XXXIII Congresso Brasileiro de Custos
17, 18 e 19 de novembro de 2026
- Porto de Galinhas / PE -

Identificação retrospectiva de rupturas de estoque no varejo alimentar: um modelo baseado em dados transacionais e seus ganhos para a gestão

Michel Verzeletti (UCS) - michel.verzeletti@gmail.com

Resumo:

A ruptura de estoque permanece como um dos principais problemas do varejo, com taxas médias globais próximas de 8% e perdas estimadas em 1,5% das receitas. Ainda assim, a literatura concentra-se no comportamento do consumidor e nas causas do fenômeno, restando escassos os estudos dedicados à sua identificação e mensuração. Os indicadores em uso derivam de auditorias visuais restritas a itens de alto giro ou de saldos de estoque sujeitos a divergências, o que sugere índices subdimensionados. Este artigo apresenta um modelo de identificação retrospectiva de rupturas totais de estoque no varejo alimentar e discute os ganhos da mensuração das ocorrências. O modelo opera exclusivamente sobre dados transacionais e parte da premissa de que um produto em falta somente volta a ser vendido após nova entrada do item, considerando o intervalo de trânsito até a área de vendas. Sua aplicação aos registros diários de venda nula produz uma base rotulada que distingue a falta de produto da ausência de demanda, dispensando saldos de inventário, previsões de demanda e conferência humana. Dessa base decorrem três ganhos. O primeiro é a mensuração abrangente do fenômeno, que incorpora itens de baixo giro e a duração das ocorrências. O segundo é a valoração das vendas perdidas, aplicável à priorização de esforços e à avaliação de iniciativas de melhoria. O terceiro é a qualificação dos históricos de demanda e a constituição de bases rotuladas para modelos preditivos. Por utilizar dados já disponíveis nos sistemas de gestão, o modelo dispensa investimentos em tecnologias dedicadas de monitoramento.

Palavras-chave: *Ruptura de Estoque, Varejo Alimentar, Mensuração*

Área temática: *Contribuições teóricas para a determinação e a gestão de custos*

Identificação retrospectiva de rupturas de estoque no varejo alimentar: um modelo baseado em dados transacionais e seus ganhos para a gestão

RESUMO

A ruptura de estoque permanece como um dos principais problemas do varejo, com taxas médias globais próximas de 8% e perdas estimadas em 1,5% das receitas. Ainda assim, a literatura concentra-se no comportamento do consumidor e nas causas do fenômeno, restando escassos os estudos dedicados à sua identificação e mensuração. Os indicadores em uso derivam de auditorias visuais restritas a itens de alto giro ou de saldos de estoque sujeitos a divergências, o que sugere índices subdimensionados. Este artigo apresenta um modelo de identificação retrospectiva de rupturas totais de estoque no varejo alimentar e discute os ganhos da mensuração das ocorrências. O modelo opera exclusivamente sobre dados transacionais e parte da premissa de que um produto em falta somente volta a ser vendido após nova entrada do item, considerando o intervalo de trânsito até a área de vendas. Sua aplicação aos registros diários de venda nula produz uma base rotulada que distingue a falta de produto da ausência de demanda, dispensando saldos de inventário, previsões de demanda e conferência humana. Dessa base decorrem três ganhos. O primeiro é a mensuração abrangente do fenômeno, que incorpora itens de baixo giro e a duração das ocorrências. O segundo é a valoração das vendas perdidas, aplicável à priorização de esforços e à avaliação de iniciativas de melhoria. O terceiro é a qualificação dos históricos de demanda e a constituição de bases rotuladas para modelos preditivos. Por utilizar dados já disponíveis nos sistemas de gestão, o modelo dispensa investimentos em tecnologias dedicadas de monitoramento.

Palavras-chave: Ruptura de Estoque. Varejo Alimentar. Mensuração.

Área Temática: Contribuições teóricas para a determinação de custos.

1. INTRODUÇÃO

A disponibilidade de produtos ao consumidor constitui um dos pilares do desempenho no varejo e, ao mesmo tempo, um de seus maiores desafios. Nesse contexto, a ruptura de estoque (*out-of-stock*) ocorre quando um produto que integra regularmente o sortimento de uma empresa não está disponível para aquisição no momento em que o consumidor manifesta sua intenção de compra. Desde o primeiro estudo sobre o tema, que relatou uma taxa de ruptura de 8,5% (Peckham, 1963), os avanços na gestão e a implementação de controles informatizados não foram capazes de alterar significativamente esse cenário. Passados mais de 40 anos, estimativas indicavam níveis médios globais em torno de 8,3% (Gruen & Corsten, 2007).

Os impactos da ruptura vão além da perda imediata de receita. A falta de um produto pode deformar a demanda não apenas do próprio item, mas também de itens a ele relacionados, distorcendo as projeções futuras e superestimando as necessidades de produtos substitutos (Cadavid, Lamouri, & Grabot, 2018; Aguiar et al., 2019). Em casos extremos, a insatisfação do cliente no momento da compra pode levá-lo à concorrência, resultando na perda da venda atual, de vendas futuras e em

prejuízos à imagem da empresa (Coelho et al., 2015). Somente em termos de faturamento, as perdas decorrentes da ruptura são estimadas em aproximadamente 1,5% das receitas totais do varejo (Papakiriakopoulos, Pramatari, & Doukidis, 2009).

No varejo alimentar brasileiro, setor que representa aproximadamente 9,02% do Produto Interno Bruto nacional (Abras, 2026), a melhoria deste indicador é essencial como diferencial em um ambiente com cada vez mais concorrentes. Os super e hipermercados, que já movimentam milhares de itens diariamente, seguem ampliando o número de itens disponíveis (*stock keeping units* – SKUs) disponíveis para seus consumidores e, consequentemente, aumentando a complexidade de gestão destes níveis de ruptura. Embora os níveis de estoque estejam disponíveis nos sistemas de informação, é comum a existência de inconsistências entre o estoque físico real e o registrado (Aguiar & Sampaio, 2013), e mesmo havendo estoque físico e sistêmico, erros operacionais podem fazer com que o item não esteja disponível ao cliente no ponto de venda (Gruen & Corsten, 2007).

