

UNIVERSIDADE DO VALE DO RIO DOS SINOS — UNISINOS
UNIDADE ACADÊMICA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO E SISTEMAS
NÍVEL DOUTORADO

WAGNER LOURENZI SIMÕES

MODELO DE PRECIFICAÇÃO DINÂMICA DE PRODUTOS COM CURTO CICLO DE VIDA
BASEADO NO PROBLEMA DO JORNALEIRO

SÃO LEOPOLDO
2021

Wagner Lourenzi Simões

MODELO DE PRECIFICAÇÃO DINÂMICA DE PRODUTOS COM CURTO CICLO DE VIDA
BASEADO NO PROBLEMA DO JORNALEIRO

Tese apresentada como requisito parcial para
a obtenção do grau de Doutor pelo Programa
de Pós-Graduação em Engenharia de
Produção e Sistemas da Universidade do Vale
do Rio dos Sinos — UNISINOS

Orientador:
Prof. Dr. André L. Korzenowski

São Leopoldo
2021

S593m Simões, Wagner Lourenzi.
Modelo de precificação dinâmica de produtos com
curto ciclo de vida baseado no problema do jornaleiro / por
Wagner Lourenzi Simões. – 2021.
124 f. : il. ; 30 cm.

Tese (doutorado) — Universidade do Vale do Rio dos
Sinos, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de
Produção e Sistemas, São Leopoldo, RS, 2021.
“Orientador: Dr. André L. Korzenowski”.

1. Varejo. 2. Produtos com curto ciclo de vida.
3. Precificação dinâmica. 4. Aprendizagem de máquina.
5. Problema do jornaleiro. I. Título.

CDU: 658.8.03:004.89

ATA DEPS-T 10/2021

Aos trinta e um dias do mês de agosto do ano de 2021, às 9h, reuniu-se a Comissão Examinadora de Defesa de Tese composta pelos professores: Prof. Dr. André Luis Korzenowski (Orientador) da UNISINOS (*por webconferência*); Prof. Dr. Luiz Alberto Oliveira Rocha da UNISINOS (*por webconferência*); Prof. Dr. Gabriel Sperandio Milan da UNISINOS (*por webconferência*); Prof. Dr. Tiago Wickstrom Alves da UNISINOS (*por webconferência*); e o Prof. Dr. Leonardo Dagnino Chiwiacowsky da UCS (*por webconferência*) para analisar e avaliar a Tese intitulada **“PRECIFICAÇÃO DINÂMICA DE PRODUTOS COM CURTO CICLO DE VIDA: Um modelo para o Varejo 4.0 baseado no problema do jornaleiro”**, do aluno **Wagner Lourenzi Simões** (*por webconferência*), candidato ao título de Doutor em Engenharia de Produção e Sistemas. Após a apresentação, arguição e defesa, a Banca atribuiu os seguintes **conceitos**:

Prof. Dr. Luiz Alberto Oliveira Rocha – UNISINOS	Conceito: <u> Aprov. </u>
Prof. Dr. Gabriel Sperandio Milan – UNISINOS	Conceito: <u> Aprov. </u>
Prof. Dr. Tiago Wickstrom Alves – UNISINOS	Conceito: <u> Aprov. </u>
Prof. Dr. Leonardo Dagnino Chiwiacowsky – UCS	Conceito: <u> Aprov. </u>

A Tese obteve o **Conceito Final**: APROVADO

Ocorreu alteração do título? () Não (X) Sim. Qual? **MODELO DE PRECIFICAÇÃO DINÂMICA DE PRODUTOS COM CURTO CICLO DE VIDA BASEADO NO PROBLEMA DO JORNALEIRO**

As alterações sugeridas pela Banca Examinadora são as seguintes:

 A banca solicitou adequações de linguagem e correção das notações. Alinhar o uso de expressões e remover do contexto e título a expressão Varejo 4.0 .


O aluno deverá apresentar a versão final do trabalho com as modificações propostas pela Banca Examinadora da Tese, no prazo máximo de 30 dias, mediante supervisão do Orientador. O resultado da banca é de consenso entre os avaliadores. A Ata de Defesa é assinada pelos membros que participaram da sessão de forma presencial, esta atividade foi realizada integralmente em modo online para atender às recomendações da OMS e Ministério da Saúde com relação ao covid-19. A emissão do diploma está condicionada a entrega da Versão Final da Tese.

São Leopoldo, 31 de agosto de 2021

Professor Orientador: Prof. Dr. André Luis Korzenowski

Assinatura: 

Coordenador do PPG: Prof. Dr. Luiz Alberto Oliveira Rocha

Assinatura: 

Secretária: Tana Cassia Malacarne Martins

Assinatura: 

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus pela oportunidade de conclusão exitosa desta tese, mesmo em meio ao cenário que o mundo vive. À minha família, que sempre foi a base de sustento nos momentos difíceis e a grande motivação nos momentos de maior esforço, em especial à minha doce Letícia Oliveira Wessolowski e o pequeno Heitor, recém chegado em meio ao turbilhão de finalização da tese e da pandemia. Ao meu orientador Prof. Dr. André Luis Korzenowski pelos ensinamentos, palavras de incentivo e o companheirismo ao longo da jornada. Ao amigo Dr. Macáliston Gonçalves da Silva, grande incentivador desta empreitada desde os idos de 2013 quando ainda era meu professor na graduação em engenharia de produção e que sempre tinha alguma palavra de incentivo nas nossas conversas de estacionamento quando as coisas complicavam ao longo do desenvolvimento da tese. Ao amigo Dr. Rodrigo Dalla Vecchia, que foi o incentivador para que eu escrevesse meu primeiro artigo e despertou meu interesse por esta carreira acadêmica. Agradeço também aos colegas Christopher Rosa Pohlmann, Davenilcio Luiz de Souza e Lucas Schmidt Goecks com os quais sempre encontrei uma mão estendida nos momentos em que precisei de auxílio. E não poderia deixar de agradecer à Tana Cássia Malacarne Martins, pessoa na qual os alunos do PPG sempre encontram gentileza e acolhimento para suas dúvidas.

RESUMO

O varejo de produtos com curto ciclo de vendas (*short shelflife*) apresenta desafios extras em relação ao varejo de bens não perecíveis. Uma vez que estes possuem ciclo de vida finito, todo o inventário deve ser vendido até que o produto atinja sua data de expiração, quando há perda total ou parcial do valor de mercado. Neste contexto, os varejistas se deparam com o desafio de precificar os seus produtos, uma vez que preços muito elevados podem gerar perdas por sobre de inventário obsoleto e, preços muito baixos reduzem a receita e consequentemente o lucro da empresa. O uso de ferramentas que permitam a precificação dinâmica dos produtos com base nas características da sua demanda e dos seus consumidores pode proporcionar um diferencial competitivo às empresas de varejo. O volume de dados necessários e a complexidade desta operação por vezes torna inviável sua aplicação, porém o avanço da tecnologia e técnicas computacionais podem auxiliar os varejistas nesta tarefa. Dentre as técnicas que podem auxiliar nesta tarefa estão os algoritmos de aprendizado de máquina. Para a solução deste problema foi proposto um modelo de análise de demanda e recomendação da precificação, implementado por meio de um artefato computacional combinando o uso de redes neurais artificiais para previsão de demanda, um modelo para a solução do problema do jornaleiro para o dimensionamento do estoque necessário para atendimento da demanda projetada e um modelo de precificação para a remarcação dos preços ao longo do período de vendas, com o objetivo de maximizar o lucro de forma concomitante à minimização das perdas por excesso de inventário ao final do período de vendas. O artefato construído permitiu a prática da precificação dinâmica sob a ótica de duas proposições, remarcações espaçadas ao longo do período de vendas para aplicação em situações nas quais o varejo lida com clientes de comportamento míope e outra de remarcações contínuas seguindo uma curva de degeneração do valor percebido pelo consumidor para situações nas quais o varejo lida com clientes de comportamento estratégico. Ademais, os resultados indicam que o uso do modelo proposto pode trazer benefícios ao planejamento de campanhas de vendas, permitindo mais agilidade e precisão na precificação.

Palavras-chave: Varejo, Produtos com curto ciclo de vida, Precificação dinâmica, Aprendizagem de máquina, Problema do jornaleiro.

ABSTRACT

Short life products retailing presents extra challenges when compared to retailing of non-perishable goods. Since these have a finite shelflife, all inventory must be sold until the product reaches its expiration date, when occur total or partial market value loss. In this context, retailers face the challenge of pricing their products, since high prices can generate losses due to obsolete inventory and low prices can reduce the revenue and consequently the company's profit. Using tools that allow dynamic pricing of products based on the characteristics of their demand and their consumers can provide a competitive advantage to retail companies. The high volume of data needed and the complexity of this operation sometimes make its application unfeasible, but the advancement of technology and computational techniques can help retailers in this task. Among the techniques that can help this task is the machine learning algorithms. To solve this problem, a computational artifact was proposed combining the use of artificial neural networks for demand forecasting, a model for solving the newsvendor problem for sizing the inventory needed to meet the projected demand and a pricing model for markdown prices throughout the sales period, with the objective of maximizing the profit while minimizing losses due to excess inventory at the end of the sales season. The constructed artifact allowed the dynamic pricing practice from two propositions perspective, spaced discrete markdowns along the sales season for application in situations which the retailer deals with short-sighted customers and another of continuous markdowns following a customer perceived value degeneration curve for situations which retailer deals with strategic behavior customers. In addition, the results indicate that its use can bring benefits to the sales campaigns planning, allowing more agility and precision in pricing.

Keywords: Retailing, short shelflife products, Dinamic pricing, machine learning, The newsvendor problem.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Crescimento do consumo famílias brasileiras	12
Figura 2: Curva de demanda individual	23
Figura 3: Aumento na renda provoca deslocamento da curva de demanda	26
Figura 4: A diminuição da renda do consumidor provoca um deslocamento da curva para a esquerda	27
Figura 5: Curvas de demanda de bem inferior	28
Figura 6: O aumento do preço do bem A provoca mudança na curva de demanda do bem B	30
Figura 7: Curvas de demanda dos bens complementares A e B	31
Figura 8: Mudanças no gosto do consumidor alteram as quantidades demandadas a mesmo preço	32
Figura 9: Expectativa de aumento da renda e a demanda de um bem	34
Figura 10: Processo de deterioração do estoque	46
Figura 11: Linhas de pesquisa em inteligência artificial	57
Figura 12: Classificações da Inteligência artificial	58
Figura 13: Estrutura de um neurônio biológico (HAYKIN, 2010)	61
Figura 14: Estrutura de um neurônio artificial (HAYKIN, 2010)	61
Figura 15: Esquema de aprendizado supervisionado Fonte: (FIORIN et al., 2011)	64
Figura 16: Loop de uma Rede Neural Recorrente (DHRUV; NASKAR, 2020)	66
Figura 17: Sequência de etapas da construção da base teórica	71
Figura 18: Fluxo de construção da rede neural	76
Figura 19: Fluxo de informação no artefato	90
Figura 20: Topologia da rede neural artificial	95
Figura 21: Curva de demanda obtida pelo artefato	97
Figura 22: Curva Lucro x Desconto aplicado	101

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Escala de demanda	22
Tabela 2: Um aumento na renda provoca aumento na escala de demanda	25
Tabela 3: Uma diminuição na renda provoca uma redução nas quantidades demandadas	26
Tabela 4: Variáveis importantes no controle de inventário identificadas por Bhattacharjee e Ramesh (2000)	43
Tabela 5: Definições da literatura para IA	58
Tabela 6: Método de Trabalho	70
Tabela 7: Legenda da Tabela 8	80
Tabela 8: Classificação dos artigos	80
Tabela 9: <i>Inputs/Outputs</i> identificados na literatura	85
Tabela 10: Resultados da execução do exemplo 1	102
Tabela 11: Resultados do exemplo 2	103
Tabela 12: Lucro projetado e descontos para diferentes valores de θ	103

LISTA DE SIGLAS

ANN	<i>Artificial Neural Network</i>
DLNN	<i>Deep Learning Neural Network</i>
DSR	<i>Design Science Research</i>
IA	<i>Inteligência Artificial</i>
IBGE	<i>Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística</i>
IPCA	<i>Índice de preços ao consumidor amplo</i>
KO	<i>Kernel-weights optimization</i>
ONS	<i>Office for National Statistics</i>
RNA	<i>Rede Neural Artificial</i>
SLP	<i>Short life product</i>
SVM	<i>Support vector Machine</i>
SVR	<i>Support Vector regression</i>

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	12
1.1 Definição do problema	14
1.2 Objetivos	14
1.2.1 Objetivos específicos	15
1.3 Justificativa	15
1.4 Delimitações do trabalho	16
1.5 Estrutura do documento	16
2 REFERENCIAL TEÓRICO	18
2.1 Demanda	18
2.1.1 Utilidade total e utilidade marginal	19
2.2 Fatores influenciadores de demanda do consumidor	20
2.2.1 A relação entre a quantidade demandada e o preço do bem	22
2.2.2 Relações entre a demanda de um bem e a renda do consumidor	25
2.2.3 Relações entre a demanda de um bem e o preço de outros bens	29
2.2.4 Relação entre a demanda de um bem e o gosto do consumidor	31
2.2.5 A relação da demanda com as expectativas sobre o comportamento futuro dos preços, renda ou disponibilidade	33
2.2.6 Demanda e elasticidade-preço da demanda	34
2.2.7 Taxa de desemprego e seu efeito sobre a demanda	37
2.3 Precificação dinâmica	38
2.3.1 Estratégias de precificação	38
2.3.2 Precificação dinâmica	39
2.3.3 Modelos de precificação dinâmica	43
2.4 Produtos com curto ciclo de venda	45
2.4.1 Varejo de produtos com curto ciclo de vida e suas especificidades	45
2.4.2 O problema do jornaleiro	47
2.4.3 Precificação dinâmica no varejo de produtos com curto ciclo de vida	50
2.5 Métodos econométricos e de análise de dados	51
2.5.1 Índice de preços ao consumidor	51
2.5.2 Previsão de demanda	51
2.5.3 Séries temporais	53
2.5.4 Inteligência artificial	54
2.5.5 Machine Learning	57
2.5.6 Redes Neurais Artificiais	59
3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS	68
3.1 Classificação da pesquisa	68
3.2 Design Science Research	69
3.3 Método de trabalho	70
3.3.1 Fase de conscientização do problema	71
3.3.2 Fase de sugestão	74
3.3.3 Fase de desenvolvimento	75
3.3.4 Fase de avaliação	77
3.3.5 Fase de conclusão	78

4 SÍNTESE DA PESQUISA TEÓRICA	79
4.1 Fatores determinantes	82
4.1.1 Objetivos	82
4.1.2 Natureza do produto	82
4.1.3 Natureza do desconto	83
4.1.4 Comportamento do cliente	83
4.1.5 Natureza da demanda	84
4.1.6 Reposição de estoque	84
4.2 Inputs, Outputs	84
4.3 Lacunas identificadas	88
5 RESULTADOS E DISCUSSÃO	90
5.1 Construção do artefato proposto	90
5.1.1 Preparação e normalização dos dados	91
5.1.2 Projeção da demanda por Rede neural	93
5.1.3 Projeção da necessidade de estoque para o problema do jornaleiro	95
5.1.4 Cálculo da curva de demanda	96
5.1.5 Precificação e tomada de decisão	97
5.2 Exemplos de aplicação	101
5.2.1 Exemplo proposição 1	101
5.2.2 Exemplo proposição 2	102
5.3 Limitações do artefato	104
5.4 Contribuições do artefato	104
6 CONSIDERAÇÕES FINAIS	106
6.1 Implicações da pesquisa	108
6.2 Implicações gerenciais	109
6.3 Limitações e pesquisas futuras	110
REFERÊNCIAS	111

1 INTRODUÇÃO

A atividade do varejo caracteriza-se pelo comércio de produtos em pequenas quantidades diretamente ao consumidor. O varejo é um dos setores mais importantes da economia brasileira, contribuindo fortemente para a geração de empregos e para o crescimento do Produto Interno Bruto (PIB). Estudo realizado pela Sociedade Brasileiro de Varejo e Consumo que compila os dados importantes dos diversos segmentos varejistas indica uma queda de 5,5% no consumo das famílias no ano de 2020, interrompendo uma sequência de três anos de resultados modestamente positivos, conforme apresenta o gráfico da figura 1.

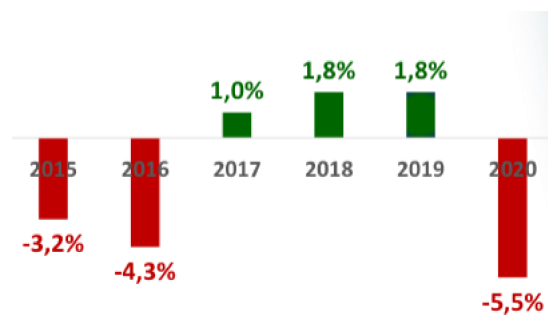


Figura 1: Crescimento do consumo famílias brasileiras

Fonte: (SBVC, 2021)

A queda no último ano deve-se em grande parte ao cenário da pandemia de Covid-19 que se instalou no país ainda no primeiro trimestre de 2020. Embora com a intensa retração da economia o PIB atingiu o montante R\$7,4 trilhão neste mesmo ano.

O varejo restrito (que exclui automóveis e materiais de construção) teve um impacto de 23,6%, movimentando um volume de R\$1,75 trilhão no ano de 2020. A título de comparação no ano de 2017 o varejo restrito representava 20,25% do PIB, tendo movimentado R\$ 1,34 trilhão no ano de 2017. O volume de vendas no varejo restrito acumulou alta de 1,2% em 2020, chegando ao quarto resultado anual positivo consecutivo. No entanto, cabe salientar que este representa o menor avanço desde 2017, quando o país ainda ensaiava uma possível saída do cenário de recessão instalado nos dois anos anteriores (SBVC, 2021).

O crescimento do setor, ainda que modesto, na contramão do quadro geral da economia se deve em grande parte à expansão do comércio eletrônico que vinha registrando forte crescimento nos últimos anos e foi impulsionada ainda mais em razão das medidas de isolamento social. O avanço do comércio eletrônico proporciona ao mercado varejista mais um canal para a comercialização de produtos, contudo, isto torna o varejo cada vez mais dinâmico, pois além das variações de demanda, precisam lidar com uma maior complexidade logística e produtos com curtos ciclos de venda (*short shelflife*) o que pode fazer com que produtos se tornem obsoletos ainda no estoque. Ademais, as tendências do mercado, bem como períodos de promoções influenciam diretamente no comportamento da demanda (LEGAL,

2019). Em 2020, o comércio eletrônico teve vendas crescentes em quantidade e em volume. A tendência de elevação se intensificou a partir de março de 2020 superando a marca dos 70% em relação ao ano anterior a partir de do mês de Junho (FEDERAL, 2020).

Segundo dados do Cadastro Geral de Empregados e Desempregados (CAGED) o comércio tem sido o terceiro maior gerador de empregos no ano de 2021, com um saldo positivo de 234.209 empregos apurados, ficando atrás do setor de serviços que obteve saldo positivo de 631.613 empregados e, do setor industrial que obteve saldo de apenas 340.237 empregos no primeiro semestre do ano de 2021 (CAGED, 2021). Tais dados tornam clara a relevância do setor de varejo e a importância de que esforços sejam despendidos na melhoria de suas operações como forma de expansão.

A atividade do varejo se divide em muitos segmentos, de acordo com a natureza dos produtos comercializados. Um destes segmentos é o comércio de produtos perecíveis ou de produtos com curto ciclo de vida, no qual o valor percebido pelo cliente está ligado ao tempo que o produto está disponível. Nestes casos, o produto fresco, ou recém lançado, possui o seu maior valor de venda e este dura por um determinado período, muda em razão de eventos aleatórios ou naturalmente se deteriora a medida que o próprio produto perde características de qualidade ou se torna obsoleto aos olhos do consumidor. Com base no ciclo de vida dos produtos, pode-se classificar os modelos de gestão em três categorias (RAAFAT, 1991): ciclo de vida fixo, ciclo de vida aleatório e ciclo de vida decadente. Uma vez que o valor do produto se altera em função do tempo, ou de eventos que possam ocorrer durante este tempo, a companhia atuante neste segmento precisa considerar esta natureza ao lidar com decisões quanto à aquisição de produtos dos seus fornecedores, políticas de estoque, políticas de precificação e perdas de produto devido à demanda não realizada. As políticas de precificação possuem especial papel nestas decisões, devido ao fato de afetarem de forma indireta a performance das demais políticas.

Sabendo-se que a demanda de um produto é fortemente afetada pelo seu preço ao consumidor, sem ignorar que outros fatores também a influenciam, emerge como uma ferramenta de potencialização dos ganhos a precificação dinâmica. O uso de tal recurso permite ao varejista modificar ao longo do tempo o preço praticado com base na demanda e tempo restante de vida útil do produto (*shelflife*). O correto emprego de tais estratégias permite ao varejista maximizar os ganhos das vendas realizadas e minimizar as perdas resultantes de demanda não realizada após o fim do prazo de validade ou fim de temporada de vendas do produto (ZAAROUR; MELACHRINOUDIS; SOLOMON, 2016; ADENSO-DÍAZ; LOZANO; PALACIO, 2017).

Embora seja consenso na literatura que práticas de precificação dinâmica são capazes de melhorar o desempenho dos varejos de produtos com curto ciclo de vida, sua implementação é vista como onerosa e de difícil operação em razão da quantidade de variáveis que pode envolver e a dificuldade na obtenção das informações na mesma velocidade em que estas são demandadas (NETESSINE, 2006) e da aceitação do consumidor a essas alterações

frequentes (SILVA; SANTIAGO, 2018). Com base nisto, esta pesquisa busca responder de forma menos onerosa as demandas por precificação dinâmica do varejo de produtos com curto ciclo de vida. Para tal, serão explorados os conceitos de inteligência artificial, um dos pilares da Indústria 4.0, aplicados ao varejo como forma de vencer as barreiras identificadas ao uso da precificação dinâmica de forma menos onerosa para as companhias e permitindo que o sistema seja suficientemente adaptativo para responder às alterações na demanda.

1.1 Definição do problema

O varejo de produtos com curto ciclo de vida, além de todas as especificidades do varejo, precisa lidar com situações inerentes da natureza dos produtos com os quais trabalha, que apresenta seu valor máximo durante um curto tempo, reduzindo este valor ao longo do tempo até que este se perca completamente em razão da perecibilidade do produto ou que seja drasticamente reduzido em função de sua obsolescência ou aparência. Esta deterioração do valor do produto em função do tempo tem implicações operacionais que atingem áreas como aquisição de produtos dos fornecedores, logística, estoque, preços oferecidos ao consumidor e, em última instância, a margem de lucro da empresa.

O uso de políticas de precificação que considerem a elasticidade de preço e demanda e, que atuem dinamicamente em tempo real de forma a regular os preços do varejo em função de variáveis críticas do processo pode permitir uma maximização dos lucros das vendas realizadas e colaborar para a redução da perda de valor devido ao fim da vida útil dos produtos (ADENSO-DÍAZ; LOZANO; PALACIO, 2017).

A literatura é rica em modelos teóricos de precificação dinâmica, principalmente ao se considerar mercados de commodities, energia e serviços. Porém, a aplicação no varejo é tida como custosa em função da quantidade de variáveis envolvidas. Deste modo, a questão norteadora desta pesquisa é: Como que o emprego de tecnologias agrupadas pelo conceito da Indústria 4.0 podem possibilitar a implementação da precificação dinâmica no varejo de produtos com curto ciclo de vida?

1.2 Objetivos

Esta pesquisa tem por objetivo geral a proposição de um método capaz de viabilizar o uso de precificação dinâmica de produtos perecíveis ou com curta vida útil pelo varejo. O método adota um conjunto de ferramentas implementadas sequencial e computacionalmente para viabilizar a precificação dinâmica

1.2.1 Objetivos específicos

Para o adequado atingimento do objetivo desta pesquisa, entende-se como necessário o atendimento dos seguintes objetivos específicos:

- Identificar modelos de precificação dinâmica, avaliando sua viabilidade de aplicação às especificidades do varejo.
- Mapear as variáveis que influenciam a demanda dos produtos com curto ciclo de vida.
- Identificar na literatura formas viáveis de resolver os modelos selecionados para grandes volumes de dados que permitam sua operação em tempo real.
- Desenvolver artefato computacional que permita a precificação dinâmica em tempo real para uso no varejo de produtos com curto ciclo de vida.
- Validação da ferramenta baseada em dados do varejo, avaliando sua performance em termos de lucro gerado.

1.3 Justificativa

Conforme referido anteriormente, o varejo possui uma grande importância para a economia brasileira e a geração de empregos. Dada sua importância para o desenvolvimento da economia, contribuições que melhorem seu desempenho e eficiência podem também colaborar para o crescimento da economia.

Apesar de ser um setor que movimentava grandes volumes financeiros na economia brasileira, o setor do varejo também lida com uma série de dificuldades para gerenciar a sua cadeia de distribuição que está sujeita à natureza do produto que é negociado. Dentre as diversas classes de produto com que o varejo lida, nesta pesquisa destaca-se os produtos com curto ciclo de vida (SLC - do inglês *Short Life Cycle*) que consistem em produtos que possuem um horizonte finito e de curta duração do seu valor comercial, perdendo-o completa ou parcialmente após este curto prazo. Os produtos perecíveis como alimentos e medicamentos são os mais comuns de se evidenciar dentro desta classificação, porém produtos SLC não se limitam aos produtos perecíveis, mas também incluem produtos que estão atrelados a campanhas de venda como produtos promocionais, ingressos para eventos esportivos e culturais, produtos da indústria da moda e produtos diretamente ligados a datas festivas. SLC são produtos que o varejo precisa vender até uma determinada data, caso contrário o estoque perde seu valor convertendo-se em prejuízo para o varejista. Para lidar com esta complexidade, varejistas tradicionalmente utilizam variações no preço de venda e promoções em uma tentativa de regular este fluxo de vendas.

Há casos em que, quando o produto está próximo do seu final de vida, o varejista pode oferecer preços promocionais mais baixos que o normalmente praticado, pois se oferecer

o mesmo preço, o cliente irá dar preferência por produtos mais frescos ou recém lançados, por conta de uma maior percepção de qualidade. Porém, esta estratégia além de reduzir a perda de produtos, pode também produzir perda de receita, uma vez que nem sempre a redução do preço pode ser compensada com incremento nas vendas. Esta situação é comum principalmente em produtos que apresentam inelasticidade preço da demanda como, por exemplo, alimentos (ADENSO-DÍAZ; LOZANO; PALACIO, 2017). Portanto, a disponibilidade de ferramentas que permitam ao varejista otimizar a receita gerada pela venda de produtos SLC, de forma simultânea à otimização das perdas por sobre de estoque ao final da vida útil do produto, pode ampliar a rentabilidade do varejo, potencializando a sua contribuição para a economia.

1.4 Delimitações do trabalho

A presente pesquisa abordará a precificação dinâmica promovida por ferramentas computacionais em uma empresa de varejo de produtos de curto ciclo de vida. Não serão abordados fatores sistêmicos que podem afetar a demanda. Embora produtos com curto ciclo de vida possam apresentar diferentes naturezas, este trabalho será focado na avaliação do desempenho da ferramenta desenvolvida para o varejo de itens de moda.

Serão avaliados modelos computacionais baseados em dados, modelos determinísticos e probabilísticos disponíveis na literatura, devido ao fato de já haver grande disponibilidade de literatura abordando a aplicação de tais modelos de forma isolada. Adicionalmente aos modelos baseados em dados, modelos heurísticos podem ser utilizados para a execução ou sintonia de parâmetros dos modelos propostos.

O estudo se limita a avaliar o desempenho da ferramenta com base no desempenho financeiro e indicadores de inventário. Não serão avaliados possíveis impactos à imagem da empresa junto ao consumidor, visto que tal avaliação em profundidade demandaria uma extensa pesquisa de campo e coleta de dados junto aos clientes, o que foge ao escopo original deste projeto. Não serão avaliados também os efeitos psicológicos da precificação dinâmica sobre os consumidores e eventuais mudanças de comportamento destes, visto que tal estudo também exigiria um estudo de caso em profundidade em uma empresa que fizesse uso regular do artefato proposto.

A avaliação dos resultados se dá com base em dados de instâncias disponíveis em repositórios públicos. A aplicação e acompanhamento dos efeitos em uma empresa não foi possível em razão das restrições impostas pelo quadro da pandemia de Covid-19.

1.5 Estrutura do documento

Além desta introdução, esta tese está organizada da seguinte forma: o Capítulo 2 apresenta os fundamentos teóricos que sustentam este projeto. O Capítulo 3 apresenta os fun-

damentos metodológicos que orientaram o desenvolvimento deste estudo e o método de trabalho. O Capítulo 4 apresenta uma síntese da revisão sistemática da literatura que embasou a etapa de conscientização do problema deste projeto. No Capítulo 5 é apresentado o desenvolvimento do artefato computacional, bem como dos modelos matemáticos que o suportam e os procedimentos de validação da proposta. Por fim no capítulo 6 são apresentadas as considerações finais, contribuições da pesquisa e suas limitações.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Neste capítulo, são detalhadas as bases teóricas obtidas através de pesquisa bibliográfica para a fundamentação da pesquisa.

2.1 Demanda

Em economia, demanda significa desejo apoiado por dinheiro suficiente para comprar o bem desejado. Em outras palavras a demanda (ou procura) de um indivíduo por um determinado bem (ou serviço) refere-se à quantidade desse bem que ele deseja e está capacitado a comprar, por unidade de tempo (NOGAMI; PASSOS, 2018; GARCIA; VASCONCELOS, 2017; DEAN et al., 2020).

Ainda segundo Nogami e Passos (2018) três elementos devem ser considerados:

1. A demanda é uma aspiração, um desejo, e não a realização do desejo. A demanda é um desejo de comprar (um bem, um serviço). A realização do desejo se dá pela compra do bem desejado. Logo, não se pode confundir demanda (ou procura) com compra.
2. Para que haja demanda por um bem (ou serviço) é preciso que o indivíduo esteja capacitado a pagar por este bem. Em outras palavras, é preciso que ele tenha renda que lhe permita participar do mercado sob a forma de demanda. O desejo de um consumidor comprar um bem somente influirá no preço de mercado desse bem se tal desejo puder ser traduzido em uma demanda monetária para o bem em questão.
3. A demanda é um fluxo por unidade de tempo, ou seja, devemos expressar a procura por uma determinada quantidade em um determinado período de tempo.

A demanda por um bem pode ser influenciada por diversos fatores, dentre eles os principais são o preço do bem, o preço de outros bens que possuam alguma forma de interação com o primeiro, renda do consumidor, preferências e hábitos do indivíduo consumidor. Fatores sazonais também podem influenciar a demanda. De forma a possibilitar o estudo da influência de cada uma delas isoladamente utiliza-se a hipótese *coeteris paribus*, expressão originária do latim que significa “tudo o mais permanecendo constante”. Portanto, analisa-se cada uma dessas variáveis isoladamente, supondo que todas as demais permaneçam fixadas. Tal procedimento se faz necessário para analisar a demanda uma vez que este é um problema complexo com uma infinidade de variáveis que podem variar simultaneamente, esta simplificação permite que o efeito da variável selecionada seja observada (NOGAMI; PASSOS, 2018; GARCIA; VASCONCELOS, 2017).

A evolução do estudo da teoria microeconômica teve início basicamente com a análise da demanda de bens e serviços, cujos fundamentos estão alicerçados no conceito subjetivo de utilidade. A utilidade representa o grau de satisfação que os consumidores atribuem aos

bens e serviços que podem adquirir no mercado. Em outras palavras, a utilidade é a qualidade que os bens econômicos possuem de satisfazer as necessidades humanas. Como ela é baseada em aspectos psicológicos ou preferências subjetivas, a utilidade difere de consumidor para consumidor (GARCIA; VASCONCELOS, 2017).

Cabe ressaltar que a teoria valor-utilidade opõem-se à chamada teoria do valor-trabalho, desenvolvida pelos economistas clássicos (Malthus, Adam Smith, Ricardo e Marx) com base na premissa de que o valor se forma por meio dos custos do trabalho incorporado ao bem, pelo fato de pressupor que o valor de um bem se forma pela sua demanda, ou seja, pela satisfação que ele é capaz de oferecer ao consumidor. Ela é, portanto, subjetiva e considera que o valor nasce da relação do homem com os objetos, representando então a chamada visão utilitarista, na qual prepondera a soberania do consumidor, pilar central do capitalismo (GARCIA; VASCONCELOS, 2017). A teoria do valor-trabalho permitiu ainda distinguir o valor de uso do valor de troca de um bem. Considera-se o valor de uso a utilidade que ele representa para o consumidor, sendo o valor de troca o preço formado pelo mercado a partir do encontro da oferta e da demanda do bem.

2.1.1 Utilidade total e utilidade marginal

Considerando-se o conceito de utilidade uma importante diferenciação precisa ser feita entre utilidade total e utilidade marginal, deste último derivando a curva de demanda e suas propriedades. Tem-se que a utilidade total tende a aumentar quanto maior for a quantidade consumida do bem ou serviço em questão. Entretanto, a utilidade marginal, que é a satisfação adicional (na margem) obtida pelo consumo de mais uma unidade do bem, é decrescente, porque o consumidor vai perdendo a capacidade de percepção da utilidade proporcionada por mais uma unidade do bem (SOUZA et al., 2020).

Garcia e Vasconcelos (2017) explicam este fenômeno com o chamado paradoxo da água e do diamante, tal paradoxo ilustra por que os preços dependem basicamente da utilidade marginal e não da total. Por que a água, mais necessária, é tão barata enquanto o diamante, supérfluo, tem preço tão elevado? Os autores respondem esta pergunta destacando que a água tem grande utilidade total (por ser essencial à vida), mas possui baixa utilidade marginal devido a sua abundância, enquanto o diamante, por ser raro e escasso, possui elevada utilidade marginal. Todas as unidades de água são valiosas (utilidade total), mas seu preço na margem é menor, pois os dois últimos copos d'água que bebemos tem pouca utilidade marginal por serem algo corriqueiro para nós. Contudo, o último e talvez único diamante adquirido proporciona grande satisfação (utilidade) a quem o adquire.

Bens de curto ciclo de vida costumam apresentar uma variação contínua na sua utilidade marginal ao longo do período de vendas. Porém, dois casos distintos podem ser observados, em um deles esta utilidade aumenta a medida que o tempo passa, perdendo por completo esta utilidade após passar um tempo t específico. A exemplo deste casos pode-se citar pas-

sagens aéreas, reservas de hotéis, ingressos para shows. Por outro lado tem-se bens cuja utilidade diminui gradativamente até que em determinado momento ela seja perdida por completo ou em grande parte, como nos casos dos bens de moda que possuem elevada utilidade marginal no seu lançamento quando seguindo alguma tendência de mercado, mas a medida que as tendências mudam novas coleções surgem e as anteriores perdem quase que por completo a sua utilidade marginal.

2.2 Fatores influenciadores de demanda do consumidor

Sendo a demanda a tradução da procura de determinado bem por seus consumidores em um determinado espaço de tempo, cabe salientar que além disso ela é função de uma série de outros fatores. Dentre os diversos fatores que influenciam a demanda, são destacados na literatura os seguintes (NOGAMI; PASSOS, 2018; GARCIA; VASCONCELOS, 2017):

- O preço do bem;
- A renda do consumidor;
- O gosto e preferência do consumidor;
- O preço dos bens relacionados;
- As expectativas sobre preços, renda ou disponibilidade
- Expectativas sobre desemprego
- Disponibilidade de crédito

Estes são os fatores destacados na literatura como aqueles que atuam de forma mais genérica na demanda de praticamente todos os bens comercializados. Além destes, outros fatores como condições e disponibilidade de crédito, efeitos sazonais, localização do consumidor podem ter forte influência em determinados bens. Os seus efeitos ainda podem ser aprofundados (VARIAN, 2012; SILVEIRA, 2016) :

a) A demanda e o preço do bem

A quantidade demandada de um bem é influenciada por seu preço. Normalmente é de se esperar que quanto mais elevado for o preço de um bem, menor deverá ser a quantidade que o consumidor desejará adquirir desse bem; espera-se portanto que a recíproca seja verdadeira, quanto mais baixo o preço for, maior deverá ser a quantidade que o consumidor desejará adquirir desse bem (NOGAMI; PASSOS, 2018).

b) A demanda e a renda do consumidor

Para a maioria dos bens é de se esperar que uma elevação na renda do consumidor esteja associada a uma elevação nas quantidades compradas. Essa é a regra geral, e os bens que

tem esta particularidade são chamados de bens normais. Existem entretanto, ao menos duas possíveis exceções a este comportamento genérico (NOGAMI; PASSOS, 2018).

Os bens inferiores, como são chamados aqueles bens cuja demanda varia inversamente às variações ocorridas na renda do consumidor, dentro de uma certa faixa de renda. Tal comportamento é encontrado em bens que, por exemplo, são consumidos normalmente por consumidores de baixa renda com poucos ou nenhum substituto, mas que a medida que a renda do consumidor aumenta o bem passa a ser substituído por outros de maior valor. Exemplos clássicos deste tipo de bem são bens usados, e alimentos com qualidade inferior como carne de segunda (NOGAMI; PASSOS, 2018).

A segunda exceção são os bens de consumo saciado, como são chamados aqueles bens em relação aos quais o desejo do consumidor está totalmente satisfeito após um determinado nível de renda. Nestes casos, aumentos na renda do consumidor a partir de certo patamar não influenciarão qualquer variação na demanda pelo bem (NOGAMI; PASSOS, 2018).

c) A demanda e o gosto e preferência do consumidor

A demanda de um determinado bem (ou serviço) depende dos hábitos e preferências do consumidor. Estes, por sua vez, dependem de uma série de circunstâncias, tais como idade, sexo, tradições culturais, religião e até nível de instrução. Mudanças nesses hábitos e preferências podem provocar mudanças na demanda desse bem (NOGAMI; PASSOS, 2018).

Este é um dos principais fatores que torna os bens de moda produtos com curtos ciclos de vida, mesmo quando estes não possuem uma data de expiração pré determinada. A medida que o tempo passa, novas tendências de consumo são criadas, os consumidores se habituem ao uso de determinados produtos, que perdem seu apelo de inovação, reduzindo o valor percebido pelo consumidor e conseqüentemente sua utilidade marginal.

d) A demanda e o preço dos bens relacionados

A demanda de um produto pode ser afetada pela variação no preço de outros bens. A relação entre dois bens pode assumir dois diferentes caracteres, complementar ou substitutivo (NOGAMI; PASSOS, 2018).

Bens complementares são aqueles bens que tendem a aumentar a satisfação do consumidor quando utilizados em conjunto. Nesse caso, a elevação no preço de um dos bens conduzirá a uma redução da demanda do outro bem (seu complementar). O inverso também se faz verdadeiro, portanto uma redução no preço de um dos bens leva a uma elevação na demanda do outro. Esta complementariedade ainda pode ser dividida em técnica, quando o consumo de um bem invariavelmente demanda o consumo do outro (um veículo e o combustível, por exemplo), ou psicológica, quando a relação é efeito de um gosto ou preferência do consumidor (NOGAMI; PASSOS, 2018).

Já os bens substitutos são aqueles cujo consumo de um pode substituir o consumo do

outro. Nestes casos uma elevação do preço de um dos bens resultará em uma elevação na demanda do seu substituto, em contrapartida a redução do preço de um bem provocará uma redução na demanda do seu substituto. Estes bens também são chamados na literatura de bens concorrentes ou sucedâneos (NOGAMI; PASSOS, 2018).

e) **A demanda e as expectativas sobre preços, renda ou disponibilidade**

As expectativas que as pessoas têm em relação ao futuro dos seus rendimentos e em relação ao comportamento dos preços também exercem papel fundamental na demanda por bens e serviços. Assim, se um consumidor acredita que, no futuro, terá um aumento substancial em seus rendimentos, poderá estar disposto a gastar mais hoje do que uma pessoa que acredita que sofrerá uma redução nos seus rendimentos. Da mesma forma se um consumidor acredita que haverá uma elevação dos preços em um futuro próximo, pode aumentar a sua demanda por produtos estocáveis, prevenindo-se assim do eventual aumento. A demanda por determinados bens pode sofrer aumentos também caso as pessoas acreditem que pode haver escassez do item em um futuro iminente (NOGAMI; PASSOS, 2018)

2.2.1 A relação entre a quantidade demandada e o preço do bem

A relação entre preço e quantidade demandada de bens normais pode ser expressa por meio de uma escala de demanda como a apresentada na Tabela 1.

Tabela 1: Escala de demanda

Preço (\$/unidade)	Quantidade (unidades/mês)	Ponto
7,00	0	A
6,00	5	B
5,00	10	C
4,00	15	D
3,00	20	E
2,00	25	F
1,00	30	G

A lista apresentada na tabela 1 mostra a quantidade máxima do bem que o consumidor está disposto a comprar a cada preço e chama-se escala de demanda. Esta escala recebe o nome de escala de demanda individual, quando se refere a um único indivíduo consumidor. Uma escala de demanda nos mostra a relação existente entre as variáveis preço e quantidade, e deve ser lida da seguinte maneira: ao preço de \$6,00 por unidade do bem, a quantidade máxima que o consumidor está disposto a adquirir é de 5 unidades por mês. Analogamente é possível verificar a quantidade a qual o consumidor estaria disposto a comprar para cada preço, inclusive é possível identificar que a partir de \$7,00 o consumidor não está disposto a adquirir nenhuma unidade do bem, significando que ele não o consumirá ou

que sua demanda foi direcionada para algum bem substituto (NOGAMI; PASSOS, 2018). A relação entre preço e quantidade observada na escala de demanda também pode ser representada graficamente. Para tanto, por convenção, o eixo vertical (das ordenadas) é utilizado para representar o preço, e o eixo horizontal (das abscissas) é utilizado para representar a quantidade demandada.

Na Figura 2, a Parte 1 mostra os sete pontos correspondentes à combinação preço-quantidade da Tabela 1. A curva de demanda (Figura 2 - Parte 2) que é a curva que estabelece graficamente a relação entre as quantidades do bem que o consumidor está disposto a comprar e todos os possíveis preços pode ser obtida unindo os pontos de A até G. Desta forma, podemos também visualizar as quantidades demandadas a preços intermediários entre os estabelecidos na escala de demanda apresentada na Tabela 1.

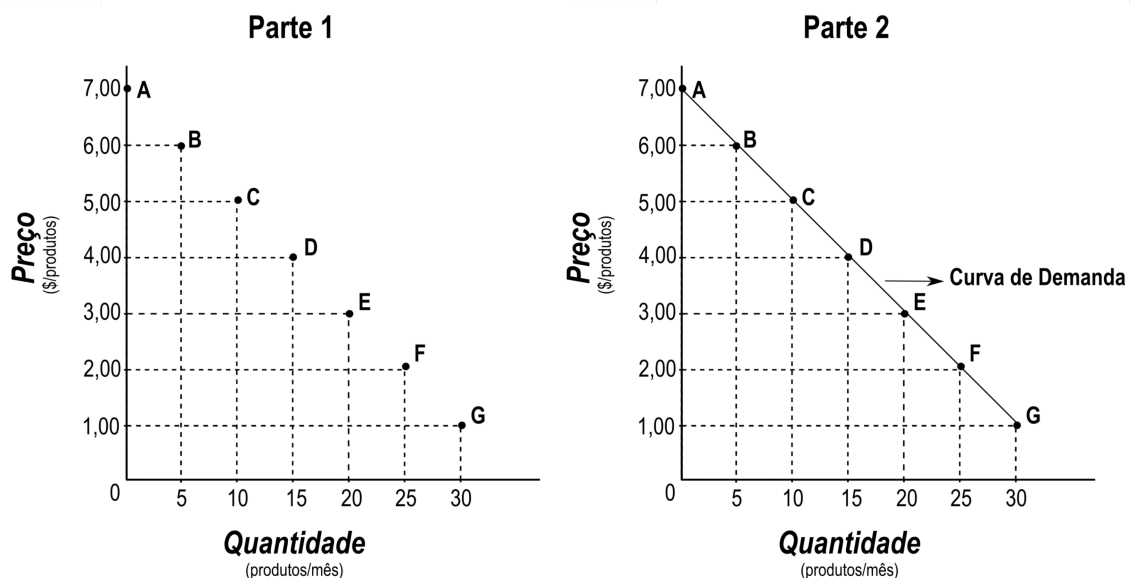


Figura 2: Curva de demanda individual

Fonte: Adaptado de Nogami e Passos (2018)

A curva de demanda também envolve o conceito de máximo, uma vez que ela nos mostra a quantidade máxima que o consumidor deseja adquirir a cada preço diferente (ou ainda, o preço máximo que o consumidor aceita pagar para cada quantidade diferente). Ainda que seja uma observação óbvia, cabe ressaltar que o cliente estaria disposto a pagar preços menores que o indicado pela curva, e nunca maiores. A curva de demanda é desenhada de cima para baixo, da esquerda para a direita, e sua inclinação negativa indica que a quantidade demandada aumenta à medida que o preço cai (sendo o inverso também verdadeiro). Essa característica ilustra a chamada “Lei Geral da Demanda”, a qual se aplica a praticamente todos os bens, salvo algumas exceções (NOGAMI; PASSOS, 2018).