A movimentação diária de milhares de itens torna inviável qualquer verificação manual abrangente da disponibilidade nas gôndolas, e a ampliação contínua do número de itens ofertados agrava essa limitação, exigindo o desenvolvimento de técnicas próprias de medição (Hausruckinger, 2006). Inferir a ruptura a partir dos registros de estoque nos sistemas de gestão encontra como obstáculo a própria fonte de dados, pois é comum haver divergência entre o estoque físico e o registro sistêmico (Aguiar & Sampaio, 2013; Usman & Caplice, 2008). Soma-se a isso o fato de que saldos corretos tampouco asseguram disponibilidade, uma vez que o produto pode estar na área de estoque da loja, e não ao alcance do consumidor (Gruen & Corsten, 2007).

A literatura sobre ruptura de estoque concentra-se em duas frentes principais: o comportamento do consumidor diante da falta de produtos e as causas subjacentes da ruptura (Aguiar et al., 2019; Coelho et al., 2015; Grant & Fernie, 2008). Há, em contrapartida, escassez de estudos dedicados à identificação e à mensuração do fenômeno. Os trabalhos existentes recorrem a verificações manuais, sem garantias de confiabilidade, e permanecem restritos a itens de alto giro (Aguiar & Sampaio, 2013; Gruen & Corsten, 2007). Estas limitações, reconhecidas como inerentes às técnicas disponíveis, exigem inspeção física do ponto de venda ou confirmação humana das ocorrências.

Essa deficiência metodológica tem consequência direta sobre os indicadores em uso. Os índices historicamente divulgados podem estar subdimensionados, por duas razões complementares. A primeira é de escopo, pois sua apuração privilegia os produtos de maior relevância comercial, deixando de fora justamente os itens de menor giro, cuja indisponibilidade é mais difícil de perceber e, por isso, tende a se prolongar. A segunda é de fonte, pois boa parte dos números divulgados por empresas e associações setoriais deriva exclusivamente dos dados de estoque, identificando a ruptura apenas pela inexistência de saldo no sistema de gestão, ignorando tanto as divergências entre o estoque físico e o registrado, que inviabilizam o uso desses registros como fonte confiável (Papakiriakopoulos, Pramatari, & Doukidis, 2009), quanto os casos em que o produto está na loja, mas não na gôndola (Gruen & Corsten, 2007). A estabilidade dos índices ao longo de seis décadas pode, assim, refletir não apenas a persistência do problema, mas também a fragilidade dos instrumentos com que ele é medido.

Essa lacuna configura um problema central de gestão do varejo alimentar, pois a ruptura que não é identificada também não é mensurada. Portanto, os custos das vendas perdidas e de suas consequências operacionais não é observado em sua

totalidade nos relatórios gerenciais e ao processo decisório. Assim, a identificação posterior das rupturas, embora não solucione um o problema já ocorrido, serve como forma de mensuração e de avaliação dos seus impactos, transformando um custo oculto em informação gerencial objetiva.

Diante do exposto, o objetivo deste artigo é apresentar um modelo de identificação retrospectiva de rupturas totais de estoque no varejo alimentar, baseado exclusivamente em dados transacionais, e discutir os ganhos informacionais, financeiros, operacionais e preditivos proporcionados pela identificação e mensuração das ocorrências. Trata-se de um trabalho de natureza propositiva, fundamentado na literatura sobre o tema, cujo modelo dispensa registros de inventário, conferência humana e investimentos em tecnologias dedicadas de monitoramento.

O artigo está estruturado em cinco seções, incluindo esta introdução. A seção 2 apresenta o referencial teórico sobre ruptura de estoque, sua identificação e mensuração. A seção 3 descreve os procedimentos metodológicos que embasam o estudo. A seção 4 apresenta o modelo proposto com os potenciais ganhos decorrentes da identificação e mensuração das rupturas e a seção 5 traz as considerações finais.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

2.1. Ruptura de estoque e seus impactos

Sob a perspectiva do cliente, a ruptura de estoque é caracterizada como a situação na qual um item regularmente disponibilizado para venda em um local específico das prateleiras não está disponível no momento da compra (Vasconcellos & Sampaio, 2009). Na literatura internacional, o termo *out-of-stock* (OOS) é abordado em um conceito mais amplo do que a mera falta de estoque, englobando os casos em que o produto está presente na loja, porém indisponível na posição correta da gôndola. Dessa forma, toda falta de estoque implica OOS, mas o contrário nem sempre é verdadeiro (Papakiriakopoulos, Pramatari, & Doukidis, 2009).

Gruen e Corsten (2007) diferenciam as formas pelas quais a ruptura ocorre: na gôndola, quando o produto não está disponível ao cliente, mas encontra-se na área de estoque da loja; na loja, quando não há produto em estoque no próprio estabelecimento; e no centro de distribuição, quando o produto falta tanto na loja quanto no centro responsável pelo seu abastecimento. Quanto à extensão, a ruptura total refere-se à falta do produto ao longo de um dia inteiro, resultando em vendas iguais a zero, enquanto a ruptura parcial corresponde à falta em um ou mais períodos do dia, implicando volume de vendas abaixo do esperado (Bayle-Tourtoulou, Laurent, & Macé, 2006).

As reações dos consumidores diante da indisponibilidade variam desde a mudança do item de compra — outro formato, tamanho ou marca — até a mudança do local de compra (Papakiriakopoulos, 2011; Aguiar et al., 2019). Essas reações explicam por que o gerenciamento eficaz da ruptura pode se tornar uma vantagem competitiva sustentável (Coelho et al., 2015). Embora as taxas variem consideravelmente entre varejistas, a maioria apresenta índices entre 5% e 10% (Papakiriakopoulos, Pramatari, & Doukidis, 2009; Usman & Caplice, 2008), não sendo incomum encontrar taxas de até 15% (Berger, 2003).

2.2. Identificação e mensuração de rupturas

A avaliação de rupturas é comumente realizada por meio de auditorias de loja, que consistem em inspeções visuais do ponto de venda. Esse processo, contudo, possui limitações relevantes: avalia a disponibilidade apenas momentaneamente, não permite medir a duração da falta, está sujeito a erros de observação e registro humano e, por restrições físicas, limita-se a amostras de categorias e lojas específicas (Bayle-Tourtoulou, Laurent, & Macé, 2006). Há ainda casos em que gestores adotam medidas para evitar espaços vazios visíveis, reduzindo artificialmente a taxa de identificação. Em conjunto com a detecção visual, são empregadas entrevistas com clientes, consultas a fornecedores e verificações simples de vendas ou estoques zerados (Montoya & Gonzalez, 2019).