Lei Geral da Demanda

A quantidade demandada de um bem ou serviço, em qualquer período de tempo,

varia inversamente ao seu preço, pressupondo-se que tudo o mais que possa afetar a demanda - especialmente a renda, o gosto e preferência do consumidor, o preço dos bens relacionados e as expectativas quanto à renda, preços e disponibilidades - permaneça o mesmo.

Segundo esse lei, toda a vez que o preço (P) diminui, a quantidade demandada (Qd) aumenta e, toda vez que o preço (P) aumenta, a quantidade demandada (Qd) diminui.

A relação inversa entre preço e quantidade que determina a inclinação negativa da curva de demanda se deve basicamente a dois fatores, o efeito de substituição e o efeito da renda. O efeito da substituição se dá quando ao perceber uma elevação no preço o consumidor direciona a sua demanda para outro bem que substitua o bem que sofreu a majoração de preço.

Já o efeito da renda se dá pelo fato de que havendo majoração dos preços, mas não havendo majoração correspondente na renda do consumidor, este terá seu poder de compra reduzido e portanto terá sua demanda individual afetada. Lembrando que demanda é o desejo de compra acompanhando da capacitação para tal, logo reduzindo-se o poder de compra do consumidor sua capacidade estará comprometida e portanto a demanda é afetada.

Embora para a maioria dos bens a Lei geral da demanda se aplique, existem duas exceções importantes que devem ser consideradas, os Bens de Giffen e os Bens de Veblen. Os bens de Giffen são bens de baixo valor, mas de grande peso no orçamento doméstico de pessoas de baixa renda. Neste tipo de bem, ao contrário do que diz a Lei geral da demanda, em caso de ocorrer elevação do preço, o seu consumo tenderá a aumentar e não diminuir. Tal fenômeno se deve ao fato de que antes do aumento no preço deste bem de Giffen, consumidores pobres ainda podem comprar alguns outros bens que são mais caros que ele. Porém, após a elevação do preço, não sobra renda suficiente para adquirir os outros produtos mais caros e, conseqüentemente, o consumidor passa a comprar quantidades maiores do bem de Giffen, que ainda é o bem mais barato que podem comprar, mesmo após a elevação do preço (NOGAMI; PASSOS, 2018).

A outra exceção, que são os chamados Bens de Veblen, são bens de consumo ostentatório, que são produtos que proporcionam prestígio social ao consumidor. Os bens que se enquadram nessa categoria são artigos de luxo. Como o consumidor deste tipo de item busca certo prestígio atrelado à ostentação de sua posse, a elevação no preço deste tipo de bem pode fazer com a demanda por ele também cresça (NOGAMI; PASSOS, 2018). Alguns bens de moda apresentam comportamentos de bens de Veblen, pois são bens que se destinam a vestuário, decoração ou tendências de inovação e seus consumidores buscam diferenciação social ao consumi-los.

2.2.2 Relações entre a demanda de um bem e a renda do consumidor

Assim como visto em seções anteriores, a demanda pode ser afetada por vários fatores, embora alguns deles sejam considerados principais por economistas, ou seja aqueles que se aplicam a quase todos os bens. Nesta seção, será discutida a relação da demanda com a renda do consumidor. Cabe ressaltar que estas relações são feitas assumindo-se a hipótese *coeteris paribus*, ou seja, tudo o mais permanecendo constante.

2.2.2.1 O caso dos bens normais

Como discutido anteriormente, um bem normal é aquele cuja demanda muda de acordo com a renda do consumidor, mantendo-se todos os outros fatores fixos. Assim, quando a renda do consumidor aumenta a demanda do bem tende a aumentar, sendo o inverso também verdadeiro.

Para exemplificar, toma-se o exemplo de Nogami e Passos (2018) que ilustra um consumidor que recebe um salário de \$2.000,00 por mês para custeio do sustento de sua família, incluindo aluguel e gêneros alimentícios. Supondo que este consumidor tenha por hábito consumir cerveja e a sua escala de demanda corresponda à Escala 1 apresentada na Tabela 2, com seus respectivos pares preço-quantidade demandada. Esta escala indica a quantidade de cerveja que o consumidor está disposto a comprar a cada diferente preço com um salário de \$2000,00, *coeteris paribus*.

Tabela 2: Um aumento na renda provoca aumento na escala de demanda

Escala 1		Escala 2	
Salário: \$2.000,00		Salário: \$5.000,00	
Preço	Quantidade	Preço	Quantidade
(\$/unidade)	(unidades/mês)	(\$/unidade)	(unidades/mês)
2,50	1	2,50	3
2,00	2	2,00	4
1,50	3	1,50	5
1,00	4	1,00	6

Supondo que o mesmo consumidor receba um aumento de salário e que seus rendimentos passem agora de \$2000 para \$5000, e que a demanda deste bem não esteja saciada visto que ele é um bem normal, é natural se esperar que ocorra uma elevação na demanda do bem. A partir da Escala 2 apresentada na Tabela 2, se pode observar que há um sensível acréscimo nas quantidades demandadas para cada preço. Estas escalas de demanda podem ainda ser convertidas em curvas de demanda para melhor entendimento, conforme apresentado na Figura 3.

A partir da curva apresentada fica claro o deslocamento ocorrido na demanda do consumidor enquanto possuía renda de \$2.000,00 (D_1) e após a elevação da sua renda para

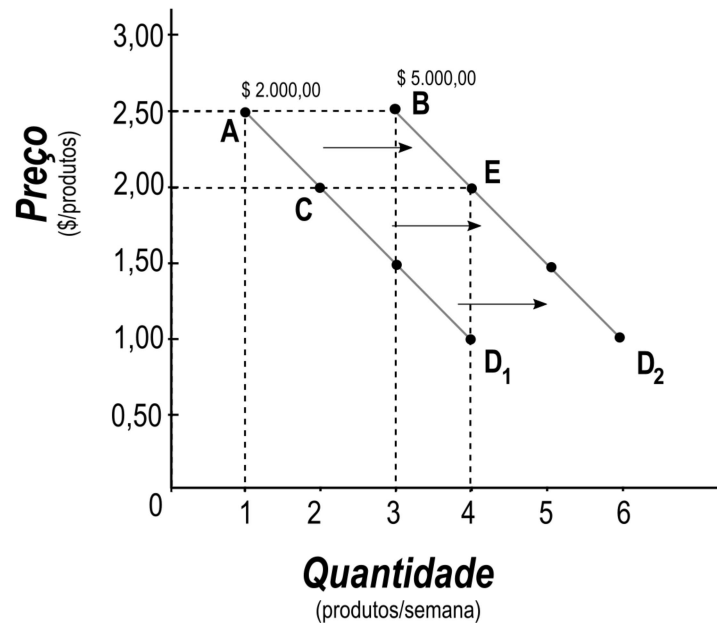


Figura 3: Aumento na renda provoca deslocamento da curva de demanda

Fonte: Adaptado de Nogami e Passos (2018)

\$5.000,00 (D_2). Uma comparação entre as duas curvas revela que há um deslocamento da curva para a direita (elevação da demanda) em todos os níveis de preço em resposta a uma elevação da renda do consumidor.

De forma análoga, é possível supor que a relação inversa também é verdadeira, ou seja, que uma redução na renda do consumidor irá afetar negativamente a quantidade demandada por ele a cada preço. Sendo este um bem normal, este é o comportamento esperado e, pode ser observado a partir das escalas de demanda apresentadas na Tabela 3.

Escala 1		Escala 2	
Salário: \$2.000,00		Salário: \$5.000,00	
Preço (\$/unidade)	Quantidade (unidades/mês)	Preço (\$/unidade)	Quantidade (unidades/mês)
2,50	3	2,50	1
2,00	4	2,00	2
1,50	5	1,50	3
1,00	6	1,00	4

Tabela 3: Uma diminuição na renda provoca uma redução nas quantidades demandadas

Fonte: Adaptado de Nogami e Passos (2018)

Da mesma forma que no caso do aumento, por meio das curvas de demanda é possível observar graficamente este deslocamento ocorrido a cada nível de preço. A Figura 4 apre-

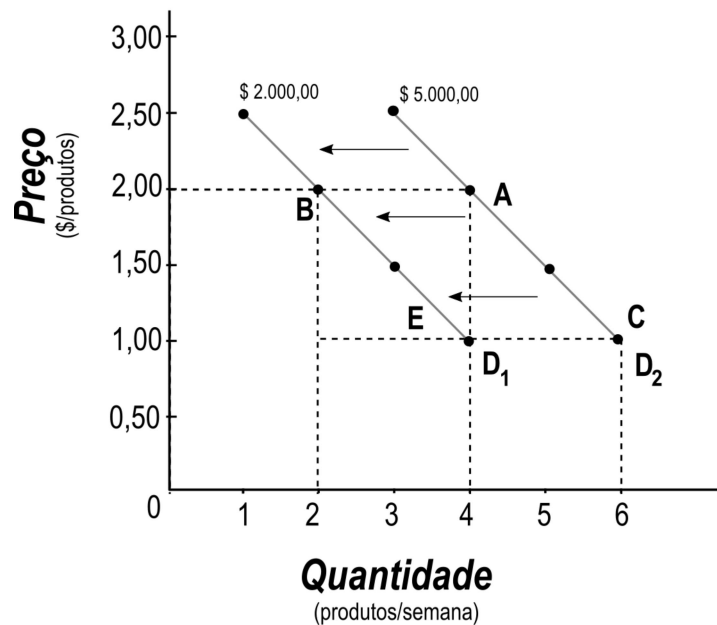


Figura 4: A diminuição da renda do consumidor provoca um deslocamento da curva para a esquerda

Fonte: Adaptado de Nogami e Passos (2018)

senta as curvas de demanda para a escala apresentada na Tabela 3.

A partir das curvas de demanda apresentadas na Figura 4, fica claro o deslocamento da curva para a esquerda (redução das quantidades demandadas em cada ponto) quando ocorre a redução da renda do consumidor de \$5.000,00 (D_1) para \$2.000,00 (D_2).

A clara relação existente entre a demanda dos bens normais e a renda do consumidor é fator importante a ser considerado no planejamento de vendas do varejos, uma vez que possui grande peso na decisão de compra do consumidor. Conhecer o quanto esta relação afeta a demanda pode fornecer importante contribuição para a formação de preços da empresa. Informações importantes sobre a renda do consumidor podem ser obtidos a partir de indicadores econômicos como indicadores de renda média da população, inflação, disponibilidade de crédito e índices de confiança do consumidor.

2.2.2.2 O caso dos bens inferiores

Os bens inferiores são aqueles cujo consumo tende a diminuir a medida que a renda do consumidor aumenta, devido ao fato de estes serem substituídos por outros bens de qualidade superior à medida que o poder de compra do consumidor se eleva. Como exemplo pode-se citar a carne de segunda, carros populares, etc.

Como visto anteriormente os bens normais atendem a um comportamento que faz com que sua demanda cresça a partir de qualquer aumento na renda do consumidor. No caso

dos chamados bens inferiores apresenta um comportamento oposto, ou seja a demanda varia de forma inversa à renda do consumidor, diminuindo quando a sua renda aumenta e aumentando quando a renda diminui, considerando-se a hipótese *coeteris paribus* (SILVEIRA, 2016). A Figura 5 apresenta as curvas de demanda de um determinado bem inferior. Nela é possível verificar que se a renda de um hipotético consumidor se elevar de \$2.000,00 para \$5.000,00, ocorrerá uma redução correspondente nas quantidades demandadas a cada preço (NOGAMI; PASSOS, 2018).

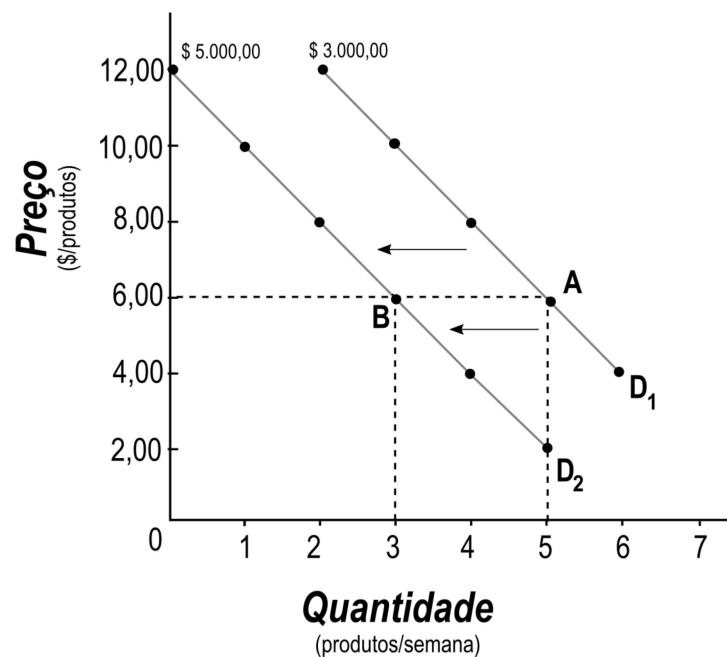


Figura 5: Curvas de demanda de bem inferior

Fonte: Adaptado de Nogami e Passos (2018)

Para empresas que vendem produtos inferiores, é importante o conhecimento desta relação, bem como do nível de renda dos potenciais consumidores, de forma a prever ameaças de possíveis bens substitutos que possam emergir da elevação da renda dos consumidores.

2.2.2.3 O caso dos bens de consumo saciado

Há um terceiro caso que se diferencia tanto dos bens normais quanto dos bens inferiores pelo fato de sua demanda não ser mais afetada a partir de certo patamar de renda dos consumidores. Isso significa que a partir de certo nível, a demanda do bem permanecerá a mesma, independente de ocorrerem aumentos ou reduções (reduções que não ultrapassem o limite onde o poder de compra do consumidor não permite mais a aquisição do bem) na renda do consumidor (NOGAMI; PASSOS, 2018).

Em geral este tipo de bem se caracteriza por atender necessidades básicas do consumidor que uma vez atendidas não se modificam em função da renda do consumidor. Um exemplo recorrente na literatura é o sal de cozinha, uma vez que o consumidor tenha renda suficiente para comprar a quantidade mínima de sal que ele precisa para suprir sua demanda mensal ele não demandará quantidades maiores, ainda que ocorram elevações significativas na sua renda, pois a sua necessidade já está totalmente saciada.

Empresas que trabalham na venda deste tipo de bem não sofrem pressão significativa da renda dos consumidores na demanda, embora outros fatores característicos destes produtos possam influenciar.

2.2.2.4 O caso dos bens de vício

Um vício pode ser definido como um hábito prejudicial. Ao vício também estão atreladas a ideia de dependência e baixo controle racional das decisões de consumo, portanto os chamados bens de vício possuem algumas características peculiares.

Os bens de vício incorporam duas características essenciais: a demanda por bens de vício está associada ao consumo passado e o comportamento do viciado pode ser inconsistente. A abordagem econômica do consumo de bens de vício incorpora, nas suas principais vertentes, o conceito de preferências e de que o consumidor é capaz de ordená-las de modo a tomar decisões. Diz-se que o vício decorre de uma análise de custos, associadas à dependência física e psicológica, danos a saúde e a terceiros, e benefícios oriundos do prazer no consumo do bem (LOBÃO; CARVALHO, 1998; ALMEIDA; ARAÚJO JÚNIOR, 2017).

Portanto, bens de vício têm sua demanda afetada pelo preço em menores proporções, uma vez que a dependência psicológica torna o consumidor mais tolerante a variações no preço até certo limite. Porém, estes bens tendem a sofrer forte influência do gosto e preferência do consumidor, fatores de base psicológica.

2.2.3 Relações entre a demanda de um bem e o preço de outros bens

A maneira pela qual a demanda de um determinado bem é afetada quando os preços de outros bens variam dependerá da natureza do produto, se substituto ou complementar. Neste caso cabe uma dupla análise, primeiro avalia-se, a natureza da relação e a natureza do produto (bem normal, inferior ou de consumo saciado) (NOGAMI; PASSOS, 2018).

2.2.3.1 Relação entre demanda de um bem e o preço do bem substituto

Como discutido anteriormente, bens substitutos são aqueles capazes de satisfazer uma mesma necessidade do consumidor. Em outras palavras, a decisão do consumidor pela compra do bem A ou B não está baseada na sua capacidade de satisfazer a necessidade deste

consumidor, mas sim em outros fatores como o preço, por exemplo (SILVEIRA, 2016).

Uma consequência direta desta relação é o fato de que qualquer mudança no preço de um bem irá provocar uma alteração na demanda do bem substituto. Sendo assim, por exemplo, a medida que o preço do bem A se eleva, a sua demanda se retrai sendo transferida para o substituto B. O caso contrário também é verdadeiro, havendo uma redução do preço do bem A há a tendência de que parte da demanda do bem B seja transferida para ele, expandindo assim a quantidade demandada deste (NOGAMI; PASSOS, 2018).

Portanto, quando o preço de um bem que possui um substituto aumenta, a demanda do bem substituto aumenta deslocando a curva de demanda dele para a direita. Da mesma forma uma redução no preço desloca para a esquerda a curva de demanda do bem substituto. A Figura 6 apresenta graficamente este feito.

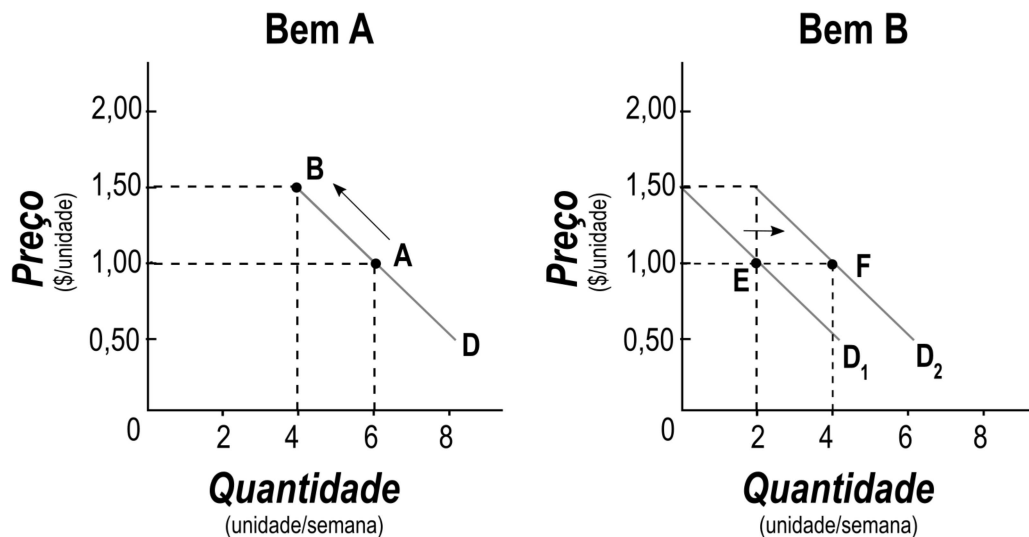


Figura 6: O aumento do preço do bem A provoca mudança na curva de demanda do bem B

Fonte: Adaptado de Nogami e Passos (2018)

A observação desta relação por empresas que atuam no varejo é pertinente, pois por ser um fator de influência da demanda pode ajudar na determinação de uma política de preços.

2.2.3.2 Relação entre demanda de um bem e o preço do bem complementar

Os bens complementares são aqueles que são demandados juntamente com outro bem para a satisfação de uma mesma necessidade. Tal relação reflete-se no aumento da demanda de um dos bens toda vez que seu complementar sofrer um aumento de demanda e, consequentemente tendo sua demanda reduzida toda vez que a demanda do bem complementar sofrer qualquer redução. Como exemplos deste tipo de bem é possível citar veículos e combustível, tinta de impressora e papel, etc ... (VARIAN, 2012; SILVEIRA, 2016).

Uma vez que a demanda de um bem acompanha a variação da demanda de um bem complementar, é necessário observar que variações na sua demanda podem ser provocadas

por uma variação no preço do bem complementar. A título de exemplo, pode se ter uma situação na qual um determinado bem A sofre uma redução no seu preço, sendo ele um bem normal, sua demanda sofrerá uma elevação correspondente a esta redução. Supondo que um bem B seja complementar do bem A, ele irá conseqüentemente sofrer uma elevação na sua demanda correspondente à elevação da demanda do bem A, mesmo que seu preço não sofra variação. Portanto, pode-se dizer que há uma relação inversa entre o preço de uma mercadoria e a demanda da outra (NOGAMI; PASSOS, 2018). De forma análoga, é possível supor que uma elevação no preço do bem A, reduzindo a sua demanda uma vez que ele é um bem normal, irá invariavelmente impor uma redução na demanda do bem complementar B. Tal relação pode ser nas curvas de demanda dos dois bens apresentadas na Figura 7.

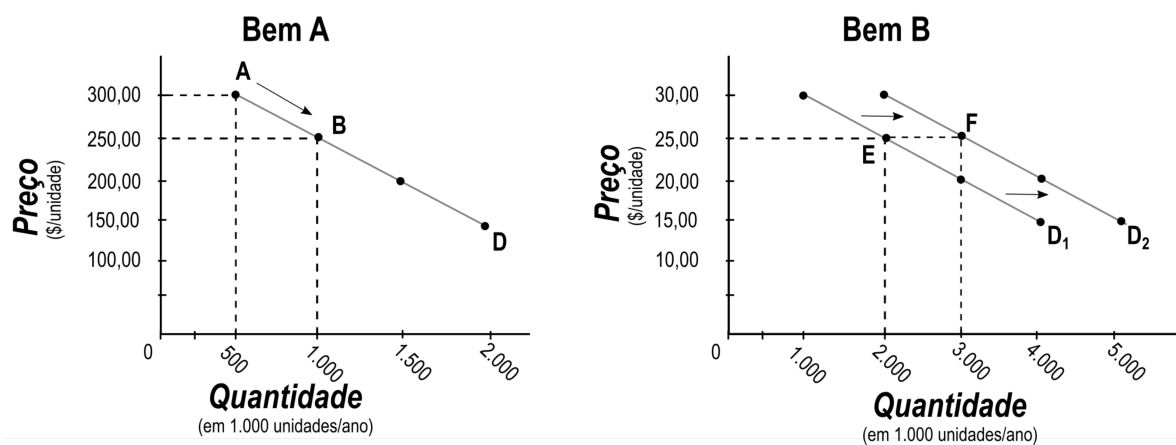


Figura 7: Curvas de demanda dos bens complementares A e B

Fonte: Adaptado de Nogami e Passos (2018)

Conhecer esta relação existente entre produtos pode permitir a uma empresa varejista regular a demanda de determinado item em função do seu complementar, em situações que isso seja de alguma maneira vantajoso para empresa.

2.2.4 Relação entre a demanda de um bem e o gosto do consumidor

Outro fator importante a ser considerado quando se analisa a demanda de um bem são os gostos do consumidor. Uma mudança de gostos dos consumidor, nas tendências de hábitos de consumo ou até mesmo na forma como este produto é visto pela sociedade pode influenciar fortemente a demanda por um bem, independente da oferta e preço dele. Se as alterações nos gostos forem favoráveis ao produto, este terá a sua demanda elevada para cada preço, deslocando a curva de demanda para a direita. De forma análoga, caso a mudança seja desfavorável ao produto, este terá sua demanda reduzida para cada preço, deslocando a curva de demanda para a esquerda (NOGAMI; PASSOS, 2018).

A título de exemplo, os produtos tabagistas, que costumam ser atingidos por campanhas publicitárias anti-tabagismo já há algumas décadas. Tais campanhas fizeram com que o ta-

baço, especialmente na forma do cigarro, tivesse sua imagem mudada perante a sociedade, passando de um símbolo de *status* a um vício a ser combatido. Tal mudança provoca alterações na demanda pelo produto, ainda que seu preço e não varie, pois inibe (reduz) a entrada de novos consumidores no mercado. Por outro lado, no caso do cigarro que é considerado um bem de vício, é esperado que o consumidor seja mais tolerante a elevações de preço, devido ao hábito de consumo (LOBÃO; CARVALHO, 1998). A Figura 8 exemplifica o deslocamento da curva baseado no gosto do consumidor, sem que para isso seja necessária uma mudança no preço.

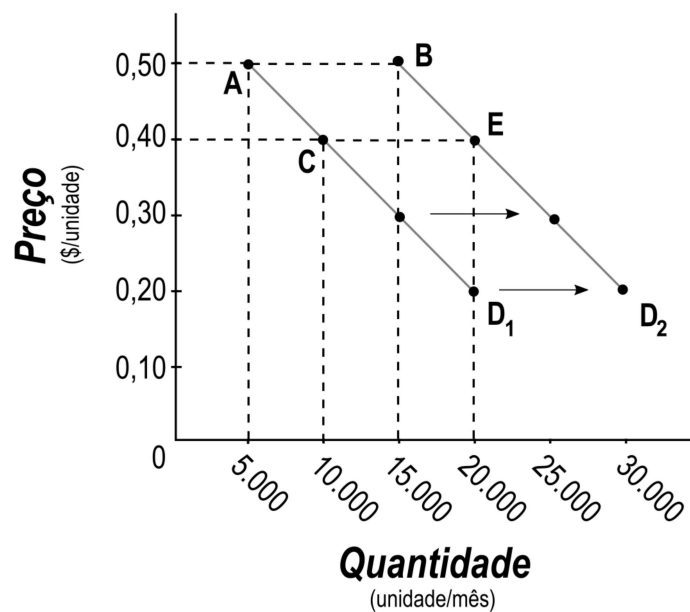


Figura 8: Mudanças no gosto do consumidor alteram as quantidades demandadas a mesmo preço

Fonte: Adaptado de Nogami e Passos (2018)

Embora o caso dos bens de vício seja o extremo da influência dos gostos do consumidor na demanda, outras influências mais tênues podem influenciar a demanda de qualquer produto, como campanhas publicitárias, tendências de moda, exposição na mídia, etc.

A exposição na mídia tem se tornado um fator crucial nesta relação entre demanda e o gosto do consumidor. A expansão do uso de redes sociais permite além de um maior alcance das marcas em relação ao proporcionado pelas mídias tradicionais, a promoção de certa influência nos hábitos de consumo (DANTAS; ABREU, 2020). Outro efeito percebido em decorrência da expansão das redes sociais são ciclos de moda cada vez mais curtos e maior velocidade na difusão de novas tendências, isso tem afetado a forma como as indústrias têxtil, eletrônica, automotiva e de bens de decoração atuam na gestão de seus negócios.

2.2.5 A relação da demanda com as expectativas sobre o comportamento futuro dos preços, renda ou disponibilidade

A expectativa sobre o comportamento futuro de variáveis como preços, a renda ou disponibilidade de determinado produto pode também afetar o comportamento da demanda, fazendo com que os consumidores procurem por uma quantidade maior ou menor do que seria normalmente demandada (NOGAMI; PASSOS, 2018). À medida que o acesso à informação se torna mais fácil e rápido, o comportamento estratégico em relação a preços futuros pode ser reforçado (NICOLAY; SANTOS; PASSOS, 2020).

A existência ou não de consumidores com comportamentos estratégicos, bem como a sua representatividade na população de consumidores, afeta a política de formação de preços. Esta importância reside no fato de que estratégias e curvas de descontos mais abruptas ou com curvas mais suaves deverão ser adotadas em função destes consumidores.

2.2.5.1 Expectativas sobre a renda futura

As expectativas do consumidor frente aos seus próprios rendimentos no futuro têm papel fundamental na demanda por bens e serviços (SILVEIRA, 2016).

Um consumidor cuja perspectiva é de elevação dos seus rendimentos no futuro tende a uma disposição maior em gastar no consumo de bens ou em adquirir bens de maior valor. Em contrapartida, um consumidor cuja perspectiva é de redução da sua renda num futuro próximo, tende a se tornar mais econômico, racional e estratégico em suas compras, afetando negativamente a demanda dos bens que consumiria normalmente (NOGAMI; PASSOS, 2018).

A figura 9 apresenta o comportamento típico da curva de demanda individual quando há a expectativa de elevação da renda do consumidor.

Indicativos sobre as expectativas sobre a renda futura do consumidor podem ser obtidos por meio de sondagens de mercado. No Brasil o Índice de Confiança do Consumidor faz parte das sondagens do consumidor mensais realizadas pela Fundação Getúlio Vargas (FGV, 2021).

2.2.5.2 Expectativas sobre o comportamento futuro dos preços

As expectativas que os consumidores possuem em relação ao comportamento futuro dos preços dos bens desejados tem papel fundamental na demanda. Uma perspectiva de elevação dos preços do bem podem estimular o comportamento estratégico do consumidor, fazendo com que ele compre mais do que a sua necessidade de forma a se proteger desta elevação. De forma análoga, existindo a perspectiva de reduções significativas do preço no futuro o consumidor pode postergar a sua demanda de forma a se beneficiar desta redução

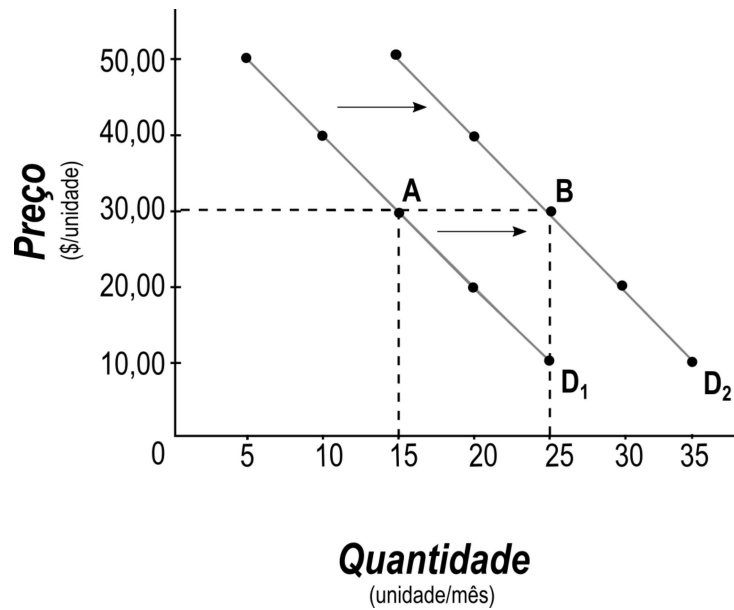


Figura 9: Expectativa de aumento da renda e a demanda de um bem

Fonte: Adaptado de Nogami e Passos (2018)

(NOGAMI; PASSOS, 2018).

Da mesma forma, as expectativas que o consumidor possui em relação à disponibilidade do bem no futuro pode influenciar a demanda. Havendo uma perspectiva de escassez futura do bem, o consumidor poderá agir de forma estratégica antecipando a sua demanda de forma a se proteger de uma eventual indisponibilidade do bem no mercado. Analogamente, havendo possibilidades de uma elevação da oferta num futuro próximo, o cliente poderá postergar a sua demanda (NOGAMI; PASSOS, 2018).

As expectativas dos consumidores sobre o comportamento futuro dos preços também pode ser obtida por meio de sondagens de mercado. O índice de confiança do consumidor calculado pela FGV (2021) inclui questões desta natureza.

2.2.6 Demanda e elasticidade-preço da demanda

Conforme discutido anteriormente, a demanda (ou procura) de um indivíduo por um determinado bem (ou serviço) refere-se à quantidade desse bem que ele deseja e está capacitado a comprar, por unidade de tempo (GARCIA; VASCONCELOS, 2017; NOGAMI; PASSOS, 2018; DEAN et al., 2020). Posto isto, é lógico esperar que variações no preço do bem e na renda do consumidor, que de alguma forma irão afetar a sua capacidade de compra, afetem a demanda pelo bem.

As funções de demanda do consumidor refletem as quantidades ótimas de cada um dos bens como função dos preços e da renda com os quais o consumidor se defronta. As funções de demanda, considerando-se o caso para bens distintos, podem ser escritas como (VARIAN,

2012):

$$x_1 = x_1(p_1, p_2, m) \quad (2.1)$$

$$x_2 = x_2(p_1, p_2, m) \quad (2.2)$$

Sujeito a restrição orçamentária

$$p_1 x_1 + p_2 x_2 \leq m \quad (2.3)$$

Onde:

x_1 é a quantidade demandada do bem 1;

x_2 é a quantidade demanda do bem 2;

p_1 é o preço do bem 1;

p_2 é o preço do bem 2;

m é a renda disponível para o consumo;

O lado esquerdo representa a quantidade demandada. O lado direito, a função que relaciona os preços e a renda com essa quantidade.

A função de demanda de um bem depende em geral dos preços de todos os bens e da renda do consumidor. Os chamados bens normais são aqueles cuja demanda cresce quando a renda dos consumidores aumenta. Os ditos bens inferiores são aqueles cuja demanda diminui quando a renda aumenta. Um bem é classificado como comum quando sua demanda diminui à medida que o seu preço aumenta. Quando a demanda de um bem cresce à proporção que seu preço cresce, este é classificado como um bem de Giffen (VARIAN, 2012).

Ao se comparar dois bens, a relação entre suas demandas pode ser avaliada. No caso da demanda de um dado bem 1 crescer quando o preço de outro bem 2 aumentar, pode-se dizer que 1 será substituto do bem 2. Se, porém, considerando os mesmos bens a demanda do bem 1 diminuir, então o bem 1 será complemento do bem 2 (VARIAN, 2012).

A função de demanda inversa é a função de demanda que encara o preço como uma função da quantidade. Isto é, para cada nível de demanda do bem 1, a função de demanda inversa mede qual deveria ser o preço do bem 1 para que os consumidores escolhessem esse nível de consumo. Assim, a função de demanda inversa mede a mesma relação que a função de demanda direta, só que por outro ponto de vista.

A altura da curva de demanda num determinado nível de consumo mede a propensão marginal a pagar por uma unidade adicional do bem nesse nível de consumo.

A elasticidade-preço da demanda (ϵ) é definida como a variação percentual na quantidade dividida pela variação percentual no preço. A exemplo, pode-se dizer que um incremento de 10% no preço representa a mesma variação percentual, seja o preço medido independente de qual moeda; assim, a medição de variações em termos percentuais mantém a definição de elasticidade livre de unidades. A elasticidade pode ser definida por (VARIAN, 2012):

$$\epsilon = \frac{\Delta q/q}{\Delta p/p} \quad (2.4)$$

sendo expressa mais comumente como:

$$\epsilon = \frac{p}{q} \frac{\Delta q}{\Delta p} \quad (2.5)$$

Assim, a elasticidade pode ser expressa como a razão entre o preço e a quantidade multiplicada pela inclinação da função de demanda. Se um bem tiver uma elasticidade da demanda maior do que 1 em valor absoluto, é dito que ele tem uma demanda elástica. Se a elasticidade for menor do que 1 em valor absoluto, neste caso o bem tem uma demanda inelástica (VARIAN, 2012; ZHANG; JI; FAN, 2018).

Demanda inelástica permite que um produtor ou varejista eleve o preço de venda sem que a demanda pelo produto seja muito afetada, entretanto, a demanda é considerada elástica quando os consumidores são sensíveis a variações no preço e podem optar por não comprar o produto caso considerem o valor do preço excessivo (ZAAROUR; MELACHRINOUDIS; SOLOMON, 2016). Uma vez que a elasticidade da demanda reflete a sensibilidade do consumidor ao preço do produto oferecido, ela pode ser utilizada para definir as políticas de precificação.

2.2.6.1 Classificação dos bens segundo a sua elasticidade-preço da demanda

Os bens podem ser classificados segundo a sua elasticidade e esta classificação é de grande utilidade na formulação de estratégias de precificação, uma vez que revelam o quão sensível é o consumidor a variações nos preços dos produtos.

2.2.6.2 Demanda Elástica ($E_d > 1$)

Se a elasticidade for maior que 1 significa que uma mudança (em termos percentuais) no preço provoca uma mudança na quantidade demandada maior que a mudança de preço. Bens desta classificação possuem consumidores mais sensíveis à variações no preço, tanto para mais quanto para menos. Nesta situação, o varejista deve ter atenção ao promover elevações de preços, e promoção de descontos (NOGAMI; PASSOS, 2018).

Produtos que têm preços elásticos tendem a ter muitos substitutos, não são indispensáveis e consomem uma quantia relativamente grande da renda do consumidor, por isso há a necessidade de conhecer o tipo de produto negociado e também qual o grau de importância do produto para o cliente (CORBARI; MACEDO, 2012).

2.2.6.3 Demanda Inelástica ($E_d < 1$)

Nos casos onde a elasticidade é menor que 1 têm-se a situação onde variações percentuais no preço provocam variações de menor intensidade na demanda. São situações, por

exemplo, de bens de primeira necessidade que os consumidores não deixam de consumir mesmo que ocorram elevações nos seus preços dentro dos limites orçamentários da família, como remédios e a maioria dos alimentos (NOGAMI; PASSOS, 2018).

Corbari e Macedo (2012) expõem que “os preços inelásticos têm poucos substitutos próximos, ou então, são itens necessários e representam uma pequena porcentagem da renda do consumidor”, afirmando a necessidade de conhecer o grau de importância do produto para o cliente.

No caso destes bens, elevações nos preços provocarão pouca redução na demanda, porém há que se considerar também que descontos e promoções são pouco efetivos nestes bens. Como exceção, pode-se destacar que na presença de consumidores estratégicos pode ocorrer elevação significativa na demanda em situações de desconto nos preços praticados (NOGAMI; PASSOS, 2018).

2.2.6.4 Demanda com elasticidade unitária ($E_d=1$)

Os bens em que a elasticidade é igual a 1, têm-se a situação onde a variação de um ponto percentual no preço irá provocar exatamente a variação de um ponto percentual na demanda. Tal comportamento revela uma relação perfeitamente proporcional entre preço e demanda (NOGAMI; PASSOS, 2018).

Segundo Conrado et al. (2017), na elasticidade unitária, em termos de proporção o percentual da variação da quantidade demandada e da variação de preço serão iguais, porém de forma inversa, ou seja, o consumidor reagirá na mesma proporção em que ocorrer na variação de preço, não causando impacto na receita total do varejista.

2.2.7 Taxa de desemprego e seu efeito sobre a demanda

A taxa de desemprego é a relação entre o número de pessoas desocupadas (que estão procurando trabalho) e o número de pessoas economicamente ativas num determinado período de tempo. No Brasil, era medida pela Pesquisa Mensal de Emprego (PME) até o ano de 2016, sendo substituída pela taxa de desocupação divulgada na Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios (PNAD) desde então (IBGEA, 2021).

A PNAD foi planejada para produzir indicadores trimestrais sobre a força de trabalho e indicadores anuais sobre temas suplementares permanentes (como trabalho e outras formas de trabalho, cuidados de pessoas e afazeres domésticos, tecnologia da informação e da comunicação, etc.), investigados em um trimestre específico ou aplicados em uma parte da amostra a cada trimestre e acumulados para gerar resultados anuais, sendo produzidos, também, com periodicidade variável, indicadores sobre outros temas suplementares. Tem como unidade de investigação o domicílio (IBGEB, 2021).

A taxa de ocupação calculada mensalmente utiliza as informações dos últimos três me-

ses consecutivos da pesquisa, existindo, entre um trimestre móvel e o seguinte, repetição das informações de dois meses. Assim, os indicadores da PNAD Contínua produzidos mensalmente não refletem a situação de cada mês, mas, sim, a situação do trimestre móvel que finaliza a cada mês (IBGEB, 2021).

A taxa de desocupação da população é um indicador que carrega informação a respeito do poder de compra da população. Períodos com taxa de desocupação maior tendem a ser períodos de economia menos aquecida, uma vez que há menos renda circulante.

2.3 Precificação dinâmica

2.3.1 Estratégias de precificação

À medida que a competição se torna cada vez mais intensa a nível global, fato especialmente acentuado no ambiente de varejo *online*, a experiência do cliente passa a influenciar todas as dimensões do varejo, incluindo a formação de preços. A forma como o cliente percebe a precificação dos produtos pode influenciar positiva ou negativamente a intenção de compra do consumidor. Uma estratégia de precificação pode maximizar os lucros da empresa, uma vez que permite a ela lidar com certos comportamentos estratégicos do consumidor. Devido a este fato, os varejistas devem se atentar ao fato de que diferentes estratégias podem ser utilizadas para a solução deste problema, sendo que estas podem ser utilizadas de forma isolada ou combinada (FAITH et al., 2018; LI; DU; WEI, 2019).

Algumas das estratégias mais difundidas na literatura são (BREEDT, 2018):

- Precificação por *Markup*: É calculado fixando-se uma margem de lucro para o produto e então esta margem é adicionada aos custos de aquisição ou produção do item.
- Precificação por tabelamento: É prática comum que grandes fabricantes determinem um preço mínimo de venda recomendado para o produto. Em geral, nestes casos, os revendedores não são autorizados a efetuarem venda a valores abaixo deste. Esta costuma ser uma prática comum entre grandes fabricantes e revendedores concessionários e franqueados.
- Precificação competitiva: Esta estratégia é referenciada nos preços praticados pelos concorrentes, buscando manter os preços praticados sempre abaixo da concorrência. Esta prática encontra ao menos duas restrições, o custo de aquisição que limita a redução de preço e a possibilidade da prática de preços abaixo do patamar de prestígio do produto no mercado.
- Precificação psicológica: Objetiva apresentar preços que possam causar algum tipo de influência no comportamento do consumidor. Por exemplo, a prática de fixar preços

ligeiramente mais baixos, aproveitando a tendência de que ao fazer contas de cabeça o consumidor faça arredondamentos para baixo (R\$5,95 ao invés de R\$6,00).

Emboras estas sejam reconhecidas na literatura como as estratégias de precificação mais comuns, outras podem ser facilmente encontradas na literatura, bem como a combinação de diferentes estratégias para a precificação de segmentos específicos ou destinados a determinados tipos de consumidores. Estratégias de precificação dinâmica em geral surgem destas combinações e alternância entre diferentes estratégias ao longo do tempo (FAITH et al., 2018; LI; DU; WEI, 2019).

2.3.2 Precificação dinâmica

Discriminação de preços com base no momento (T) em que foi realizada a compra é uma prática difundida em diferentes indústrias. A exemplo, pode-se citar uma pessoa que compra uma roupa de uma coleção recém lançada, que irá pagar um preço maior do que uma pessoa que comprar esta mesma peça de roupa no final da estação. Da mesma forma, os consumidores que compram passagens aéreas com antecedência são tipicamente mais sensíveis ao preço do que aqueles que compram a passagem nas últimas horas antes do voo. Em ambos os casos, as companhias podem se beneficiar do uso de precificação dinâmica mas, devido às preferências específicas do cliente, as políticas de preços específicas do setor diferem significativamente (NETESSINE, 2006).

É algo claro que ajustar o preço de um produto a suas características, ao invés de dotar um preço fixo ao longo de toda a sua *shelflife* pode incrementar as vendas e, como consequência, provavelmente incrementar a receita gerada pelo varejista. Ou seja, ao invés de fixar um preço por um longo período, o vendedor pode dinamicamente trocar o preço, equilibrando assim a oferta e a procura com base em informações como *shelflife* (tempo máximo de duração do produto na prateleira), do inventário e a elasticidade da demanda (ADENSO-DÍAZ; LOZANO; PALACIO, 2017).

Adicionalmente à redução das perdas por expiração do produto não vendido, a adoção da precificação dinâmica pode também produzir uma perda de receita, mas isto não acontece em todos os casos, visto que o desconto no preço pode ser compensado por um aumento nas vendas. No caso de produtos alimentícios (tipicamente perecíveis), eles são inelásticos ao preço, com *range* de elasticidade da demanda entre 0,3 a 0,8 para produtos comuns (ADENSO-DÍAZ; LOZANO; PALACIO, 2017). Com base nisso, seria portanto interessante explorar como a elasticidade pode influenciar a demanda, de modo a compensar as reduções dinâmicas de preço sugeridas. De um ponto de vista histórico, o interesse pelo gerenciamento da receita por estes meios remonta aos anos de 1970 (ADENSO-DÍAZ; LOZANO; PALACIO, 2017).