Quando a confirmação dos eventos depende de verificações manuais, o processo pode apresentar falhas operacionais ou omissões capazes de comprometer a avaliação de eficiência das equipes envolvidas; quando essa etapa é terceirizada, os custos nem sempre se alinham aos resultados obtidos (Chuang, Oliva, & Liu, 2016). Como alternativas, a literatura registra o uso de etiquetas de radiofrequência (RFID) (Kucuk, 2004; Heese, 2007), o processamento de imagens do ponto de venda (Rosado et al., 2016; Andaur, Ruz, & Goycoolea, 2021) e sensores de peso nas prateleiras. Tais soluções, entretanto, exigem investimentos consideráveis para implementação. Nesse contexto, métodos analíticos baseados em dados de vendas e estoque têm apresentado resultados promissores a custos substancialmente menores (Vasconcellos & Sampaio, 2009; Hausruckinger, 2006).

Além da dificuldade de identificação, a própria métrica do fenômeno é objeto de discussão. A taxa de ruptura usualmente relaciona os itens disponíveis com o total de itens comercializados (Gruen & Corsten, 2007), conforme a equação (1):

$$Taxa\ de\ Ruptura = 1 - \frac{Número\ de\ SKUs\ nas\ gôndolas_{t,l}}{Total\ de\ SKUs\ comercializados\ pela\ loja_{t,l}} \quad (1)$$

Essa abordagem, porém, omite aspectos importantes da quantificação do impacto real, como o valor econômico, a frequência e a duração da indisponibilidade. Por isso, Hausruckinger (2006) propôs uma taxa calculada com base nas vendas perdidas, conforme a equação (2), e Bayle-Tourtoulou, Laurent e Macé (2006) propuseram a medição em termos absolutos, conforme a equação (3):

$$Taxa\ de\ Ruptura = \frac{Vendas\ perdidas\ (em\ unidades)\ por\ período}{Vendas\ esperadas\ (em\ unidades)\ por\ período} \quad (2)$$

$$Vendas\ perdidas = Vendas\ esperadas - Vendas\ realizadas \quad (3)$$

As equações (2) e (3), embora superem limitações da definição usual, baseiam-se em estimativas de vendas esperadas, o que exige alto grau de confiabilidade nas previsões. Como as demandas registradas já são influenciadas por rupturas anteriores, um índice apoiado nessas projeções tem sua assertividade comprometida (Montoya & Gonzalez, 2019). Essa constatação reforça a necessidade de métodos de mensuração que partam da identificação efetiva das ocorrências, e não de valores esperados.

2.3. Acuracidade dos registros de estoque

Os avanços nos sistemas de informação facilitaram a medição dos níveis de estoque; entretanto, é comum a ocorrência de inconsistências entre o estoque físico real e o registrado no sistema (Aguiar & Sampaio, 2013; Usman & Caplice, 2008). Essas imprecisões nos registros de inventário (inventory record inaccuracy) prejudicam as operações das empresas, principalmente por afetarem a reposição (DeHoratius & Raman, 2008). A presença de um elevado número de inconsistências inviabiliza o uso dos registros de inventário como fonte confiável para a identificação de rupturas (Papakiriakopoulos, Pramatari, & Doukidis, 2009). Essa limitação fundamenta a opção do modelo aqui proposto por utilizar exclusivamente as movimentações efetivas dos produtos — e não os saldos de estoque — como base para a identificação das ocorrências.

3. METODOLOGIA

A presente pesquisa classifica-se, quanto à natureza, como aplicada, uma vez que busca gerar conhecimento com aplicação prática, dirigido à solução de um problema específico: a ausência de identificação e mensuração das rupturas de estoque no varejo alimentar. Quanto aos objetivos, caracteriza-se como exploratória, cujo propósito é proporcionar maior familiaridade com o problema, com vistas a torná-lo mais explícito (Gil, 2002), e que se justifica quando o tema é pouco explorado e de difícil estabelecimento de hipóteses precisas e pesquisáveis (Raupp & Beuren, 2006). É o que se verifica na identificação e mensuração de rupturas, tema que permanece à margem das duas grandes correntes de investigação do fenômeno, voltadas ao comportamento do consumidor e às causas da indisponibilidade.

Quanto aos procedimentos, adota-se a pesquisa bibliográfica, desenvolvida a partir de material já elaborado, que permite reunir e confrontar as contribuições existentes sobre o tema (Gil, 2002; Raupp & Beuren, 2006). A abordagem do problema é qualitativa, pois o estudo se desenvolve por análise conceitual e argumentativa, e não por tratamento estatístico de dados (Raupp & Beuren, 2006; Richardson, 1999). O modelo proposto, contudo, é de natureza quantitativa, na medida em que converte registros transacionais em indicadores mensuráveis de ruptura, apurados para a totalidade dos itens e dos dias do período. O trabalho assume, assim, a forma de ensaio teórico-propositivo, no qual a contribuição resulta da reflexão e da argumentação lógica sobre um problema, sem coleta e teste de dados (Meneghetti, 2011), e cuja estrutura atende aos requisitos de uma proposição teórica, que deve explicitar os elementos do modelo, suas relações e a justificativa dessas relações (Whetten, 1989).

O material reunido compreende três frentes: os trabalhos que definem e dimensionam a ruptura de estoque; os estudos dedicados à sua identificação e medição, dos quais se extraíram as técnicas existentes e suas limitações; e a literatura sobre acuracidade dos registros de inventário, que fundamenta a opção por não utilizar saldos de estoque. A seleção priorizou artigos de periódicos científicos e obras de referência, nacionais e internacionais, sem recorte temporal, dada a natureza cumulativa da discussão.

O tratamento do material seguiu quatro etapas. Na primeira, as técnicas descritas na literatura foram comparadas quanto aos dados exigidos, à necessidade de intervenção humana e às limitações declaradas pelos autores, do que resultou a delimitação da lacuna. Na segunda, definiram-se as premissas do modelo e os dados necessários à sua operação, restritos às informações rotineiramente registradas pelos

sistemas de gestão. Na terceira, formulou-se a regra de identificação retrospectiva e definiu-se a estrutura da base de dados resultante, com sua articulação às formulações de taxa de ruptura do referencial teórico. Na quarta, os ganhos da identificação e da mensuração foram analisados frente às limitações das técnicas existentes.