O interesse inicial pelo tema não foi interferir nos preços na busca por maiores receitas, mas sim na capacidade de atendimento dos consumidor', abrindo ou fechando clas-

ses de tarifas com base na evolução da demanda em um determinado segmento de mercado por companhias aéreas. Nos anos 1990, políticas de precificação se tornaram um tópico emergente de pesquisa, com a publicação de trabalhos seminais no campo (GALLEGO; VAN RYZIN, 1997). Aplicações do tipo foram expandidas das companhias aéreas para hotéis, ganhando rapidamente visibilidade e atingindo muitas outras indústrias e varejo, considerando também produtos perecíveis, de demanda sensível ao preço e com horizonte finito de vendas (BITRAN; CALDENTEY, 2003). Embora não seja um tema recente, a quantificação dos benefícios da precificação dinâmica sobre estratégias de preço fixo não têm sido extensivamente estudados. Tal fato, de acordo com Şen (2013), se deve à dificuldade de se calcular de forma eficiente políticas ótimas e o elevado custo operacional da mudança de preços nas prateleiras (ADENSO-DÍAZ; LOZANO; PALACIO, 2017).

Apesar disso, de acordo com Elmaghraby e Keskinocak (2003), existem três razões para o crescente interesse nestas políticas que diferenciam o preço pela data de expiração do produto: um elevado nível de disponibilidade de dados por parte de varejistas; disponibilidade de melhores sistemas de suporte a tomada de decisão; e melhor tecnologia disponível para a troca dos preços nas prateleiras.

Alguns autores como Kärkkäinen (2003) e Liu, Tang e Huang (2008) têm pesquisado como a tecnologia de rastreabilidade RFID pode ajudar a monitorar e controlar produtos perecíveis sensíveis ao tempo, provendo dados como temperatura, umidade, quantidade em estoque, datas de validade e procura de tendências que possam suportar melhores decisões a serem tomadas. O avanço da tecnologia está, portanto, reduzindo os custos operacionais e facilitando a implementação deste tipo de política. Todos estes estudos consideram pontos de venda como maximizadores da receita (ELMAGHRABY; KESKINOCAK, 2003).

Apesar de esta já ser uma prática comum no varejo industrial, alguns seguimentos de comércio ao consumidor final ainda são relutantes em adotar estratégias de precificação dinâmica por medo de possíveis prejuízos à imagem da empresa frente aos seus consumidores. Em alguns casos, a possibilidade de vender algo obsoleto para o cliente pode gerar além de risco à imagem da empresa, a possibilidade de gerar futuros pedidos de compensações ou *upgrades* por parte dos clientes (HERBON; LEVNER; CHENG, 2014). Liu, Tang e Huang (2008) definem precificação dinâmica como a designação de diferentes preços para itens de uma mesma categoria, considerando suas características individuais e alterando o seu status com base nisso. Elmaghraby e Keskinocak (2003) identificaram três características para categorizar a literatura lidando com precificação dinâmica: com reposição da prateleira vs. sem reposição da prateleira; dependente vs. independente da demanda; clientes de comportamento míope vs estratégicos

Chung e Li (2014) consideram dois principais procedimentos para que a precificação dinâmica seja posta em prática: uma estratégia de descontos fixos, onde o vendedor divide a vida do produto em uma série de intervalos e anuncia o preço inicial, aplicando os descontos a cada momento. E a estratégia contingente, que consiste em fixar um preço inicial e definir

um ponto no tempo em que o vendedor irá anunciar um novo preço. De acordo com Aviv e Pazgal (2008), estratégias contingentes levam a menores expectativas de receita quando a empresa é exposta a clientes estratégicos.

É crescente a adoção de estratégias de precificação dinâmica e isso vem incentivando o desenvolvimento de pesquisas e novas ferramentas para sua aplicação tanto no varejo como em outras indústrias (COY, 2000; ZAAROUR; MELACHRINOUDIS; SOLOMON, 2016). Três fatores contribuem para este aumento de interesse (ZAAROUR; MELACHRINOUDIS; SOLOMON, 2016): o aumento na disponibilidade de dados, novas tecnologias que permitem alterações de preços mais rápidas e com menor esforço, e a disponibilidade crescente de ferramentas de suporte à tomada de decisão para análise dos dados de demanda e para a implementação da precificação dinâmica.

Hamister e Suresh (2008) avaliaram o efeito da precificação dinâmica sobre o efeito chicote. Em seu estudo, contestaram a crença de que a estabilidade do preço é necessária para conter a amplitude do efeito chicote. Tal crença se baseia em estudos que indicam que promoções excessivas e descontos inserem fontes de variabilidade na demanda que por sua vez se converte em custos para a cadeia de suprimentos. Porém, os resultados obtidos por Hamister e Suresh (2008) por meio do problema do jornaleiro indicam que o uso da precificação dinâmica, se desenvolvido adequadamente, promove uma modulação da demanda quando esta é sensível ao preço, permitindo que o efeito chicote ao longo da cadeia de suprimentos seja atenuado ao mesmo tempo que se maximiza a receita. Ainda segundo Hamister e Suresh (2008), os principais complicadores com que a precificação dinâmica precisa lidar são um grande número de diferentes produtos, elasticidades de produtos que são dependentes de outros produtos, fator difícil de determinar, e o desconhecimento da resposta da concorrência que pode afetar a eficiência da precificação dinâmica.

Chung e Li (2014) buscaram melhor entender como estratégias de precificação dinâmica podem influenciar o comportamento do consumidor, após eles observarem que a política usual de uma redução de preço repentina, quando a data de vencimento do produto está próxima, não é apreciada pelos clientes. De acordo com o survey realizado pelos mesmos autores, é uma prática comum no varejo Sul Coreano reduzir o preço de produtos perecíveis em 30% quando estes têm restando apenas 30% do seu *shelf life*.

Li e Zheng (2006) abordaram o problema de otimização do preço e reposição do inventário, analisando um único item com um sistema de revisões periódicas do inventário. Eles aplicaram um programa de tomada de decisões markovianas para demonstrar que um elevado inventário inicial faz decrescer o valor ótimo de preço e quantidade de reposição.

Şen e Zhang (2009) abordaram a precificação dinâmica incorporando o aprendizado sobre as vendas ocorridas durante a estação em substituição às previsões realizadas previamente como forma de reduzir a incerteza da demanda baseado em uma abordagem bayesiana.

Şen (2013) avaliou o problema da precificação dinâmica com duas abordagens heurísti-

cas para a situação de inventário (capacidade) fixo e um horizonte finito de vendas. O autor buscou testar a veracidade da afirmação de autores mais antigos de que a precificação dinâmica serviria somente para o gerenciamento da receita e de que teria pouco efeito sobre o gerenciamento da demanda quando comparada com outras heurísticas.

Maternini, Ferrari e Guga (2017) avaliaram técnicas de precificação para o setor de serviços de estacionamento, incluindo uma abordagem de precificação dinâmica que, com base em um sistema de monitoramento eletrônico do sistema de transporte municipal, recalcula a cada hora o preço a ser aplicado aos estacionamentos de forma a regular a demanda. A proposta, apesar de ter sido desenvolvida para o mercado italiano, foi baseada em experimentos realizados na cidade de San Francisco. Pierce, Willson e Shoup (2015) propuseram uma abordagem semelhante, porém com o objetivo de aumentar o uso de garagens públicas em San Francisco, reduzir o preço médio oferecido ao usuário, porém mantendo a receita gerada pelas estruturas municipais.

Mohajeryami et al. (2016) exploraram modelos de precificação dinâmica como forma de regulação da demanda para o mercado de distribuição de energia elétrica. Neste caso, há uma restrição da infraestrutura de atendimento dos consumidores e, portanto, o modelo tem como objetivo maximizar o lucro da empresa e, ao mesmo tempo, desestimular o consumo além da capacidade instalada de atendimento, mantendo-o sob controle dentro dos limites estruturais. Embora o modelo se aplique a um mercado de varejo, cabe ressaltar que o mercado de distribuição de energia possui uma dinâmica própria onde, predominantemente, o mercado está sujeito a um monopólio, legislação específica e alto controle regulatório estatal.

Em estudo publicado por Bhattacharjee e Ramesh (2000), foi apresentada uma revisão extensa da literatura disponível sobre a precificação dinâmica sob o ponto de vista do controle de inventários. Foram identificadas as principais variáveis identificadas na literatura que são afetadas pela precificação dinâmica. Na Tabela 4, são apresentadas estas variáveis, sob os diferentes comportamentos da demanda. Além disto, os autores propuseram dois algoritmos heurísticos para a solução do problema, um algoritmo guloso e a uma busca aleatória, dada a complexidade do problema e a impossibilidade de resolução do modelo por métodos determinísticos clássicos.

Sitzia e Zizzo (2012) realizaram estudo experimental avaliando as diferenças nos efeitos de estratégias de precificação *low-high price*, quando o produto é lançado com um preço baixo para penetrar o mercado mais agressivamente e a empresa aumenta seu preço gradativamente ao longo do tempo para aumentar a margem de lucro, e as estratégias *high-low price*, quando o produto é lançado com um preço bem acima do objetivo de venda e, após, descontos vão sendo aplicados ao longo do tempo. Os experimentos conduzidos pelos autores indicam que estratégias *low-high price* tendem a criar um sentimento de mau negócio nos clientes ao longo do tempo, em razão de o preço de referência guardado por eles na memória ser inferior ao praticado. Em contrapartida, tal estratégia permite pressionar

Tabela 4: Variáveis importantes no controle de inventário identificadas por Bhattacharjee e Ramesh (2000)

Demanda	Custos relacionados	Outros fatores
Determinística e estacionária	Custo médio vs. Descontos	<i>Lead time</i>
Determinística e variável	Custos de aquisição	reposição do estoque (<i>backordering</i>)
Incerta (distribuição conhecida)	Custos variáveis com o tempo	Processos de revisão do inventário
Desconhecida	Custo de oportunidade de venda perdida	Horizonte de venda (pericibilidade)

consumidores de comportamento estratégico, pois estes sabendo que haverá uma natural elevação dos preços, tendem a antecipar suas compras. Por outro lado, estratégias *high-low price* tendem a estimular o consumo após o lançamento, visto que o preço referência é mais elevado, gerando o sentimento de bom negócio aos consumidores, porém, tal estratégia estimula o comportamento estratégico dos consumidores, visto que tendem a retardar suas compras a espera da aplicação de descontos no preços praticados.

Nagare e Dutta (2018) propuseram políticas para determinar a compra inicial, preço inicial, amplitude e intervalo entre descontos para produtos com curto ciclo de vida. Os autores propuseram modelos variantes para mercados sensíveis ao preço e não sensíveis ao preço.

A principal razão para os consumidores comprarem pela *internet* é a facilidade de comparação de preços entre diferentes vendedores (NETRATINGS, 2007). Drechsler e Natter (2011) exploraram em seu trabalho o efeito dos chamados *shopbots*, ferramentas *online* de comparação de preços e, em alguns casos, que apresentam ao consumidor o histórico de preços do produto. Os autores avaliaram o quanto tais ferramentas podem influenciar no comportamento dos clientes sob o ponto de vista da expectativa de preços e do comportamento estratégico em relação ao momento para efetuar a compra. Os autores concluem que a disponibilidade deste tipo de ferramenta tende a aumentar o comportamento estratégico entre os clientes ao nivelar o conhecimento sobre o valor de mercado do produto, mesmo para bens duráveis. A facilidade de acesso à informação faz com que não seja necessário uma grande pesquisa por parte do consumidor, o que expõe o *e-commerce* a uma condição onde praticamente todos os seus consumidores são potencialmente consumidores de comportamento estratégico.

2.3.3 Modelos de precificação dinâmica

Cortezo Nieto (2019) propôs um modelo de precificação dinâmica para varejo de produtos discretos. A discretização do modelo proposta reduziu a complexidade quando com-

parado a outros modelos disponíveis na literatura ao limitar a avaliação apenas a soluções viáveis selecionando a de melhor resultado em termos de lucro ao invés da tradicional varredura. Embora esta estratégia possa fragilizar a solução em relação a ótimos locais, torna a solução menos onerosa em termos computacionais, o que em termos práticos pode se revelar uma vantagem em situações onde o custo computacional mostra-se uma restrição mais crítica do que a precisão do resultado.

O modelo pode agrupar os produtos à níveis de categoria e produto. O agrupamento em nível de produto torna o processamento mais lento, porém permite a adoção de estratégias diferentes quando a diferenciação entre os produtos é difícil ou inviável. O modelo é dado por (CORTEZO NIETO, 2019):

$$\begin{aligned} \max Profit = \max \sum_p \sum_t \sum_C x_{p,t,C} * \\ * Dbase_p * \Delta D_{p,C} * [Pbase_p * (1 - Dct_C) - Custo_p] \end{aligned} \quad (2.6)$$

sujeito a:

$$x_{pt,dia,C} * Dbase_p * \Delta D_{p,C} \leq 1,1 * Dmax_{p,t} \quad (2.7)$$

$$\sum_C x_{p,t,C} \leq 1 \quad (2.8)$$

onde:

$\max Profit$ é o lucro máximo;

p é o produto em avaliação;

t é o período em avaliação;

C é o ponto sobre a curva de demanda em avaliação;

$x_{p,t,C}$ é a variável binária de decisão que indica a seleção (1) ou não(0) da respectiva combinação p, t e C ;

$Dbase_p$ é a demanda base projetada para o produto p ;

$\Delta D_{p,C}$ é a variação na demanda para o produto p sob o ponto da curva de demanda C ;

$Pbase_p$ é o preço base do produto p ;

Dct_C é o desconto aplicado sob o ponto C da curva de demanda;

$Custo_p$ é o custo do produto p ;

$Dmax_{p,t}$ é a máxima demanda prevista com base no histórico.

A variável binária x indica a combinação de produto, dia e ponto da curva de demanda a ser utilizado. A primeira restrição apresenta a demanda máxima para o dia, fixada pelo autor em 110% da demanda máxima registrada no histórico do produto. Esta margem extra de 10% visa, absorver eventuais flutuações na demanda decorrentes da implantação da precificação dinâmica. A segunda restrição visa, garantir que apenas um ponto sob a curva de demanda será selecionado por vez (CORTEZO NIETO, 2019).

2.4 Produtos com curto ciclo de venda

Produtos com curto ciclo de venda, ou com curto ciclo de vida em prateleira (*shelflife short cycle*), são produtos com características de qualidade dependentes do tempo. Podendo esta característica estar ligada a algum tipo de perecibilidade intrínseca do produto, obsolescência ou perda de função (ZAAROUR; MELACHRINOUDIS; SOLOMON, 2016).

Produtos perecíveis em geral apresentam perda de qualidade progressiva ao longo do tempo que estão expostos, tal fato resulta inevitavelmente em perda do valor percebido pelo consumidor, que em geral irá preferir a aquisição de produtos frescos. Há ainda casos onde embora não haja perda progressiva, por razões sanitárias não deverá mais ser consumido após passado algum tempo.

Há produtos cuja perda de valor, embora progressiva, não está ligada a natureza física do produto. Este é o caso dos bens de moda, eletrônicos e automóveis, por exemplo. Neste caso, o valor máximo percebido pelo consumidor se dá em razão da inovação proporcionada pelo lançamento do produto e, à medida que o produto perde esta novidade, perde o seu valor percebido. Nestes mercados, também é comum que este produto perca por completo (ou quase completamente) seu valor percebido devido ao lançamento de novos modelos ou obsolescência da tecnologia ou *design* empregados (WANG; WANG, 2017).

Há ainda os bens que se valorizam ao longo do tempo, devido ao aumento de sua escassez durante o período de vendas, porém perdendo completamente o seu valor percebido após determinado tempo. Este é o caso, por exemplo, de ingressos para eventos e passagens aéreas, que ao serem lançados possuem um valor percebido relativamente baixo, aumentando seu valor percebido ao longo da janela de vendas, porém perdendo completamente seu valor comercial após a data do show ou do voo (RUBINSTEIN et al., 2020).

Bens deste tipo representam uma dificuldade extra ao planejamento de vendas, visto que no caso de inventário excedente ao final do período de venda o vendedor incorrerá em perdas.

2.4.1 Varejo de produtos com curto ciclo de vida e suas especificidades

Produtos perecíveis ou com curto ciclo de vida apresentam uma característica que os diferencia de outros tipos de produtos mais perenes. Esta característica decorre do fato de haver uma janela ideal de tempo que oportuniza a sua venda com lucro máximo e, uma vez fechada esta janela o valor deste item e a demanda por ele passam a decrescer ao longo do tempo, impedindo que os valores máximos iniciais atingidos possam ser novamente alcançados sem algum tipo de evento externo (ZAAROUR; MELACHRINOUDIS; SOLOMON, 2016). Em alguns casos, o produto pode recuperar seu valor após um processo de remanufatura (que pode ser considerada uma perda por retrabalho) ou então sofrer uma perda definitiva e irreversível, resultando na perda completa de seu valor comercial, sendo portanto o

prejuízo da empresa proporcional ao inventário restante (r) ao final da vida deste produto. A Figura 10 ilustra este processo graficamente, um inventário inicial (I) a ser vendido durante um horizonte finito de tempo (T) e ao final um inventário restante (r) que pode ser maior ou igual a zero.

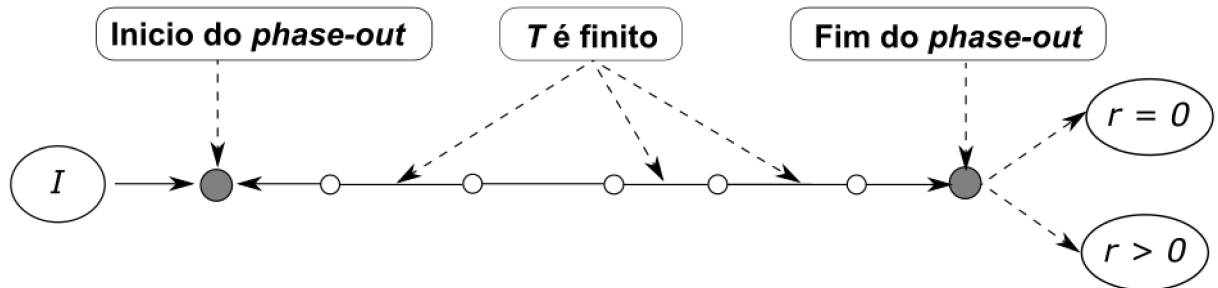


Figura 10: Processo de deterioração do estoque
Adaptado de Zaarour, Melachrinoudis e Solomon (2016)

Por vezes, tenta-se evitar a alteração dos preços com frequência devido aos custos (frequentemente designados por "custos de menu") associados a essas mudanças (NETESSINE, 2006). Zbaracki et al. (2000) destacam três classes de custos que devem ser consideradas na aplicação de precificação dinâmica no ambiente do varejo: Físicos (trocas de etiquetas, placas e sinalização da loja), Gerencial (inclui a coleta e distribuição de informação), e Clientes (inclui custos de negociação e comunicação destas alterações ao público do varejo). Os mesmo autores destacam que identificar os custos gerenciais e de clientes exige maior esforço do que identificar os custos físicos. Zaarour, Melachrinoudis e Solomon (2016) abordaram estratégias de precificação e descontos com o objetivo de maximizar a receita gerada pela venda de produtos em final de vida ou descontinuados. Os autores fizeram uso de programação linear multiperíodo para determinação das estratégias.

No contexto de artigos de moda, há ainda outras especificidades, como o elevado nível de incertezas na previsão de demanda. Visto que boa parte do *marketing* deste tipo de produto é baseado na inovação e diferencial de *design*, torna-se extremamente difícil prever a aceitabilidade do produto e a sua demanda (ŞEN; ZHANG, 2009). Além das incertezas da demanda, este nicho de mercado ainda lida com particularidades da sua cadeia de suprimentos como longos *lead times* e curtas temporadas de venda, muitas vezes vinculadas a campanhas, tal características da cadeia de suprimentos dificultam a reposição de estoques durante a temporada de vendas, o que eleva ainda mais os riscos assumidos pela empresa ao realizar a previsão da quantidade a ser produzida e dos preços a serem oferecidos. O uso de sistemas inteligentes que permitam a empresa dosar os valores de desconto e a frequência com que devem ser aplicados pode balancear a demanda com o suprimento, além de melhorar o resultado financeiro, mesmo em produtos com pequena margem de lucro (ŞEN; ZHANG, 2009). Apesar do grande volume de dados disponíveis, as aplicações práticas de sistemas deste tipo ainda são tímidas (ŞEN; ZHANG, 2009).

2.4.2 O problema do jornaleiro

Zaarour, Melachrinoudis e Solomon (2016) dizem que estoque é uma proteção contra incertezas, embora deva se considerar que este possui um tempo de vida limitado. Modelos para o problema do jornaleiro têm sido estudados por muitas décadas desde o trabalho de Whitin (1955) e têm sido aplicados a um amplo leque de situações em diferentes indústrias. Por exemplo, no controle de inventário de itens perecíveis ou com demanda sazonal, e planejamento da capacidade para gerenciamento de receita em serviços hoteleiros e transportes, dentre outros (MITRA; CHATTERJEE, 2018).

A abordagem clássica do problema do jornaleiro consiste em estimar, em um primeiro momento, a distribuição da demanda (ou se assumir uma determinada distribuição) e, então, determinar a quantidade ótima a ser comprada. Abordagens orientadas por dados que embasam o nível do inventário em um vetor de demanda histórica e observações, oferecem alternativas para seu controle (KYPARISIS; KOULAMAS, 2018; VIPIN; AMIT, 2019; LAAN et al., 2019; ABDEL-AAL; SELIM, 2019).

O problema original é dado por um nível de inventário I tal que a demanda estocástica D é atendida com uma probabilidade $1 - \alpha$, onde $\alpha \in (0, 1)$, enquanto minimiza o estoque excedente esperado $\mathbb{E}(I - D)^+$, onde $(s)^+ := \max\{0, s\}$, $s \in \mathbb{R}$. Como alternativa, o objetivo é minimizar os custos totais esperados, que consistem em custos resultantes da falta ou excesso de inventário, cujo montante é dado por b e h por item, respectivamente. Assim, o problema do jornaleiro em caso de restrição de nível de serviço é dado por:

$$\min_{I \geq 0} \{\mathbb{E}(I - D)^+ : \mathbb{P}[I \geq D] \geq 1 - \alpha\} \quad (2.9)$$

e no caso de minimização do custo

$$\min_{I \geq 0} \{\mathbb{E}[b(D - I)^+ + h(I - D)^+]\} \quad (2.10)$$

Se a função distribuição cumulativa (F) da demanda (D) é conhecida, então a solução ótima nas equações (2.9) e (2.10) são $I_{SL}^* := F^{-1}(1 - \alpha)$ e $I_{IC}^* := F^{-1}(\frac{b}{b+h})$, respectivamente, onde $F^{-1}(x) := \min\{t : F(t) \geq x\}$ é o inverso da função distribuição cumulativa de D . Para uma dada distribuição de demanda, os dois problemas são equivalentes, como se pode escolher b e h de tal modo que $b/(b+h) = 1 - \alpha$ para qualquer $\alpha \in (0, 1)$, ou vice versa. Na prática, porém, a distribuição de demanda costuma não ser conhecida e a equação (2.9) é tipicamente mais difícil de ser solucionada (por aproximação) que a equação (2.10), neste caso então a viabilidade de solução deve ser avaliada. De fato, I_{SL}^* não poderá ser calculado se F for desconhecida e, portanto, o objetivo é escolher um nível de inventário $I \geq I_{SL}^*$, de tal modo que $I - I_{SL}^*$ seja o menor possível. Por outro lado, no caso de um objetivo de minimização de custos, um nível de estoque I deve ser escolhido o mais próximo possível I_{EC}^* , mas $I \geq I_{EC}^*$ não é uma condição necessária (LAAN et al., 2019).