Por fim, registra-se a limitação metodológica inerente ao delineamento adotado. Tratando-se de ensaio teórico-propositivo, o modelo é fundamentado na literatura, mas não submetido a teste empírico neste artigo, de modo que as taxas de acerto e de erro de classificação permanecem por quantificar. Essa limitação é atenuada pois além das premissas apoiarem-se em evidências já documentadas, a transparência da regra proposta permite sua auditoria e replicação.

4. MODELO DE IDENTIFICAÇÃO RETROSPECTIVA DE RUPTURAS

O modelo tem por finalidade identificar, de forma retrospectiva e integralmente automatizada, os casos efetivos de ruptura total de estoque, isto é, os dias em que um produto deixou de ser vendido por falta física do item no ponto de venda. A identificação é realizada exclusivamente a partir das movimentações transacionais registradas pelo sistema de gestão, sem recorrer a saldos de inventário, a previsões de demanda ou a qualquer verificação, conferência ou ajuste manual.

O resultado do processamento é uma base de dados rotulada, que atribui a cada combinação de produto e data um indicador binário de ruptura. Essa base cumpre duas funções distintas e complementares. A primeira é a de mensuração, pois permite apurar a frequência, a duração, a distribuição e o impacto financeiro das rupturas efetivamente ocorridas. A segunda é a de referência, fornecendo os exemplos classificados necessários à avaliação de eficácia de modelos preditivos de detecção antecipada ou mesmo de ações corretivas implementadas.

Cabe reiterar o caráter retrospectivo do procedimento. A confirmação de que houve ruptura em um determinado dia só é possível após a observação de eventos posteriores, especificamente, da próxima entrada e da próxima venda do produto. O modelo, portanto, não previne nem alerta em tempo real, mas é fundamental para a mensuração correta. Como a classificação é baseada exclusivamente em dados registrados, além da confiabilidade da avaliação, há também um ganho em padronização do indicador de rupturas de estoque.

4.1. Premissas do modelo

A regra de identificação é fundamentada em uma premissa fundamental, sustentada pela literatura sobre o comportamento operacional do varejo alimentar. Ela parte do pressuposto de que um produto que se encontra em ruptura por falta efetiva de estoque somente voltará a ser vendido mediante uma nova entrada do item na empresa. Desta forma, se a retomada das vendas de um produto só ocorre depois de uma reposição de estoque, o período sem vendas que a antecede é atribuível à indisponibilidade física, e não à ausência de demanda.

Além disso, existe um intervalo entre a entrada do produto na empresa e sua efetiva disponibilização na área de vendas. Neste caso, adota-se o período de um dia para esse trânsito, de modo que um item cuja última entrada tenha ocorrido no próprio dia analisado ou no dia imediatamente anterior ainda pode não estar acessível ao cliente. Esse parâmetro pode ser ajustado às características operacionais de cada empresa.

4.2. Dados de entrada

A unidade de análise do modelo é o par formado por um produto p e um dia d. Para cada par, consideram-se as movimentações efetivamente registradas no sistema de gestão, extraídas do ERP e condensadas em totalizações diárias por produto e por tipo de operação.

Duas classes de operação interessam ao modelo. A primeira compreende as vendas, que registram a saída do produto para o consumidor. A segunda compreende as operações responsáveis pela entrada física do item na empresa, usualmente as compras e as bonificações, às quais se somam, no caso de empresas com filiais, as transferências de entrada.

Cada registro deve conter, no mínimo, a data da movimentação, o código do produto e a quantidade movimentada. Dessas informações, a regra de identificação utiliza apenas as quantidades diárias de venda e o conjunto das datas em que houve entrada, dispensando dados de saldo, de custo ou de qualquer outra natureza.

4.3. Regras de identificação

A regra percorre, produto a produto, a sequência de dias do período e avalia exclusivamente os registros em que a venda foi nula. Essa delimitação decorre da própria definição de ruptura total, que corresponde à falta do item ao longo de um dia inteiro e, portanto, manifesta-se necessariamente em venda igual a zero (Bayle-Tourtoulou, Laurent, & Macé, 2006). Havendo qualquer venda no dia, o produto esteve disponível ao cliente e o registro é descartado sem avaliação adicional.

Aos registros de venda nula aplicam-se, em sequência, duas verificações. A primeira decorre diretamente da premissa da reposição. Desta forma, examina-se quando o produto voltou a ser vendido e se, entre o dia analisado e essa retomada, houve alguma entrada do item na loja. Se a próxima venda do produto ocorrer somente após a próxima entrada, tem-se um cenário de ruptura por falta de estoque, e o dia é classificado como tal. Assim, se as vendas só foram retomadas após a entrada efetiva do produto, significa que este não estava disponível para o consumidor.

Quando a retomada das vendas antecede qualquer nova entrada, a conclusão é oposta, ou seja, o item permanecia disponível na área de vendas e simplesmente não foi procurado naquele dia. Essa é a distinção que a regra permite estabelecer e que os indicadores convencionais não alcançam, isto é, separar a venda nula por falta de produto e a venda nula por ausência de demanda, situação frequente entre os itens de menor giro, que respondem por parcela expressiva do mix do varejo alimentar.

A segunda verificação trata dos casos em que a primeira não se confirma, mas o produto ainda não poderia estar acessível ao cliente. Nas situações em que a venda é nula e a próxima venda não ocorre somente após a próxima entrada, mas a última entrada do produto se deu no próprio dia analisado ou no dia imediatamente anterior, o registro também é considerado caso de ruptura total. Reconhece-se, assim, que o item recebido permanece indisponível durante o intervalo de trânsito entre o depósito da filial e a gôndola, ainda que o sistema já acuse a entrada, ou seja, neste período a ruptura, do ponto de vista do cliente, ainda persiste.

Não confirmada nenhuma das duas verificações, o dia é classificado como ausência de venda sem ruptura. O Quadro 2 sintetiza as notações empregadas, facilitando o entendimento da regra de identificação representada na Figura 1

Símbolo	Definição
P	Produto analisado
D	Dia sob análise
VE_e	Venda do produto *p*, em unidades, no dia *d*
d_x	Dia da próxima entrada do produto *p*, posterior a *d*
Entradas(d_x)	Quantidade de entradas do produto *p* no dia d_x
d_n	Dia da próxima venda do produto *p*, posterior a *d*
ÚltimaEntrada(*p*)	Data da última entrada registrada para o produto *p* até o dia *d*
R(*p*, *d*)	Indicador de ruptura do produto *p* no dia *d* (0 = Não; 1 = Sim)

Quadro 1. Notações utilizadas na formulação do modelo

Fonte: Elaborado pelo autor.

A Figura 1 representa a sequência completa de avaliação, com a notação empregada e as condições que asseguram que a entrada considerada seja posterior ao dia analisado e não posterior à retomada das vendas.

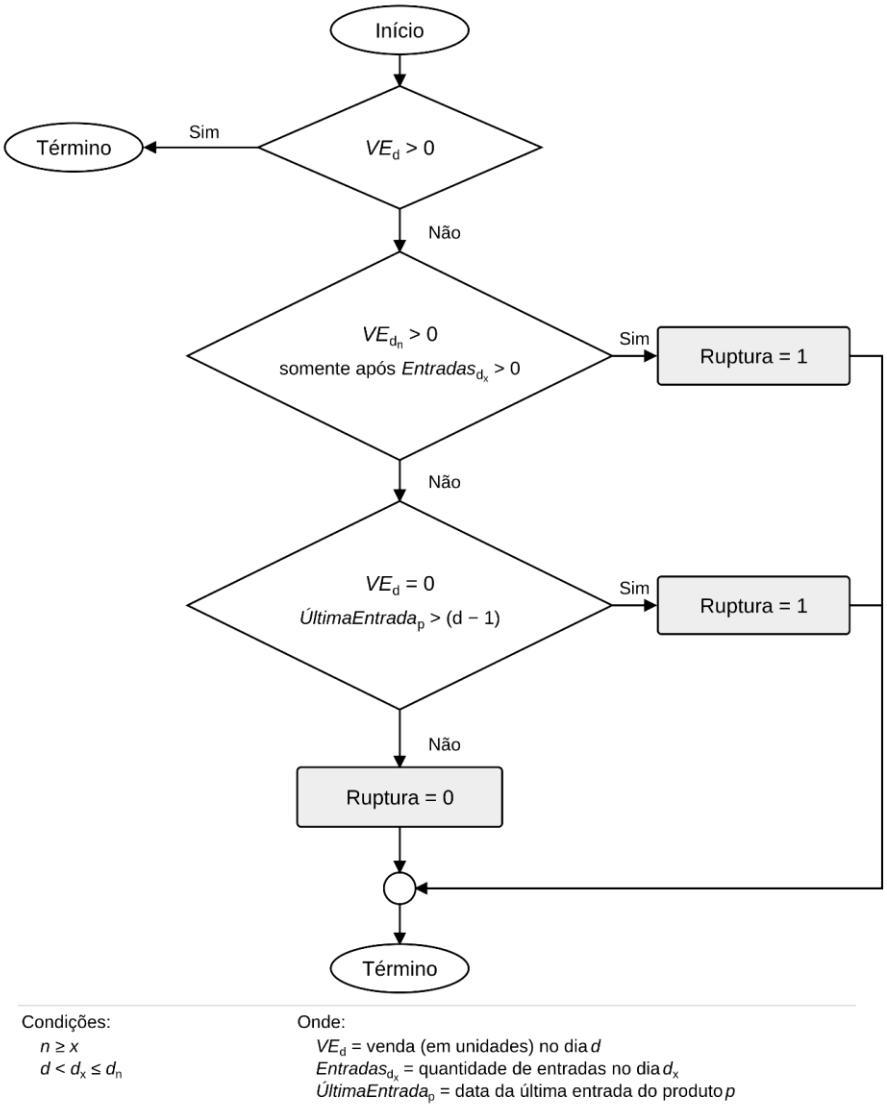


Figura 1. Diagrama de identificação retrospectiva de rupturas

Fonte: Elaborado pelo autor.

4.4. Processamento

A aplicação da regra de identificação foi implementada na linguagem Python. A escolha decorre de sua extensa biblioteca voltada para manipulação de dados, especialmente adequada a casos que envolvem grande massa de informações (McKinney, 2018), condição inerente ao varejo alimentar, em que o cruzamento de milhares de itens com a totalidade dos dias de um exercício produz centenas de milhares de registros diários a avaliar. Somam-se a esse motivo o fato de se tratar de linguagem livre e de código aberto, o que elimina custos de licenciamento e amplia a acessibilidade do modelo, e sua ampla difusão na literatura de mineração de dados e aprendizado de máquina aplicada à previsão de demanda e à detecção de rupturas, o que favorece a comparabilidade e a continuidade metodológica em relação a estudos anteriores.

A partir da extração dos dados necessários e de sua totalização diária de acordo com as descrições anteriores, estes podem ser processados através do algoritmo desenvolvido. Para isso, a regra de identificação é aplicada sobre essa base consolidada, percorrendo, para cada produto, a sequência ordenada de dias e consultando, para cada registro de venda nula, a próxima entrada, a próxima venda e a última entrada registrada.

O procedimento é determinístico e não possui parâmetros a estimar, à exceção do intervalo de trânsito interno, quando necessário. Sua complexidade é linear em relação ao número de registros diários, o que dispensa infraestrutura computacional específica. Desta forma, o processamento de milhares de itens ao longo de um exercício completo é executável em um computador pessoal, com as bibliotecas usuais de manipulação de dados. Essa característica distingue o modelo das abordagens apoiadas em algoritmos robustos de aprendizado de máquina, que demandam capacidade computacional considerável e investimentos nem sempre ao alcance de empresas de menor porte ou de pesquisadores.

Em atenção aos princípios de transparência e replicabilidade, o código-fonte do algoritmo desenvolvido encontra-se publicamente disponível em repositório Git, sob a denominação "*Out-of-Stock-Identification"* (Anônimo, 2026). Como variáveis de entrada, o modelo utiliza apenas a data a ser avaliada, o código do produto, a data da última entrada, a data da próxima venda e a data da próxima entrada. A abertura do código permite que a regra seja auditada em seus detalhes de implementação, replicada em outras bases transacionais e estendida por pesquisas futuras.