O modelo para solução do problema do jornaleiro leva em consideração a quantidade dos produtos que sobraram ao final da janela de demanda (HOPP; SPEARMAN, 2011). Para tal considera-se:

X a demanda em unidades do produto;

$G(x) = P(X \leq x)$, a distribuição acumulada da função demanda;

$g(x) = \frac{d}{dx}G(x)$, a função densidade da demanda;

c_0 , o custo unitário de uma unidade em excesso após a confirmação da demanda, em unidades monetárias;

c_s o custo da falta de uma unidade durante o período de vendas (ruptura de estoque);

Q a quantidade comprada, produzida ou estocada, que é a variável de decisão do problema.

$$\text{Unidades em excesso} = \max\{Q - X, 0\} \quad (2.11)$$

Ou seja, se $Q \geq X$, então a sobra é simplesmente $Q - X$ (estoque subtraído da demanda), enquanto que no caso onde $Q \leq X$, todo o estoque foi consumido pela demanda, sendo a sobra equivalente a zero. Assim, o valor esperado da quantidade em excesso pode ser dado por:

$$E(\text{quantidade em excesso}) = \int_0^{\infty} \max\{Q - x, 0\} g(x) dx \quad (2.12)$$

ou

$$E(\text{quantidade em excesso}) = \int_0^Q (Q - x) g(x) dx \quad (2.13)$$

De forma análoga, o custo por ruptura de estoque durante a janela de vendas pode ser calculado por meio de:

$$E(\text{quantidade em falta}) = \int_0^{\infty} (x - Q) g(x) dx \quad (2.14)$$

Assim, o custo esperado como função da quantidade disponibilizada durante a janela de vendas pode ser expresso como:

$$Y(Q) = c_0 \int_0^Q (Q - x) g(x) dx + c_s \int_Q^{\infty} (x - Q) g(x) dx \quad (2.15)$$

O valor de Q que minimiza o custo esperado é encontrado como nos casos anteriores, por meio das derivadas, resultando no seguinte:

$$\frac{\partial Y(Q)}{\partial Q} = c_0 \int_0^Q 1 g(x) dx + c_s \int_Q^{\infty} (-1) g(x) dx \quad (2.16)$$

$$\frac{\partial Y(Q)}{\partial Q} = c_0 G(Q) - c_s (1 - G(Q)) = 0 \quad (2.17)$$

E o valor ótimo de Q que minimiza $Y(Q)$ é dado por:

$$G(Q^*) = \frac{c_s}{c_0 + c_s} \quad (2.18)$$

Assume-se então que

$$G(Q^*) = \Phi\left(\frac{Q^* - D}{\sigma}\right) = \frac{c_s}{c_0 + c_s} \quad (2.19)$$

Φ representa a função distribuição acumulada da distribuição normal padrão, D representa a demanda prevista e σ o desvio padrão da demanda histórica do produto. A partir disto, obtém-se o multiplicador da demanda para obtenção do estoque a ser providenciado para seu atendimento. Nos anos recentes, com o progressivo aumento da disponibilidade de dados promovido pelo aumento do uso da tecnologia e o desenvolvimento de técnicas e ferramentas de ciência de dados, passaram a ser exploradas abordagens baseadas em dados. Porém, infelizmente, abordagens baseadas em dados para solucionar o problema do jornaleiro são propensas à ocorrência de *overfitting*. Como resultado, embora a qualidade dentro da amostra das soluções geradas possa ser alta, o desempenho fora da amostra pode ser ruim, especialmente se o número de observações for pequeno. Tipicamente, a otimização meramente assintótica das soluções geradas pode ser comprovada (LAAN et al., 2019).

Decisões ótimas podem ser aprendidas a partir dos dados com o uso de técnicas de aprendizado de máquina (do inglês *Machine Learning*). Abordagens baseadas em dados foram propostas na literatura por Levi, Perakis e Uichanco (2015) (aproximação amostral média), Wang, Glynn e Ye (2016) (*likelihood robust optimization*) e Oroojlooy, Snyder e Takáč (2019) (*deep learning*). Outros métodos usam outros dados como forma de caracterização, além dos dados de demanda. Abordagens como esta são propostas por Beutel e Minner (2012) (*empirical risk minimization* (ERM)), Ban e Rudin (2018) (ERM, ERM com regularização, e otimização kernel), e Bertsimas e Kallus (2019) (*k vizinhos mais próximos*, regressão local, árvores de classificação e regressão, florestas aleatórias).

Um risco da utilização de abordagens por aprendizado de máquina, como destacado por Laan et al. (2019), é que eles são propensos a ocorrência de *overfitting*. Isto significa que a regra de decisão gerada tem bom desempenho sobre os dados que a geraram (*in-sample*), mas podem apresentar um fraco desempenho quando aplicada a outros conjuntos de dados que não tenham sido utilizados no seu “treinamento” (*out-of-sample*). Enquanto alguns autores provam otimalidade assintótica de suas abordagens, como por exemplo Levi, Perakis e Uichanco (2015), Ban e Rudin (2018), Bertsimas e Kallus (2019), o uso de amostras finitas pode ter performance pior, especialmente se a quantidade de variáveis utilizadas no treinamento do modelos for grande. Tal fato pode ter diferentes implicações para a tomada de decisão. Neste caso, as decisões podem ser sub ótimas ou inviáveis de serem aplicadas (LAAN et al., 2019).

Fica evidente na literatura a recente aplicação de esforços para a proposição de abordagens robustas baseadas em dados contra a ocorrência de *overfitting* para o problema do jornaleiro.

2.4.3 Precificação dinâmica no varejo de produtos com curto ciclo de vida

De acordo com Elmaghraby e Keskinocak (2003), existem pelo menos três fatores do mercado que influenciam o tipo de problema que um varejista irá enfrentar ao passar a utilizar precificação dinâmica: reposição ou não reposição do estoque durante o período de vendas, demanda dependente ou independente ao longo do tempo e consumidores míopes ou estratégicos. Os mesmos autores destacam que, baseados em diferentes combinações destas características, diferentes categorias podem se formar. Shu, Wu e Chu (2017) acrescentam ainda que os avanços do comércio eletrônico provocaram mudanças substanciais no varejo. O avanço da tecnologia, atualmente, permite que as empresas explorem estratégias de promoção massiva de vendas, o que aliado à facilidade de comparação de preços por parte dos consumidores tem provocado mudanças no comportamento deste consumidor, tornando-o mais estratégico, mesmo em alguns nichos de mercado onde consumidores míopes eram predominantes anteriormente. Grandes campanhas de vendas como a *Cyber Monday* e a *Black friday* idealizadas no Estados Unidos da América, mas que rapidamente se difundiram por diferentes países, são exemplos destas campanhas promocionais massivas que tendem a fazer com que consumidores estratégicos esperem pela sua realização para a aquisição de determinados produtos. O comportamento estratégico do cliente faz com que haja uma queda nas vendas às vésperas de tais eventos e compras massivas realizadas de forma concentrada em um curto espaço de tempo, por vezes exaurindo a capacidade de atendimento de tal demanda pela empresa. Esta demanda pulsada acaba atingindo não apenas o varejista, mas também toda a cadeia de suprimentos que o suporta, propagando este efeito chicote por toda a cadeia.

Outro fator decorrente do comportamento do consumidor foi evidenciado por Barron, Umbeck e Waddell (2008) em um experimento de campo no varejo de combustíveis, que evidenciou uma relação entre o número de competidores e a sensibilidade do consumidor ao preço. Os autores concluíram que no momento que um varejista modifica o seu preço, os demais concorrentes irão reagir a esta ação com maior ou menor intensidade dependendo da densidade de competidores deste mercado. Ainda segundo os mesmos autores, a sensibilidade dos consumidores ao preço também é afetada por esta densidade, sendo que em mercados com maior número de competidores o varejista enfrenta uma demanda mais responsiva ao preço.

Liu et al. (2018) abordam outro fator que é a sazonalidade de alguns produtos. Tal fato afeta fortemente os preços que por sua vez tem impactos na demanda. Esta variação no preço e demanda implica ainda em riscos maiores assumidos pelos varejistas, visto que a previsão de demanda se torna mais complexa, uma vez que não há possibilidade de reposição de estoque ou que esta reposição é onerosa fora da temporada de vendas.

2.5 Métodos econométricos e de análise de dados

2.5.1 Índice de preços ao consumidor

No Brasil, existem alguns indicadores de inflação, dentre os mais comuns estão o INPC (Índice Nacional de Preços ao Consumidor), o IGP-M (Índice Geral de Preços – Mercado) e o IPCA (Índice de Preços ao Consumidor Amplo) (OLIVEIRA FREITAS et al., 2019). A partir de março de 1999, o país adotou o sistema de metas de inflação, consolidando a estabilização monetária. Neste regime, o Banco Central é o responsável pelo controle de preços na economia, utilizando os instrumentos de política monetária para que a inflação convirja para a meta previamente estabelecida, tendo como referência o Índice de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) (BARBOSA, 2019).

O Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) tem objetivo de medir a inflação de um conjunto de produtos e serviços comercializados no varejo, referentes ao consumo pessoal das famílias com rendimento entre 1 a 40 salários mínimos, esta faixa de renda foi criada com o objetivo de garantir uma cobertura de 90% das famílias pertencentes às áreas urbanas de cobertura do Sistema Nacional de Índices de Preços ao Consumidor - SNIPC. Ele é divulgado mensalmente pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) e possui abrangência nacional (IBGEC, 2021).

Esse índice de preços tem como unidade de coleta estabelecimentos comerciais e de prestação de serviços, concessionária de serviços públicos e sua coleta estende-se, em geral, do dia 01 a 30 do mês de referência. Atualmente, a população-objetivo do IPCA abrange as famílias residentes nas áreas urbanas das regiões metropolitanas de Belém, Fortaleza, Recife, Salvador, Belo Horizonte, Vitória, Rio de Janeiro, São Paulo, Curitiba, Porto Alegre, além do Distrito Federal e dos municípios de Goiânia, Campo Grande, Rio Branco, São Luís e Aracaju (IBGEC, 2021).

A inflação é influenciada por diversos fatores econômicos, dentre eles a própria demanda. Um aquecimento na demanda pode provocar uma elevação nos níveis de inflação, ao mesmo tempo que um nível de inflação elevado pode afetar negativamente a demanda, sendo o caso oposto também verdadeiro. Portanto, este é um indicador macroeconômico que pode fornecer indicações de flutuação na demanda.

2.5.2 Previsão de demanda

No dia a dia das empresas, um conjunto de decisões precisam ser tomadas, sendo muitas vezes necessário tomá-las de maneira rápida e com o maior nível de precisão possível, dentre estas decisões está a previsão ou projeção da demanda futura. Segundo Soares Júnior (2020), para auxiliar nas decisões, muitos gestores fazem uso de uma série de ferramentas de análise que permitem uma tomada de decisão mais assertiva quanto ao futuro. Dentre

essas ferramentas está a previsão da demanda que, conforme Suma e Hills (2020), é um estudo indispensável para o planejamento estratégico de uma empresa, seja na produção, em vendas ou nas finanças de qualquer empresa, isto porque os negócios das organizações são direcionados segundo as previsões para o futuro do mercado, portanto decisões precisam ser tomadas antecipadamente para atendimento.

Khan et al. (2020) afirmam que, prever vendas é uma das principais tarefas de tomada de decisão das empresas, uma vez que praticamente todas as operações da organização são função da demanda. Para os autores Krishna et al. (2018), a principal motivação para aplicação de previsões de demanda é equilibrar os recursos de *marketing* e vendas em relação ao planejamento de capacidade de fornecimento. Afirmam, ainda que, as empresas buscam principalmente determinar dois fatores, primeiro o nível de demanda atual do serviço ou produto, em segundo lugar determinar a demanda futura.

Prever a demanda é parte importante da inteligência empresarial contemporânea (PAVLYSHENKO, 2019), fundamental para se obter sucesso (LOUREIRO; MIGUÉIS; SILVA, 2018), necessária para obtenção de diferencial competitivo (SOARES JÚNIOR, 2020) e essencial para um planejamento da gestão eficaz das operações (KHAN et al., 2020). A previsão de demanda pode ser definida tradicionalmente como a necessidade estimada de produtos ou serviços com base nos dados de venda do passado (KHAN et al., 2020; KRISHNA et al., 2018; YU et al., 2017).

Previsões são fundamentais para auxiliar na determinação de que recursos serão imprescindíveis, e para a programação dos recursos existentes ou ainda da aquisição de novos recursos, quando necessários. A previsão da demanda contribuiu também para o dimensionamento de necessidades de estoque, bem como o planejamento de ações para o esgotamento destes. Portanto, a previsão da demanda deve ser apoiada por fundamentos matemáticos, na busca de informações, como a quantidade das vendas que futuramente serão realizadas para um produto ou serviço (SUMA; HILLS, 2020).

Dentro do cenário de comercialização via ambiente digital, Bandara et al. (2019) reforçam que a previsão de demanda a nível de produto é crucial para o negócio, sendo de suma importância, especialmente para novas empresas tendo em vista que, previsões de demanda precisas e confiáveis permitem um melhor plano de estoque, preços competitivos, planejamento de promoção oportuna, etc. No varejo, conforme pontuam Yu et al. (2017), uma boa previsão que se adapte às demandas de consumo pode ajudar os varejistas a estender lucros, promover produtos em relação aos padrões de consumo e controlar o estoque de segurança dentro de margens ótimas de operação, evitando tanto excessos como rupturas durante o período de vendas.

A previsão pode ser um problema complexo no caso de falta de dados, dados ausentes ou com a presença de *outliers* (PAVLYSHENKO, 2019). Se a previsão não for correta, podem ocorrer situações de falta ou excesso de estoque, o que pode ter um impacto direto e imediato na lucratividade da empresa. O efeito não se restringe apenas ao desempenho da lucra-

tividade, a qualidade do atendimento ao cliente também pode ser afetada por um sistema de previsão ineficiente (LOUREIRO; MIGUÉIS; SILVA, 2018).

Basicamente, a previsão de demanda pode ser obtida por meio de três metodologias: qualitativo, quantitativo e o misto que, é o caso onde se faz o uso complementar dos dois primeiros. A previsão por métodos qualitativos tem como fonte de dados a opinião e julgamento de outras pessoas uma vez que elas tenham condições de opinar (SOARES JÚNIOR, 2020), em geral com base em sua experiência, informações privilegiadas, *networking*, etc. . . . Os métodos quantitativos de previsão têm como características a sua objetividade e imparcialidade, destacando-se ainda pela capacidade para lidar com elevado volume de dados (SUMA; HILLS, 2020), sendo este volume em geral limitado pela capacidade computacional disponível. Os dados utilizados para esse tipo de técnica podem ser classificados como séries temporais ou modelos causais (PAVLYSHENKO, 2019; SUMA; HILLS, 2020).

No que diz respeito aos métodos quantitativos, a previsão de demanda utilizando séries temporais é algo bastante utilizado, onde o uso de modelos estatísticos tal como o *AutoRegressive Integrated Moving Average* (ARIMA) já são largamente explorados para essa finalidade (SOARES JÚNIOR, 2020). A título de exemplo, Brito et al. (2019) propõem um modelo quantitativo ARIMA na previsão de atendimentos com alta demanda da Rede de Assistência à Saúde. Borges e Landim (2018), também fizeram uso do modelo em uma série temporal para prever demandas de vendas.

No entanto, esses modelos possuem algumas limitações e acabam não sendo suficientemente eficientes para algumas situações, tendo em vista que possuem dificuldade de lidar com problemas estocásticos e não-lineares, situações comuns de serem encontradas (SOARES JÚNIOR, 2020). Segundo, Martínez et al. (2018), previsões de demanda vêm sendo realizadas ao longo do tempo por diversos métodos, no qual os modelos estatísticos se destacavam. No entanto, apesar dos métodos clássicos possuírem grande relevância na literatura, os métodos de inteligência computacional vêm ganhando espaço nas últimas décadas para previsões de séries temporais (MARTÍNEZ et al., 2018).

A previsão de séries temporais, pode ser desenvolvida utilizando técnicas estatísticas clássicas, como média móvel autorregressiva (ARMA) e média móvel autorregressiva integrada (ARIMA). Contudo, adotar uma abordagem de aprendizado de máquina para lidar com uma previsão de série temporal é geralmente mais poderoso e flexível. Poderoso porque permite o uso de algoritmos de aprendizagem supervisionada de última geração. Flexível, pois permite a inclusão de variáveis adicionais de entrada úteis, externas à série temporal dada (TSOUMAKAS, 2019).

2.5.3 Séries temporais

Uma série temporal pode ser definida como uma série de observações realizadas sequencialmente ao longo de um determinado período de tempo (WULFF, 2017). Diversos

conjuntos de dados podem assumir o formato de séries temporais, como por exemplo: sequencial mensal de mercadorias enviadas de uma fábrica, número de acidentes semanal em uma rodovia, volume diário de chuvas, observações por hora. Santos (2016) destaca algumas aplicações que envolvem séries temporais, estas são: planejamento de vendas, controle de inventário, previsão de demanda e vendas, gerenciamento de risco financeiros, frequência cardíaca, entre outros.

De acordo com Dametto (2018), os modelos empregados para descrever séries temporais são processos estocásticos, logo são processos controlados por leis probabilísticas. Em estatística, um processo é um acontecimento qualquer que evolui ao longo de uma sequencial temporal. Uma variável que tem seu valor modificado ao longo do tempo de forma aleatória é dita seguir um processo estocástico, ou seja, um conjunto de observações ordenadas pelo tempo. As modificações sofridas em seus valores podem ter uma natureza contínua ou discreta no decorrer do tempo. Além disso, os valores em si possíveis de serem assumidos por ela também podem ter uma natureza contínua ou discreta.

Pavlyshenko (2019) salienta algumas limitações ao se trabalhar com séries temporais na previsão de vendas, como:

- A necessidade de dados históricos de um longo período para capturar sazonalidade. No entanto, quando inserido um novo produto não haverá dados históricos para previsão.
- Os dados de venda podem possuir muitos dados ausentes ou *outliers*.
- Observa-se a inevitabilidade de considerar dados exógenos que podem influenciar nas vendas.

2.5.4 Inteligência artificial

Apesar de o termo Inteligência Artificial remeter à ideia de tecnologias futuristas, ela é um campo da ciência e engenharia que já vem sendo explorado há um bom tempo. Oficialmente, a Inteligência artificial passou a ser reconhecida como um campo de pesquisas científicas a partir do ano de 1955, tendo como marco a realização do *Darhmouth Summer Research Project On Artificial Intelligence* proposto em Agosto daquele mesmo ano. A proposta consistia em uma conferência de dois meses envolvendo dez pesquisadores que se aprofundariam em tópicos que permitiram embasar a conjectura de que todos os aspectos da aprendizagem e inteligência poderiam ser precisamente descritos e que uma máquina poderia ser construída para simulá-los. Este é conhecido como o primeiro passo na formalização do campo, porém este estava apoiado em outros campos pré existentes (MCCARTHY et al., 2006).

Desta conferência participaram pessoas como John McCarthy, desenvolvedor da família de linguagens de programação LISP, que além de ser um dos organizadores da conferência

é considerado o responsável por cunhar o termo inteligência artificial, Marvin Minsky, cientista cognitivo fundador do laboratório de inteligência artificial do MIT (Massachusetts Institute of Technology) e junto com Seymour Papert foi autor do livro “Perceptrons”, em que descrevem a incapacidade de perceptrons simples resolverem determinadas instâncias de problemas e também autor da teoria da mente como uma sociedade de agentes em que a inteligência surge como produto da interação de partes não inteligentes. Nathaniel Rochester, engenheiro e pesquisador da IBM, também liderou estudos na área de reconhecimento de padrões e teoria da informação, estando a frente do projeto que simulou o comportamento de redes neurais abstratas em um computador IBM 704. Claude Shannon, Matemático, engenheiro eletrônico e criptógrafo, considerado o pai da teoria da informação e um dos inventores dos circuitos digitais e do computador digital. Norbert Wiener, matemático considerado o fundador da cibernética, e Frank Rosenblatt, psicólogo de formação, mas com atuação na computação, matemática, neurofisiologia astronomia e música, que inventou o Perceptron em 1957, dispositivo eletrônico construído de acordo com princípios biológicos que possui certa capacidade de aprendizado, ideia essa estendida na sua obra “Princípios da neurodinâmica” (MCCARTHY et al., 2006).

Assim como outros campos, a inteligência artificial possui algumas correntes de estudo que direcionam as suas pesquisas conforme as tecnologias empregadas e as aplicações propostas, visto que é um tema de aplicações diversas em diferentes áreas do conhecimento como engenharia, contabilidade, medicina, administração, direito e até mesmo na educação. Além da influência que as diferentes áreas têm na forma como seus pesquisadores abordam a inteligência artificial, ainda há muitas dúvidas sobre os mecanismos de funcionamento do cérebro e da própria inteligência (TEIXEIRA, 2019).

A própria diferença entre as naturezas do cérebro e da mente provocam diferentes perspectivas sobre a abordagem artificial. Sob o ponto de vista do cérebro, podemos interpretá-lo como o *hardware* de um computador, onde temos os neurônios como elementos fundamentais e as sinapses, que são as conexões entre os neurônios. Neste ponto de vista o objetivo da inteligência artificial seria replicar de forma lógica ou eletrônica as relações eletroquímicas que ocorrem no nosso cérebro a todo instante enquanto processamos qualquer tipo de informação, resultando dessa forma em um cérebro artificial com capacidades semelhantes ao de um cérebro humano. Porém, observando-se sob o prisma da mente, podemos considerar que a inteligência consiste no processamento de uma série de símbolos ou sinais com um significado específico resultando na geração de nova informação baseada na interpretação das informações de entrada, como um *software* que opera instalado no *hardware* de um computador pessoal, por exemplo (COSTA, 2021).

A chamada linha de pesquisa conexionista é a que busca o desenvolvimento de dispositivos computacionais que sejam capazes de simular o funcionamento biológico do cérebro. Talvez a tecnologia mais difundida e pesquisada atualmente no campo conexionista sejam as redes neurais artificiais (RNA), onde a preocupação é lidar com previsões, solução

de problemas baseados em tomada de decisão, reconhecimento de padrões e recomendações, treinadas com base em dados do mundo real que permitem o seu aprendizado. Outra tecnologia conexionista bastante utilizada são os sistemas imunológicos artificiais que são baseados no funcionamento dos sistemas imunológicos biológicos que possuem a capacidade de aprender sobre os antígenos que atacam o organismo, gerando uma resposta (anticorpos), específica ou não, à ameaça encontrada (TEIXEIRA, 2019).

Na outra ponta a chamada linha de pesquisa simbólica busca lidar e desenvolver processos inteligentes baseados em lógica, processamento de linguagens e construção de redes semânticas que permitam simular conhecimento especialista para situações problema no contexto de diagnósticos e tomada de decisões. O objetivo aqui é representar o funcionamento da mente (*software*) e não do cérebro (*hardware*), portanto o foco está em como a informação deve ser transformada. Os sistemas derivados desta linha também são conhecidos sistemas baseados em conhecimento. Dentre estes sistemas podem ser destacadas as pesquisas sobre a linguagem LISP que trabalha com a representação do conhecimento na forma de listas, e a linguagem de programação lógica PROLOG, que permite a manipulação de símbolos por meio da representação de conhecimento na forma de fatos e regras. Mas, talvez, a área simbólica mais relevante atualmente sejam os chamados Sistemas Especialistas, que são sistemas que buscam representar de forma profunda o conhecimento de um especialista humano em uma área bem delimitada e representado em uma linguagem que permita o diagnóstico de situações problema e a execução (ou recomendação) de ações que seriam tomadas por um ser humano qualificado e suficientemente experimentado para a função (TEIXEIRA, 2019).

Dentro do contexto simbólico ainda temos as pesquisas realizadas na área das ontologias. Ontologias são representações do conhecimento alcançadas por consenso em áreas específicas do conhecimento humano, e que podem ser manipuladas tanto por seres humanos quanto por agentes inteligentes. Ou seja, é um modelo de dados que representa um conjunto de conceitos e regras dentro de um determinado domínio do conhecimento e o relacionamento entre estes, permitindo que se realize inferências sobre os objetos do domínio. Há ainda uma terceira linha de pesquisa que foge das analogias da mente e do cérebro humano, explorando conceitos de inteligência dos processos naturais, que é a chamada linha evolucionária. Esta se dedica a simular os processos evolucionários que ocorrem no nosso planeta, que de certa forma representam a inteligência da natureza na adaptação dos seres. A área mais explorada dentro desta linha de pesquisa são os algoritmos genéticos, que baseados no conceito da evolução Darwiniana, simulam a evolução de uma determinada população de soluções que ao longo do tempo vai evoluindo à medida que os indivíduos menos adaptados são eliminados e conseqüentemente substituídos na população por descendentes dos indivíduos melhor adaptados. Esta convergência para o indivíduo melhor adaptado é a característica do algoritmo genético explorada também por outros algoritmos (GALAFASSI, 2021).

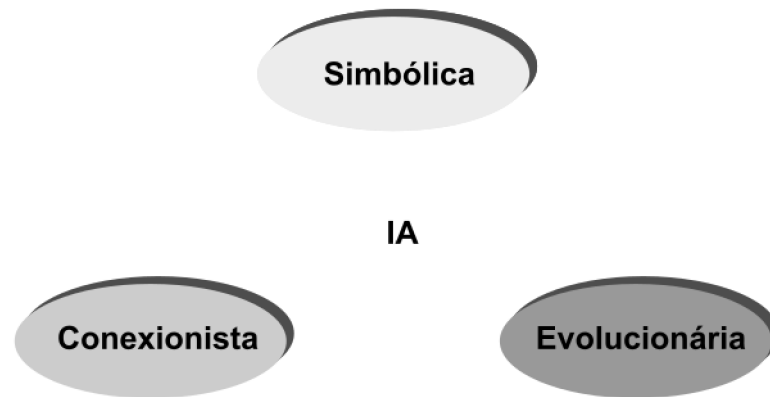


Figura 11: Linhas de pesquisa em inteligência artificial

Portanto, existem basicamente três linhas de pesquisa em inteligência artificial, embora estas não tenham necessariamente fronteiras bem definidas entre si, sendo comum a existência de projetos que combinem tecnologias de duas ou mais linhas de pesquisa em um mesmo sistema de forma cobrir todas as demandas da aplicação. Outro fator importante a ressaltar é que a inteligência artificial não é uma área estanque, sendo constantemente alimentada por todas as demais áreas do conhecimento, exatas, biológicas e sociais, e portanto está em constante evolução.

Assim como a inteligência humana é complexa e de difícil definição, a inteligência artificial também apresenta tal dificuldade, uma vez que é a convergência de uma série de conceitos matemáticos, estatísticos, filosóficos, psicológico, antropológico e cibernéticos. Russell e Norvig (2004) compilam diferentes definições a partir da classificação em processos de pensamento, relativos aos mecanismos de raciocínio e processos de ação ou comportamento, relativos ao comportamento do artefato, considera-se também a similaridade com relação ao ser humano ou a alguma racionalidade envolvida. Dessa forma, produz-se quatro quadrantes em que as definições podem ser classificadas, conforme pode ser visto na figura 12. A tabela 5 apresenta algumas definições da literatura para cada um destes quadrantes.

2.5.5 Machine Learning

Segundo Gu, Kelly e Xiu (2018), a definição de aprendizado de máquina (do inglês *Machine Learning*) é ainda incipiente e rudimentar, sendo muitas vezes influenciada pelo seu contexto específico de aplicação. Os mesmos autores o definem então de forma genérica como (i) uma coleção diversificada de modelos de muitas dimensões para previsão estatística, combinada com (ii) os chamados métodos de “regularização” para seleção de modelos e mitigação do *overfit*, e (iii) algoritmos eficientes para pesquisar entre um grande número de possíveis especificações de modelo.

Aprendizado de máquina tem sido uma importante ferramenta no desenvolvimento de sistemas computacionais, melhorando aplicações existentes e possibilitando a criação de

	SER HUMANO	RACIONALIDADE
PENSAR	Sistemas que pensam como seres humanos	Sistemas que pensam racionalmente
AGIR	Sistemas que agem como seres humanos	Sistemas que agem racionalmente

Figura 12: Classificações da Inteligência artificial

Fonte: Adaptado de Russell e Norvig (2004)

Quadrante	Definições
Pensar como ser humano	“[Automatização de] atividades que associamos ao pensamento humano, atividades como a tomada de decisões, a resolução de problemas, o aprendizado”. (BELLMAN, 1978).
Pensar racionalmente	“O estudo das computações que tornam possível perceber, raciocinar e agir”. (WINSTON; BROWN, 1979)
Agir como ser humano	“A arte de criar máquinas que executam funções que exigem inteligência quando executadas por pessoas” (KURZWEIL, 1985).
Agir racionalmente	“A Inteligência Computacional é o estudo do projeto de agentes inteligentes”. (POOLE; MACKWORTH; GOEBEL, 1998).

Tabela 5: Definições da literatura para IA

novas soluções. Bibliotecas de aprendizado de máquina são tipicamente disponibilizadas para desenvolvedores em R, Python e C++ (SMILKOV et al., 2019). Ao longo dos anos, devido a suas vantagens, as técnicas de aprendizado de máquina têm sido aplicadas a diversos campos práticos. Dentre as suas vantagens sobre outros métodos, pode-se destacar a sua capacidade de modelar relações não lineares e a qualidade geral das previsões geradas (WANG; LI; REDDY, 2019).

Abordagens baseadas em dados convencionais incluem métodos auto-regressivos (AR) (GAN et al., 2014), redes neurais artificiais (ANNs) (WANG; ZENG; CHEN, 2015), regressão por vetor suporte (SVR) (ZHANG et al., 2016), máquinas de vetor suporte (SVM), redes neurais de aprendizado profundo (DLNNs) (EGRIOGLU et al., 2015), método de *wavelets* (JOO;

KIM, 2015), não se limitando a estas (HU et al., 2019).

No campo de precificação são identificadas algumas aplicações na literatura, como a de Gu, Kelly e Xiu (2018), que realizaram uma comparação entre diferentes modelos regressivos para o auxílio da precificação empírica de ativos, concluindo que nestes casos árvores de regressão são mais adequadas. Jia, Zhao e Tong (2013) fizeram uso de um algoritmo de aproximação estocástica para a precificação no varejo de energia elétrica sob um programa de resposta de demanda que obtiveram melhores resultados que os tradicionais modelos de regressão linear. Ban e Keskin (2018) utilizaram aprendizado de máquina para personalização de preços para clientes de uma locadora de veículos e obteve resultados 24% superiores ao *benchmark* da empresa com o uso de *kernel-weights optimization* (KO) e Gupta e Pathak (2014) aplicaram aprendizado de máquina para prever o comportamento do consumidor frente à precificação dinâmica em varejos *online*.

2.5.6 Redes Neurais Artificiais

Os estudos de Redes Neurais Artificiais remontam ao ano de 1943 quando McCulloch e Walter Pitts apresentaram o primeiro modelo de neurônio artificial baseado na modelagem matemática de um neurônio biológico. Unindo conhecimentos de áreas distintas publicaram o trabalho intitulado *A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity* que teve como foco descrever o comportamento do neurônio por meio de um modelo matemático (MCCULLOCH; PITTS, 1943). Posteriormente, este conceito foi ampliado pela pesquisa de Donald Hebb, cujo trabalho elucidou que neurônios artificiais organizados em redes seriam capazes de aprender por meio da variação de pesos de entrada dos neurônios (FERNANDES, 2005).

As técnicas de aprendizado profundo têm ganho atenção da literatura recentemente (LOUREIRO; MIGUÉIS; SILVA, 2018). Tal interesse sustenta-se no argumento de que métodos relacionados à aprendizagem profunda superam significativamente os métodos tradicionais de aprendizado de máquina (LECUN; BENGIO; HINTON, 2015). Tais técnicas estão sendo amplamente aplicadas na resolução de problemas reais em diversas áreas de pesquisa, como categorização de texto (CHEN et al., 2017), reconhecimento de imagem (XIE et al., 2019) e práticas médicas (SHAIKHINA; KHOVANOVA, 2017).

No ambiente de negócios, são comuns as aplicações na previsão de demanda como o modelo aplicado no comércio eletrônico para previsão de vendas futuras explorando relacionamentos não lineares proposto por Bandara et al. (2019). Yu et al. (2017) propuseram também um modelo de previsões de vendas no varejo aplicado a 66 produtos diferentes que apresentou ótimos resultados de previsão.

Em trabalho comparativo, Soares Júnior (2020) avaliou a performance de modelos ARIMA e Redes Neurais na previsão de demanda. O modelo de Rede Neural Artificial apresentou melhor desempenho em séries com comportamentos irregulares em detrimento dos mode-

los ARIMA. O mesmo autor ainda ressalta que é possível a obtenção de resultados expressivos utilizando aprendizagem profunda no contexto de previsão de demanda de curto prazo. A grande maioria dos métodos tradicionais auto-regressivos para analisar dados de séries temporais assumem processos estacionários lineares. No entanto, estes tipos de dados são muito improváveis de obedecer a relações lineares simples entre as variáveis independentes (chamadas de 'células de entrada' no sistema neural) e variáveis dependentes ('células de saída'). Portanto, as redes neurais, que não assumem tal relação são muito eficazes no reconhecimento de padrões, altamente adequada, para analisar esses dados (SYAM; SHARMA, 2018). Embora não sejam tão populares quanto os modelos tradicionais de previsão, as Redes Neurais Artificiais têm como principal vantagem a facilidade da compreensão dos fenômenos com menos restrições, o que têm despertado crescente interesse de pesquisadores nas últimas décadas no campo da previsão valores (SOBREIRO; ARAÚJO; NAGANO, 2009).

Uma rede neural representa uma nova oportunidade de uso da tecnologia no suporte à tomada de decisão que tem sido usada para discernir padrões com dados não lineares e para prever o desempenho futuro de um resultado variável (LUXHØJ; RIIS; STENSBALLE, 1996). Possuem a vantagem de se utilizar do histórico e de dados disponíveis no processo e se adaptarem de forma adequada a comportamentos não lineares das respostas (REIS et al., 2019). Em trabalho avaliando a performance das Redes Neurais Artificiais para previsão da quantidade futura de vendas de produtos, Giri et al. (2019) concluíram pelo desempenho superior da técnica. Entretanto, a grande limitação relatada reside no fato de que conjunto de dados pequeno interferiu no desempenho do modelo, sendo a necessidade de um grande volume dados histórico uma desvantagem do sistema.

Uma rede neural artificial é uma estrutura computacional que pode ser traduzida em um conjunto de nós interconectados projetados para emular o funcionamento do cérebro humano. O neurônio é a unidade básica no cérebro humano, ele recebe estímulos vindos de outros neurônios, sendo o corpo do neurônio, ou soma, responsável por coletar e combinar informações vindas de outros neurônios. Já o axônio, uma espécie de fibra tubular, é responsável por transmitir as informações para outras células (PASQUOTTO, 2010). Na Figura 13 é ilustrada a estrutura de um neurônio biológico.

É através de impulsos elétricos que ocorre a comunicação entre neurônios, chamada de sinapses. Ao receber um impulso através de seus dendritos, o neurônio o processa, e libera uma substância neurotransmissora que flui através do axônio para outros neurônios que possam estar ligados a ele e sejam destinatários do sinal. As Redes Neurais Artificiais têm como o neurônio artificial sua unidade de processamento mais básica, assim como o cérebro humano.

Cada nó tem uma conexão ponderada com vários outros nós em camadas adjacentes. Nós individuais pegam a entrada recebida dos nós conectados e usam os pesos, junto com uma função simples para calcular os valores de saída. A Figura 14 apresenta a representação da estrutura básica de um neurônio artificial.

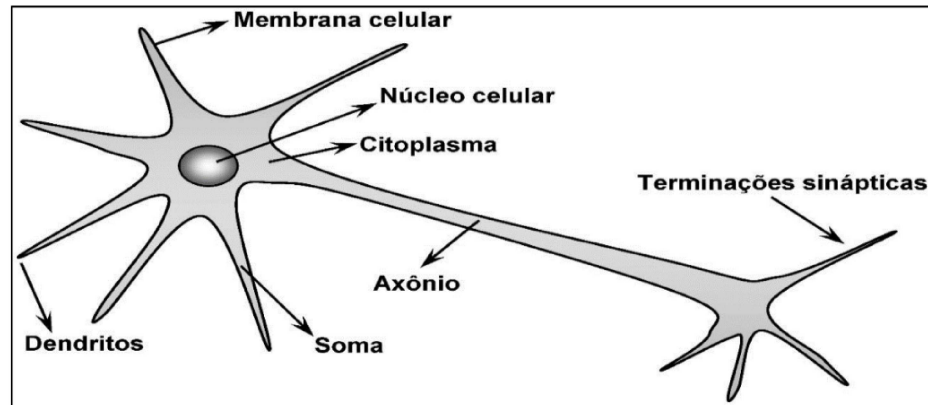


Figura 13: Estrutura de um neurônio biológico (HAYKIN, 2010)

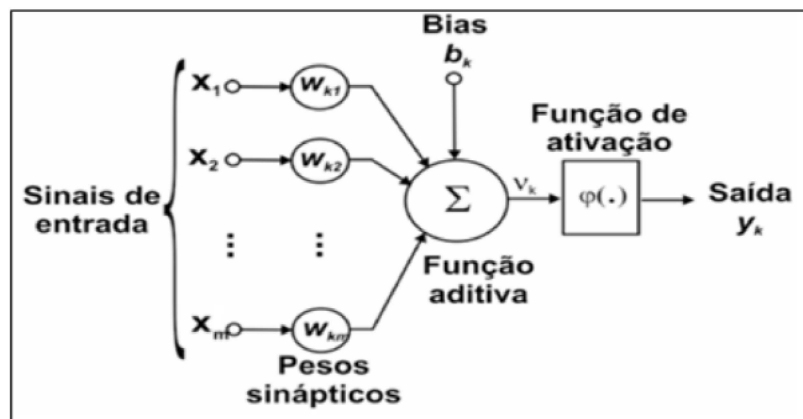


Figura 14: Estrutura de um neurônio artificial (HAYKIN, 2010)

A saída y é dada pela função do somatório das entradas x_1, x_2, \dots, x_m , ponderadas por seus respectivos pesos $W_{k1}, W_{k2}, \dots, W_{km}$ de forma a fornecer um modelo matemático do estado de sua sinapse (Excitação ou inibição). O peso W_{k1} aplicado à entrada fixa $b_k = 1$ é chamado bias e tem a função de controlar o nível da saída v_k do combinador (FREITAS; DE SOUZA; ALMEIDA, 2008), onde:

- m é o número de sinais de entrada para o neurônio;
- x_m é o m -ésimo sinal de entrada no neurônio;
- W_{km} é o peso associado com o m -ésimo sinal de entrada, no neurônio k ;
- b_k é o limiar do neurônio k , frequentemente chamado de bias;
- v_k é uma combinação ponderada dos sinais de entrada e do bias, no k -ésimo neurônio;
- y_k é o neurônio de saída;
- $\phi(\cdot)$ é a função de ativação, do k -ésimo neurônio.

No modelo de estrutura apresentado na Figura 14 as entradas x_m do neurônio podem ser saídas de outros neurônios, entradas externas, um viés ou qualquer combinação destes elementos. Estas entradas são ponderadas pelos pesos w_{km} que são inspirados na força da conexão sináptica.

As redes neurais apresentam muitas formas e arquiteturas. A arquitetura de rede neural, incluindo o número de camadas ocultas, o número de nós dentro de uma camada oculta específica e sua conectividade, é especificada pelo usuário com base na complexidade do problema. Redes Neurais Artificiais podem ainda ser configuradas por aprendizagem supervisionada, não supervisionada ou métodos híbridos (ZOJAJI et al., 2016).

A forma de alimentação das redes também pode ser à frente (*feedforward*), assim o processamento será sempre em sentido único, da entrada para a saída, ou ainda podem ser recorrentes (*feedback*), de forma que a saída de pelo menos um dos neurônios é reintroduzida em algum ponto anterior da rede, configurando recorrência do processamento, segundo Haykin (2010). Em relação ao aprendizado, Haykin (2010), afirmam que este pode ser supervisionado, de forma que a rede treinada tem como base os valores desejados na saída, e o erro nessa saída deve ser usado como parâmetro em um tipo de algoritmo iterativo para ajuste de peso. Pode ainda o aprendizado não ser supervisionado, em RNA's em que não existe uma resposta delimitada ou conhecida para o resultado.

Lantz (2019) define como principais elementos de uma Rede Neural, os seguintes pontos:

- Função de ativação, que transforma os sinais de entrada combinados de um neurônio em um único sinal de saída para ser transmitido na rede;
- Topologia (ou arquitetura) de rede, que descreve o número de neurônios no modelo, bem como o número de camadas e a maneira como eles estão conectados;
- Algoritmo de treinamento que especifica como os pesos de conexão são definidos em ordem para inibir ou excitar neurônios em proporção ao sinal de entrada.

Das características apresentadas pelas RNA's, Freitas, De Souza e Almeida (2008) destacam como principais:

- Capacidade de aprendizagem: as RNA's usam exemplos de entrada e as saídas, por meio de algoritmos de treinamento, para aprender os padrões de comportamento e moldar seu conhecimento, mapeando assim as relações entre as variáveis;
- Não-linearidade: conseguem representar situações complexas, aproximando mapeamentos de entrada e saída com não-linearidade virtualmente de qualquer ordem;
- Generalização: quando encontram uma informação incompleta, podem ser capazes de completá-las com um raciocínio correto. Dessa forma, quando se deparam com entradas estranhas, fora do conjunto de treino, são perfeitamente capazes de trazer resultados inteligentes e coerentes a partir do treinamento adequado;

- Robustez: em uma situação em que alguns neurônios sejam incapacitados ou eliminados a funcionalidade global do algoritmo não será comprometida;
- Paralelismo: como diversos neurônios estão ativos ao mesmo tempo, não existe uma restrição que force o processamento sequencial das instruções;
- Plasticidade: a RNA pode ter seu conhecimento adaptado a partir de dados de treinamento adicionais para incorporar mudanças, mesmo tendo sido treinada em outro ambiente.

Para Mine (2010), o neurônio artificial limita-se, em seu processamento, à classificação de classes linearmente separáveis. Essa limitação é reconhecida como problema do “Ou exclusivo” (XOR). Para solucionar esse problema, é necessária a inclusão de uma camada escondida e desenvolver um algoritmo capaz de treinar os pesos desta rede multicamadas para assim classificar problemas mais complexos. A partir do algoritmo de “retro propagação de erro” (*backpropagation*) foi que a solução para tal limitação se popularizou. Para a elaboração de uma RNA, é preciso determinar a quantidade de entradas necessárias para a obtenção do melhor resultado. Existe para isso a análise de autocorrelação parcial ou PACF (*Partial Autocorrelation Function*) que mede a correlação entre as observações de uma série temporal que estejam k períodos afastados. Após o controle das correlações nas defasagens intermediárias, as funções são calculadas com o objetivo de verificar se a série é estacionária, de média móvel ou uma mescla dos dois tipos (QIAN et al., 2015). Existem diferentes algoritmos de treinamento que podem ser utilizados para o aprendizado das RNA's, que diferem entre a forma que ajustam os pesos, dividindo-se em dois grupos, aprendizado supervisionado e aprendizado não supervisionado (FREEMAN; SKAPURA, 1992). Em sua estrutura, o aprendizado supervisionado traz uma espécie de instrutor, que checa se a rede está próxima de uma solução aceitável, adaptando na concepção do treinamento os pesos entre os neurônios, de modo a prover uma menor diferença entre a saída desejada e a obtida. Para o aprendizado não-supervisionado, por consequência de não se conhecer as saídas da rede, funciona distinguindo classes e padrões diferentes nos dados informados, nesse modelo de aprendizado são utilizados algoritmos geralmente baseados em conceitos de vizinhança e agrupamento (KOHONEN, 2012). Para a aprendizagem não-supervisionada, o ajuste da rede é de acordo com regularidades estatísticas nos dados de entrada, assim a RNA cria categorias e otimiza uma medida de qualidade independente da tarefa a ser executada em relação aos parâmetros livres da rede (KOHONEN, 2012).