O produto do processamento é uma base rotulada descrita no Quadro 2, cuja estrutura mínima comporta três campos.

Campo	Descrição
Data	Data da movimentação
Código	Código do produto movimentado
Ruptura	Indicador de ruptura (0 = Não, 1 = Sim)

Quadro 2. Estrutura da base rotulada de rupturas

Fonte: Elaborado pelo autor.

A simplicidade da estrutura é intencional, pois, ao vincular-se apenas às chaves de produto e data, a base articula-se diretamente com as demais dados e tabelas do ERP, permitindo o cruzamento com a estrutura mercadológica, com os valores de venda, com os prazos de reposição e outras informações pertinentes para a análises

posteriores. Desse cruzamento derivam as apurações discutidas na seção seguinte do artigo, entre as quais as taxas de ruptura por período, categoria ou fornecedor; a duração de cada ocorrência, obtida pelo agrupamento de dias consecutivos com indicador positivo; a proporção do intervalo entre reposições em que o item permaneceu indisponível; e a valoração das vendas perdidas a partir do comportamento de venda do próprio item.

4.5. Apuração das taxas de ruptura

A base rotulada descrita na subseção anterior é o insumo para o cálculo das taxas de ruptura apresentadas nas equações anteriores. A taxa mais utilizada é representada pela equação (1) e requer duas quantidades. A primeira, o número de itens indisponíveis, é obtida pela contagem dos registros com indicador igual a um, para cada dia. A segunda, o total de itens comercializados, corresponde ao mix ativo e é informada através do cadastro de produtos. A razão entre ambas fornece a taxa de ruptura. Como o indicador é atribuído a todos os itens em todos os dias do período, a taxa pode ser apurada diariamente e agregada por qualquer dimensão disponível no sistema de gestão, como categoria mercadológica, fornecedor, loja ou dia da semana.

Já as equações (2) e (3) representam a ruptura a partir dos valores perdidos de vendas. Estas equações requerem a estimativa das vendas esperadas, que a base rotulada permite calcular sem recorrer a modelos de previsão. Através do cruzamento com informações internas da empresa, para cada produto, selecionam-se os dias com indicador igual a zero, nos quais o item esteve disponível, e calcula-se a média diária de venda observada nesse conjunto. Os dias sem venda por ausência de demanda são mantidos no cálculo, pois integram o comportamento normal do item. Os dias em ruptura são excluídos, o que evita a contaminação das médias apontada pela literatura.

A equação (3) também se resolve com a média de vendas diárias. Nos dias em ruptura a venda realizada é nula, por definição de ruptura total. As vendas perdidas de um produto correspondem, portanto, à sua média diária em condição de disponibilidade multiplicada pelo número de dias em ruptura. A soma para todos os produtos fornece as vendas perdidas do período em unidades. A conversão em valor monetário utiliza o preço médio praticado dos dias disponíveis.

A equação (2) é a razão entre as vendas perdidas e as vendas esperadas do período, estas obtidas pela média diária em condição de disponibilidade aplicada ao total de dias. O indicador difere do da equação (1) porque pondera as ocorrências pelo volume de vendas de cada item. Calculado em valor, expressa o percentual de receita não realizada, o que o torna comparável às estimativas de aproximadamente 1,5% relatadas na literatura (Papakiriakopoulos, Pramatari, & Doukidis, 2009).

As três taxas provêm de uma mesma fonte e dispensam saldos de inventário, previsões de demanda e verificações manuais. Por captarem apenas as rupturas totais decorrentes de falta física do produto, devem ser interpretadas como limite inferior da indisponibilidade percebida pelo cliente.

4.6. Escopo, casos de contorno e limitações

O modelo identifica exclusivamente rupturas totais decorrentes de falta física do produto. Não são capturadas as rupturas parciais (a falta do item durante apenas parte do dia, que se manifesta em volume de vendas inferior ao esperado, e não em

venda nula), nem as situações de indisponibilidade na gôndola com estoque presente na loja, compreendidas no conceito mais amplo de *out-of-stock*. Essa delimitação é deliberada, pois ambas as modalidades exigiriam, respectivamente, estimativas de demanda esperada e verificação física do ponto de venda, reintroduzindo as fontes de imprecisão que o modelo busca evitar.

Alguns casos de contorno merecem tratamento explícito na implementação. Produtos sem venda posterior até o final do período analisado não permitem a verificação da condição de ruptura, devendo ser tratados por truncamento da série ou excluídos da apuração, conforme o objetivo da análise. Itens altamente perecíveis, com reposição diária, e itens sazonais tendem a produzir classificações distorcidas, e necessitam de análise dos objetivos. Por fim, o intervalo de trânsito interno deve ser revisto em estruturas operacionais distintas, como lojas abastecidas diretamente por fornecedores ou sem depósito próprio.

Como toda regra determinística, o modelo está sujeito a erros de classificação em situações particulares, por exemplo, quando a retomada das vendas coincide fortuitamente com uma entrada não relacionada à indisponibilidade. A avaliação empírica dessas taxas de erro, bem como a extensão da regra às rupturas parciais, pode integrar a agenda de pesquisas futuras.

4.7. Ganhos na identificação e mensuração das rupturas

A identificação das rupturas já ocorridas não evita as perdas que lhe deram origem, mas produz uma medição de extrema importância para a gestão. É dessa medição que decorrem os demais ganhos, que vão desde a valoração das perdas à qualificação das informações que alimentam as decisões futuras.

O primeiro ganho é, portanto, a própria existência de uma medição objetiva e abrangente. A taxa de ruptura passa a ser calculada sobre ocorrências efetivamente identificadas, dia a dia, para a totalidade dos itens, e não apenas para amostras de produtos de alto giro verificadas em auditorias pontuais. Com isso, eliminam-se as duas distorções típicas das medições tradicionais: a superestimação produzida por verificações simplistas baseadas na ausência de vendas, que confundem a venda nula por falta de demanda com a venda nula por falta de produto, e a subestimação produzida por inspeções momentâneas, que não capturam a duração dos eventos (Bayle-Tourtoulou, Laurent, & Macé, 2006; Montoya & Gonzalez, 2019).

A distinção entre ausência de demanda e falta de produto é particularmente relevante para os itens de baixo giro, que naturalmente apresentam dias sem venda e, por isso, escapam tanto das verificações automatizadas simples quanto do acompanhamento das equipes comerciais. Ao incorporar esses itens à medição, o modelo revela a magnitude real do problema, que usualmente é subdimensionada nos índices divulgados, permitindo recortes analíticos antes inviáveis, como taxas por dia da semana, por categoria de produtos, por loja, por fornecedor ou, até mesmo, por intervalo de reposição.

Além da frequência, a base rotulada permite mensurar a duração de cada ocorrência, uma dimensão inacessível às auditorias pontuais e essencial para a avaliação do impacto. Ocorrências longas de itens de baixo giro podem permanecer meses sem gerar qualquer alerta nos controles convencionais. Assim, com a identificação retrospectiva, tornam-se visíveis e quantificáveis, inclusive em métricas operacionais como o percentual do intervalo entre reposições em que o item permanece indisponível.

Conhecidas a frequência e a duração das ocorrências, o passo seguinte é a sua valoração. A mensuração das rupturas transforma o custo oculto das vendas

perdidas em informação gerencial passível de valoração, pois, com as ocorrências identificadas e conhecido o valor médio diário de venda de cada item, as vendas perdidas podem ser estimadas. Essa apuração mostra-se mais efetiva do que as alternativas usuais, uma vez que parte de ocorrências reais e do comportamento efetivo de venda do próprio item, e não de previsões de demanda cuja assertividade já está comprometida pelas rupturas anteriores (Montoya & Gonzalez, 2019).

Essa valoração habilita um conjunto de decisões típicas da gestão de custos. As perdas passam a ser priorizáveis por relevância econômica, permitindo concentrar esforços nos itens, categorias e fornecedores responsáveis pelos maiores montantes, ou seja, uma verdadeira curva ABC das rupturas. Iniciativas de melhoria, como o aumento de estoques de segurança, a revisão de intervalos de reposição ou a contratação de serviços de monitoramento, passam a ter seu custo-benefício avaliável contra uma linha de base mensurada. Torna-se possível, ainda, a comparação entre empresas, categorias e períodos, sem a necessidade de levantamentos preliminares, uma vez que o modelo permite avaliações retroativas sobre todo o histórico transacional disponível.

A relevância dessa valoração é dimensionada pela própria literatura, que estima perdas de aproximadamente 1,5% das receitas totais do varejo em decorrência das rupturas (Papakiriakopoulos, Pramatari, & Doukidis, 2009). Em um setor caracterizado por margens estreitas, como o varejo alimentar, a simples visibilidade dessas perdas já representa contribuição relevante, pois a recuperação de fração desse montante pode superar o resultado de esforços tradicionais de redução de despesas.

Os ganhos, contudo, não se esgotam na valoração do que já se perdeu. A identificação das rupturas já ocorridas qualifica também as demais informações da empresa, a começar pelos históricos de venda utilizados nas previsões de demanda, que são contaminados pelas indisponibilidades. Como períodos em ruptura registram demanda artificialmente nula, eles distorcem médias e sazonalidades e retroalimentam novas rupturas por meio de pedidos subdimensionados (Cadavid, Lamouri, & Grabot, 2018; Montoya & Gonzalez, 2019). Com as ocorrências identificadas, esses períodos podem ser tratados adequadamente nos modelos de previsão, interrompendo o ciclo de retroalimentação do problema.

A base rotulada constitui, ainda, o insumo essencial para o avanço dos métodos de detecção antecipada. Abordagens de aprendizado supervisionado exigem exemplos classificados para treinamento e validação (Rosado et al., 2016; Andaur, Ruz, & Goycoolea, 2021), e a avaliação de eficácia de qualquer modelo preditivo pressupõe o conhecimento das ocorrências reais. A identificação retrospectiva fornece essa referência de forma automatizada e em escala, substituindo as confirmações manuais utilizadas em estudos anteriores e viabilizando pesquisas e aplicações que dependem de dados rotulados.

Cabe destacar, por fim, que todos esses ganhos são obtidos a baixo custo. Diferentemente das alternativas baseadas em etiquetas de radiofrequência, sensores de peso ou processamento de imagens, que exigem investimentos consideráveis em infraestrutura, o modelo utiliza dados já produzidos pelos sistemas de gestão das empresas e pode ser implementado com ferramentas comuns de manipulação de dados. Essa característica o torna acessível inclusive a varejistas de menor porte, democratizando uma medição que, até então, estava restrita a grandes operações ou a projetos de pesquisa com verificação manual.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este artigo propôs um modelo de identificação retrospectiva de rupturas totais de estoque no varejo alimentar, baseado exclusivamente em dados transacionais, e discutiu os ganhos decorrentes da identificação e mensuração das ocorrências. Partindo da premissa de que um produto em falta somente volta a ser vendido após nova reposição, o modelo rotula de forma automatizada os registros diários de venda nula, distinguindo a ausência de demanda da falta efetiva de produto, sem depender de registros de inventário, previsões de demanda ou conferência humana.

O argumento central é que a identificação posterior das rupturas, embora não solucione o problema já ocorrido, é pré-requisito de qualquer gestão eficaz do fenômeno, pois não se pode gerenciar o que não é medido. Os ganhos decorrentes da aplicação do modelo podem ser agrupados em três dimensões. A primeira é a mensuração abrangente do fenômeno, que incorpora os itens de baixo giro e a duração das ocorrências, dimensões ausentes das auditorias pontuais e dos indicadores derivados apenas de saldos de estoque. A segunda é a valoração das vendas perdidas, aplicável à priorização de esforços e à avaliação do custo-benefício de iniciativas de melhoria. A terceira é a qualificação dos históricos de demanda e a constituição de bases rotuladas para o desenvolvimento de modelos preditivos. Todas essas contribuições são obtidas a partir de dados já disponíveis nas organizações, sem a necessidade de investimento em tecnologias dedicadas de monitoramento.

Para o ambiente acadêmico, o modelo oferece uma alternativa metodológica às confirmações manuais que limitam os estudos de identificação e mensuração de rupturas, permitindo avaliações retroativas em escala e a construção de bases rotuladas para pesquisas futuras. Para o ambiente empresarial, transforma um custo oculto em informação gerencial objetiva, com aplicações imediatas na gestão de custos, no planejamento e no controle das operações do varejo alimentar.

O modelo possui limitações que devem ser consideradas. Ele identifica apenas rupturas totais, ou seja, dias inteiros sem venda por falta efetiva de estoque, não capturando rupturas parciais nem casos de indisponibilidade na gôndola com estoque presente na loja. Além disso, o período de trânsito entre depósito e ponto de venda pode requerer ajustes em diferentes estruturas operacionais. Vale salientar que, por seu caráter retrospectivo, o modelo não substitui mecanismos de detecção antecipada, mas fornece a base para o seu desenvolvimento.

Pesquisas futuras podem aplicar empiricamente o modelo em diferentes empresas e setores do varejo, quantificando os ganhos aqui discutidos e utilizar as bases rotuladas resultantes no desenvolvimento de modelos preditivos de detecção antecipada, integrados à previsão de demanda e ao restante da cadeia de suprimentos.

REFERÊNCIAS

Abras (Associação Brasileira de Supermercados). (2026). *Ranking ABRAS 2026*. São Paulo: ABRAS. Recuperado de https://www.abras.com.br/dados-ranking-2026

Aguiar, F. H. O. de, Morano, R. S., Barrichello, A., Fracasso, E., Pinho, F. L. de, Toma, M. O., & Amaral, N. F. do (2019). Comportamento do consumidor frente à ruptura de estoque. *South American Development Society Journal*, 5(13), 108-126.

Aguiar, F. H. O. de, & Sampaio, M. (2013). Definição de processo para tratar a ruptura de estoque no varejo de alimentos. *GEPROS: Gestão da Produção, Operações e Sistemas*, 8(2), 67-82.

Andaur, J. M., Ruz, G. A., & Goycoolea, M. (2021). Predicting out-of-stock using machine learning: an application in a retail packaged foods manufacturing company. *Electronics*, 10(22), 2787.

Anônimo. (2026). *Out-of-Stock Identification* [código-fonte]. Recuperado de https://anonymous.4open.science/r/Out-of-Stock-Identification

Bayle-Tourtoulou, A.-S., Laurent, G., & Macé, S. (2006). Assessing the frequency and causes of out-of-stock events through store scanner data. *Les Cahiers de Recherche*, No. 830. Paris: HEC Paris.

Cadavid, J. P. U., Lamouri, S., & Grabot, B. (2018, julho). Trends in machine learning applied to demand & sales forecasting: a review. *Anais da International Conference on Information Systems, Logistics and Supply Chain*, Lyon, França.

Chuang, H. H. C., Oliva, R., & Liu, S. (2016). On-shelf availability, retail performance, and external audits: a field experiment. *Production and Operations Management*, 25(5), 935-951.

Coelho, A. G. da C., Afonso, T., Camilo, R., & Afonso, B. P. D. (2015). Inovando a gestão de rupturas e percepção do risco no varejo de autosserviço. *Anais do Simpósio Internacional de Gestão de Projetos, Inovação e Sustentabilidade*, São Paulo, SP, Brasil, 4.

DeHoratius, N., & Raman, A. (2008). Inventory record inaccuracy: an empirical analysis. *Management Science*, 54(4), 627-641.

Berger, R. Optimal Shelf Availability-Increasing Shopper Satisfaction at the Moment of Truth. *Scientific Research Publishing*, p. 10–23, 2003.

Gil, A. C. (2002). *Como elaborar projetos de pesquisa* (4a ed.). São Paulo: Atlas.

Grant, D. B., & Fernie, J. (2008). Research note: exploring out-of-stock and on-shelf availability in non-grocery, high street retailing. *International Journal of Retail & Distribution Management*, 36(8), 661-672.

Gruen, T. W., & Corsten, D. (2007). A comprehensive guide to retail out-of-stock reduction in the fast-moving consumer goods industry. Washington, DC: *Grocery Manufacturers of America*.

Hausruckinger, G. (2006). Approaches to measuring on-shelf availability at the point of sale. *Brussels: ECR Europe*.

Heese, H. S. (2007). Inventory record inaccuracy, double marginalization, and RFID adoption. *Production and Operations Management*, 16(5), 542-553.

Kucuk, S. U. (2004). Reducing the out-of-stock costs in a developing retailing sector. *Journal of International Consumer Marketing*, 16(3), 75-104.

McKinney, W. (2018). *Python para análise de dados: tratamento de dados com pandas, NumPy e IPython*. São Paulo: Novatec.

Meneghetti, F. K. (2011). O que é um ensaio-teórico? *Revista de Administração Contemporânea*, 15(2), 320-332.

Montoya, R., & Gonzalez, C. (2019). A hidden Markov model to detect on-shelf out-of-stocks using point-of-sale data. *Manufacturing & Service Operations Management*, 21(4), 932-948.

Papakiriakopoulos, D. (2011). Developing a mechanism to support decisions for products missing from the shelf. *Journal of Decision Systems*, 20(4), 417-441.

Papakiriakopoulos, D., Pramatari, K., & Doukidis, G. (2009). A decision support system for detecting products missing from the shelf based on heuristic rules. *Decision Support Systems*, 46(3), 685-694.

Peckham, J. O. (1963). *The consumer speaks. Journal of Marketing*, 27(4), 21-26.

Raupp, F. M., & Beuren, I. M. (2006). Metodologia da pesquisa aplicável às ciências sociais. In I. M. Beuren (Org.), *Como elaborar trabalhos monográficos em contabilidade: teoria e prática* (3a ed., pp. 76-97). São Paulo: Atlas.

Richardson, R. J. (1999). *Pesquisa social: métodos e técnicas* (3a ed.). São Paulo: Atlas.

Rosado, L., Gonçalves, J., Costa, J., Ribeiro, D., & Soares, F. (2016). Supervised learning for out-of-stock detection in panoramas of retail shelves. *Anais da IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques*, Chania, Grécia, 406-411.

Usman, K., & Caplice, C. (2008). *Determination of drivers of stock-out performance of retail stores using data mining techniques* (Dissertação de mestrado). Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, MA.

Vasconcellos, L. H. R., & Sampaio, M. (2009). The stockouts study: an examination of the extent and the causes in the São Paulo supermarket sector. *BAR – Brazilian Administration Review*, 6(3), 263-279.

Whetten, D. A. (1989). What constitutes a theoretical contribution? *Academy of Management Review*, 14(4), 490-495.