Ainda sobre o aprendizado não-supervisionado, Haykin (2010) ressalta que é fornecido à RNA valores de entrada organizados em diferentes classes, de acordo com a semelhança de suas propriedades, através do ajuste de seus pesos da rede. No treinamento supervisionado existe um supervisor externo que fornece à rede tanto valores de entrada quanto os valores de saída esperados. O aprendizado supervisionado é o método mais comum para treinamento das RNA's, ilustrado da seguinte forma:

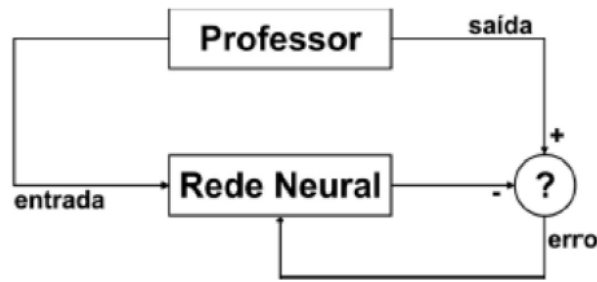


Figura 15: Esquema de aprendizado supervisionado Fonte: (FIORIN et al., 2011)

Para um bom treinamento e uma boa generalização da RNA, é fundamental uma boa determinação do momento em que o algoritmo deve parar, existem vários métodos para isso, Prechelt (1998) apresenta que os mais utilizados são o número de ciclos, o erro e a parada antecipada. O número de ciclos é o que define quantas vezes os dados de treinamento serão apresentados à rede. Ao apresentarmos esses dados excessivamente (número elevado de ciclos) a rede pode perder a capacidade de generalização (sobreajuste, do inglês *overfitting*). Entretanto, em um cenário com poucos ciclos, a RNA pode não atingir ao seu melhor desempenho (falta de ajuste, do inglês *underfitting*). Um dos critérios de parada utilizados é o proveniente do tamanho do erro, que é quando é encerrado o treinamento assim que o erro encontrado pela RNA e o real ficarem abaixo de um valor definido anteriormente. Uma boa generalização não é necessariamente comprometida por um erro medido muito pequeno. Para este caso, existe o *backpropagation* que é suscetível a sobreajustar os dados de treinamento ao custo da redução da acuracidade. Uma das possibilidades é analisar esse erro com base no Erro Médio Quadrático (*Mean Squared Error* - MSE), que é calculado através da média dos quadrados dos desvios entre a previsão e a demanda real. Este erro penaliza mais, geralmente, os maiores desvios frente os erros de menor valor (IQBAL et al., 2020).

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - Y_i)^2 \quad (2.20)$$

onde:

- n é o número de amostras
- \hat{Y}_i é a média dos valores de todas as amostras;
- Y_i é o valor fornecido pelo algoritmo para a i -ésima amostra;

Ainda pode-se aplicar o Erro Percentual Absoluto Médio (*Mean Absolute Percentual Error* - MAPE) que é a média de todos os erros absolutos percentuais (LOPES, 2002). O MAPE resulta em uma indicação do tamanho médio do erro por meio de um percentual do valor observado, independentemente de ser positivo ou negativo (ARDABILI et al., 2020).

$$MAPE = \sum \frac{\left[\frac{(A(t) - F(t))}{A(t)} \right]}{N} \quad (2.21)$$

Onde:

- $A(t)$ = demanda real no período;
- $F(t)$ = previsão para o período t ;
- N = números de períodos de previsão t .

Quando o treinamento da rede é interrompido a cada x ciclos e é realizada estimativa do erro da RNA sobre os dados de validação, a essa estratégia denomina-se parada antecipada (*early stopping*). Quando o erro medido nos dados de validação apresentar crescimento, encerra-se o treinamento. O que se deseja com esta técnica é descobrir o momento exato em que a rede começa a perder generalização. Para realizar esta técnica, se deve executar os seguintes passos:

- Dividir os dados em conjuntos de treinamento e de validação;
- Treinar a rede usando só o conjunto de treinamento e avaliar o erro do conjunto de validação a cada k iterações (épocas);
- Interromper o treinamento assim que o erro no conjunto de validação for maior do que era k iterações atrás;
- Utilizar o conjunto de pesos anteriores como o resultado de treinamento.

Se, ao encontrar um mínimo local a rede finaliza o treinamento, mas o erro do treinamento continua alto, geralmente isso significa que a rede ainda não aprendeu as características mais importantes do problema. Em uma situação dessas, o aconselhável é alterar os pesos da rede e treiná-la novamente. Entretanto, pode-se aceitar o resultado de um mínimo não global se o erro for considerado baixo o suficiente para os fins práticos a que se destina a aplicação (LIU et al., 2019). É por meio do dimensionamento da bias (rigidez) e da variância (flexibilidade) da rede que se encontra o seu equilíbrio. O número de parâmetros livres ajustáveis é diretamente proporcional ao tamanho da estrutura da rede, quanto maior a estrutura, mais parâmetros e, por consequência, maior sua flexibilidade. Contudo, não se tem a real dimensão nem conhecimento da complexidade da rede logo que os dados são apresentados a ela, por isso o problema de dimensionamento é tão difícil. Redes superdimensionadas podem provocar erros de *overfitting*, e as subdimensionadas podem provocar *underfitting* (ANDRADE, 2011). Segundo Andrade (2011), quando a rede perde a capacidade de generalizar, não conseguindo mais prever corretamente saídas relativas a dados que não estavam no conjunto de treino, essa situação é conhecida como *overfitting*. Ela pode ocorrer quando há um número excessivo de neurônios ou camadas para o problema que está sendo abordado. No treinamento, também pode ocorrer o *overfitting*, quando a rede neural é treinada com uma quantidade de dados além do necessário. O *underfitting*, define-se quando

a rede não é treinada o suficiente para ser capaz reproduzir resultados satisfatórios, ou seja, quando há um número muito baixo de neurônios ou de camadas para o problema que está sendo abordado. No treinamento pode ocorrer também, quando a rede neural é treinada com uma quantidade de dados abaixo do necessário.

Existem diversas arquiteturas de Redes Neurais e sua capacidade de aprender está diretamente ligada à sua topologia ou nos padrões de estruturas. Podem ser diferenciadas principalmente por três características principais: número de camadas, capacidade de *feedback* e número de nós por camada (LANTZ, 2019).

2.5.6.1 Redes Neurais Recorrentes

Uma rede recorrente (ou rede de *feedback*) permite que os sinais viajem em ambas as direções usando *loops*. Esta propriedade, representa um funcionamento ainda mais próximo de rede neural biológica, permitindo que padrões extremamente complexos sejam aprendidos. Sendo assim, inclui a capacidade de entender sequências e eventos durante um intervalo de tempo (LANTZ, 2019). Conforme Dhruv e Naskar (2020), uma Rede Neural Recorrente é capaz de armazenar a informação através de *loops*, conforme Figura 16.

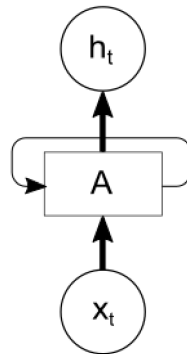


Figura 16: Loop de uma Rede Neural Recorrente (DHRUV; NASKAR, 2020)

De certa forma, uma Rede Neural Recorrente pode ser vista como múltiplas cópias de si mesma, onde cada cópia passa uma mensagem ao sucessor. O principal ponto deste tipo de arquitetura, conforme Dhruv e Naskar (2020), é a retropropagação para atualização dos pesos dos neurônios para um melhor desempenho do aprendizado.

Redes Neurais Artificiais recorrentes têm laços de realimentação local e global em sua estrutura. Redes *feedforward* (sem laços de realimentação) podem ser adaptadas para processar séries temporais através de uma entrada com linha de atrasos com derivações (*tapped delay line*) e treinada pelo algoritmo *backpropagation* (FREIRE; MENEZES JR; BARRETO, 2009).

As redes neurais recorrentes em previsões se tornaram populares ao longo dos últimos anos devido à sua natureza orientada a dados, flexibilidade e uso de múltiplas entradas para identificar a conexão sequencial entre dados (PEMATHILAKE et al., 2018). As Redes Neurais

Recorrentes são essencialmente redes com memória, capaz de lembrar dados do passado, o que as tornam extremamente úteis para prever alvos dependentes do tempo. Portanto, são adequadas para problemas de aprendizagem supervisionada de um conjunto de dados que possuem uma natureza sequencial, como por exemplo, uma série temporal (PETNEHÁZI, 2019).

3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

O progresso da ciência e o avanço do conhecimento científico se viabilizam com o uso da pesquisa, seja para comprovar determinadas teorias, seja para propor soluções para eventuais problemas. Nesse sentido, a pesquisa pode ser definida como uma investigação sistemática voltada ao desenvolvimento ou ao refinamento de teorias e à resolução de problemas (DRESCH; LACERDA; ANTUNES, 2015). Neste capítulo, são apresentados os fundamentos metodológicos que sustentam esta pesquisa.

3.1 Classificação da pesquisa

A pesquisa é o processo sistemático de desenvolvimento do método científico. Como objetivo fundamental, possui a meta de responder questões, validar hipóteses ou compreender fenômenos (GIL, 2010). O rigor metodológico de uma pesquisa permite que maior confiança seja depositada sobre os resultados obtidos e que seu método possa ser repetido em diferentes contextos para a validação ou contestação destes resultados. A correta classificação metodológica permite a validação das decisões tomadas pelo pesquisador na construção do método de trabalho proposto (MIGUEL et al., 2007; DRESCH; LACERDA; ANTUNES, 2015).

A presente pesquisa pode ser classificada quanto a sua natureza como uma pesquisa aplicada, visto que envolve verdades e interesses locais, propondo gerar conhecimento para uma aplicação prática no intuito de solucionar um problema específico (MIGUEL et al., 2007; ROESCH, 2009). Do ponto de vista de abordagem, é possível classificá-la como uma pesquisa quali-quantitativa, visto que se fará necessário o uso de dados qualitativos na forma de atributos, além de uma análise sistêmica do contexto de aplicação da proposta desenvolvida, exigindo portanto que dados qualitativos sejam incorporados à pesquisa, ainda que esta predominantemente faça uso de dados quantitativos. Formalmente, a abordagem quali-quantitativa pode ser utilizada para explorar melhor as questões pouco estruturadas, territórios ainda não mapeados, horizontes inexplorados, problemas que envolvem atores, contextos e processos. A abordagem quali-quantitativa não é oposta ou contraditória em relação à pesquisa quantitativa, ou à pesquisa qualitativa, mas de necessária predominância ao se considerar a relação dinâmica entre o mundo real, os sujeitos e a pesquisa, especialmente quando se intensificam os consensos nos questionamentos acerca das limitações da pesquisa operacional clássica em incorporar os sujeitos, objetos e ambientes no contexto de construção do conhecimento e, conseqüentemente, nas metodologias de pesquisa (ENSSLIN; VIANNA, 2008).

Sob o ponto de vista do objetivo da pesquisa, ela pode ser classificada como prescritiva normativa, uma vez que tem como objetivo a proposição de soluções, as quais fornecem uma resposta direta ao problema apresentado, ou prescrevem um modelo teórico ideal para delimitar conceitos, que servirão posteriormente de respostas diretas (GIL, 2010; MIGUEL

et al., 2007). Além disso, incluso neste objetivo, está a proposta de um novo processo de precificação para empresas que atuem no segmento de varejo restrito de produtos com tempo limitado de venda, seja por expiração ou degradação, com o uso dos modelos propostos.

Segundo a classificação de áreas da Associação Brasileira de Engenharia de Produção (ABEPRO, 2018) sobre as áreas do conhecimento da Engenharia de produção, esta pesquisa se enquadra na área 2.Logística, subárea 2.2 gestão de estoques, e área 3.Pesquisa Operacional, subárea 3.7 Inteligência computacional.

3.2 *Design Science Research*

Os métodos científicos têm como objetivo ordenar a pesquisa de forma que sua teoria seja validada. Para a Engenharia de Produção, tem sido complexo encontrar modelos que contemplem todo âmbito de estudo, devido a sua multidisciplinaridade (MIGUEL et al., 2012). Nos últimos anos, vem sendo explorada a metodologia *Design Science Research*, principalmente nas áreas de engenharia como uma alternativa. Ela é uma metodologia focada na obtenção de soluções por meio da criação, ou modificação, de artefatos que satisfaçam os requisitos especificados e possam mudar situações (LACERDA et al., 2013), tendo como objetivo conciliar a pesquisa teórica com a prática, produzindo conhecimento científico para aplicar em organizações, através do desenvolvimento de soluções para problemas reais (DRESCH; LACERDA; ANTUNES, 2015). De acordo com Hevner e Chatterjee (2010), existem sete diretrizes para a pesquisa ser desenvolvida pelo método da *Design Science Research*, que são: desenvolver um artefato inovador, possuir um problema específico para aplicar o artefato, realizar a avaliação de sua utilidade, construir o artefato baseado em metodologias rigorosas, realizar o desenvolvimento através de pesquisas e, por fim, comunicar os resultados para os interessados. Os mesmos autores ainda acrescentam que a estrutura para o seguimento desses passos pode ser alterada conforme as especificações de cada projeto. Todas as diretrizes propostas por Hevner e Chatterjee (2010) podem ser contempladas na sequência de etapas proposta por Kuechler e Vaishnavi (2011):

1. Conscientização do problema: problemas podem ser oriundos de diversas fontes, por exemplo a necessidade da indústria ou leituras que originam descobertas de campo por parte do pesquisador. A saída desta fase é a proposta de nova investigação;
2. Sugestão: fase onde o pesquisador fará as suas tentativas de *design*. Neste ponto, é necessário o uso da criatividade, sendo que cada pesquisador tenderá a encontrar resultados diferentes, pois pode-se utilizar diferentes teorias para explicar o mesmo fenômeno;
3. Desenvolvimento: nesta fase, o pesquisador construirá seus Artefatos, podendo o mesmo ser um método ou um modelo. Sendo que não necessariamente requer uma novidade em relação ao estado da arte do que está sendo estudado, já que a inovação está na construção e/ou aplicação do Artefato;

4. Avaliação: o Artefato é avaliado nesta fase com base nos critérios explicitados na proposta. Raramente as hipóteses iniciais são completamente validadas, por isso, todos os desvios de expectativas tanto qualitativas, quanto quantitativas são explicitados e ajustados nesta fase;
5. Conclusão: embora normalmente ainda existam desvios no comportamento, os esforços para solução do problema são considerados suficientes. Os resultados devem ser validados e escritos de forma que possam ser generalizados para uma classe específica de problemas.

3.3 Método de trabalho

Para responder a pergunta de pesquisa, atendendo os objetivos, foi aplicado o método de trabalho elaborado com base na DSR. A Tabela 6 apresenta as etapas e suas saídas.

Tabela 6: Método de Trabalho

Etapas do Processo	Saídas	Objetivos
Conscientização do Problema	Identificar práticas de precificação dinâmica no varejo de produtos com curto ciclo de vida, bem como as abordagens para sua otimização e tecnologias aplicadas na sua solução em diferentes contextos.	1, 2 e 3
Sugestão	Análise da literatura disponível, para identificar soluções viáveis para a construção do <i>design</i> do Artefato com objetivo de propor um algoritmo para precificação dinâmica para o varejo de produto com curto ciclo de vida.	3 e 4
Desenvolvimento	Construção da proposta de modelo conceitual e do Artefato computacional para precificação dinâmica de produtos com curto ciclo de vida.	4 e Geral
Avaliação	Aplicação prática do Artefato proposto e avaliação das implicações da precificação e seus resultados.	5 e Geral
Conclusão	Apresentação do Artefato proposto para o equacionamento da questão de pesquisa e comunicação dos resultados obtidos.	Geral

Fonte: Elaborado pelo autor

As entregas (saídas) estão associadas aos objetivos específicos correspondentes que conduzem a obtenção do objetivo geral. A estrutura seguida foi a sugerida pelos autores Manson (2006) e Dresch, Lacerda e Antunes (2015), apresentada anteriormente. A seguir, são detalhadas cada uma das etapas do processo.

3.3.1 Fase de conscientização do problema

A fase de conscientização do problema foi iniciada por uma revisão sistemática da literatura. A revisão de literatura busca de forma sistematizada selecionar as obras com contribuições relevantes para o desenvolvimento do tema desta pesquisa. Para tal seguiu-se uma série de seis passos, conforme representa a Figura 17.

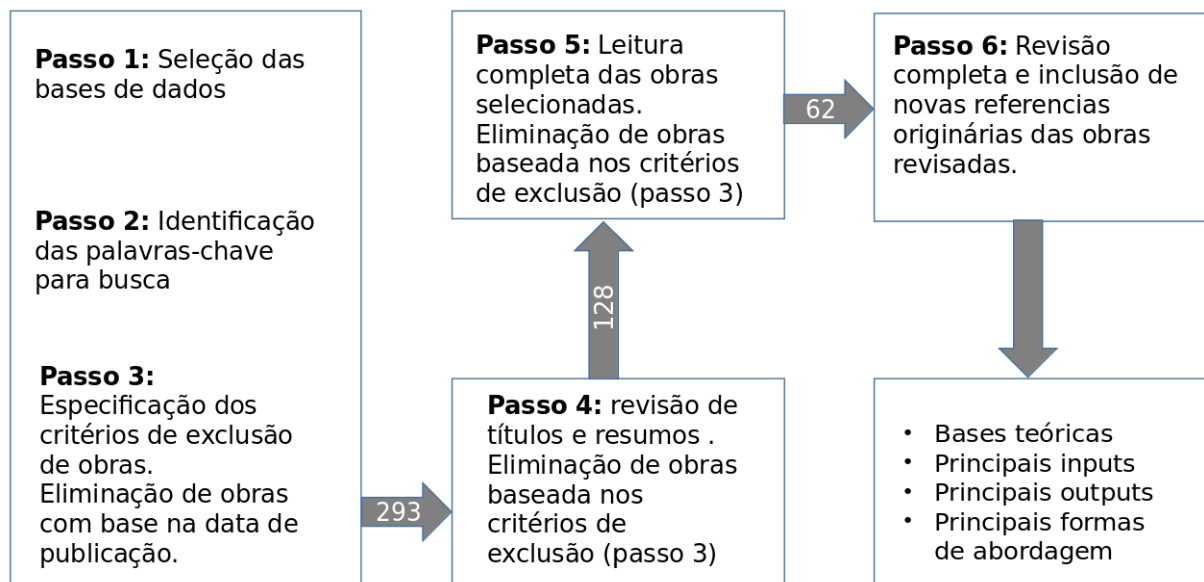


Figura 17: Sequência de etapas da construção da base teórica

Fonte: Adaptado de Mareth et al. (2016)

Seleção das bases de dados

A construção da base teórica teve início pela seleção de bases de dados a serem consultadas. Para tal, buscou-se bases de dados com alcance internacional e reconhecidas como fontes academicamente idôneas de informação. Limitou-se para tal seleção bases que disponibilizem publicações em língua portuguesa, inglesa ou espanhola.

Atendendo aos critérios especificados, foram selecionadas as bases de dados *Science Direct*, Emerald, EBSCO e Scielo. Cabe ressaltar que alguns periódicos podem estar indexados em mais de uma base de dados, porém redundâncias foram eliminadas na etapa de filtro das obras coletadas.

Identificação das palavras-chave para busca

Uma vez selecionadas as bases de dados, executou-se a seleção das palavras-chave que serviram de guia para a busca por obras relevantes. Para tal, realizou-se uma busca ini-

cial com as palavras *retailing* e *dynamic pricing*. A partir dos resultados destas buscas, identificou-se outras palavras-chave relacionadas ao tema e frequentemente utilizadas em combinação com as utilizadas para tal busca.

A partir deste procedimento, foram adicionados à lista de palavras-chave selecionadas os termos *demand elasticity*, *price optimization*, *demand response* e *real-time pricing*. A estas, adicionou-se ainda a palavra *short life cycle* em razão da natureza dos produtos que se objetiva precificar a partir desta pesquisa.

Especificação dos critérios de exclusão de obras

Em razão do elevado número de obras encontradas que respondem positivamente às palavras-chave selecionadas, de forma a tornar praticável a execução desta pesquisa, se fez necessária a exclusão de parte das obras encontradas. Tal exclusão se deu com base em critérios que priorizam a manutenção de obras com maior contribuição para o atingimento dos objetivos desta pesquisa.

O primeiro critério aplicado às buscas foi o ano de publicação das obras. Limitou-se a busca a obras publicadas a partir do ano 2000. Tal critério visa a conservar a amplitude cronológica da busca, porém concentrando-se em obras dos anos 2000 quando houve uma rápida expansão do uso de ferramentas computacionais.

Foram eliminadas obras que discutiam apenas aspectos culturais e efeitos da precificação dinâmica no mercado de energia em decorrência do fato de o foco desta pesquisa ser produtos de curto ciclo de vida, cujo consumo é de natureza discreta, desconsiderando-se portanto produtos consumidos de forma contínua. Foram eliminadas também obras que discutiam o desenvolvimento de tecnologias de *hardware* para precificação dinâmica de serviços. Obras que apenas citam a precificação dinâmica, mas que na verdade abordam a variação da disponibilidade de produtos e estrutura em função do preço de mercado, também foram retiradas da seleção. Artigos que abordam estratégias de especulação de *commodities* também foram retirados da seleção.

Também foram eliminados os artigos que não abordam formas de modelagem, que abordam apenas os efeitos estruturais da precificação dinâmica e programas de demanda responsiva ou que apenas abordam políticas internas de gestão desta precificação para varejo de energia ou serviços de infraestrutura.

Revisão de títulos e resumos

Nesta etapa, realizou-se a leitura em um primeiro momento do título das obras, aplicando-se os critérios de exclusão. Em um segundo momento, realizou-se a leitura do resumo das obras restantes, aplicando-se novamente os critérios excludentes.

A partir da leitura inicial dos títulos, também foram eliminadas redundâncias ocasiona-

das pela indexação do periódico em mais de uma base de dados consultada. Foram inseridas em um banco de dados as informações referentes aos artigos cujos títulos explicitam algum tipo de estudo teórico, aplicação ou algum outro tipo de contribuição, avaliação ou desenvolvimento de precificação dinâmica aplicada a produtos com curto ciclo de vida. Ao final deste processo, identificou-se um total de 293 artigos que evidenciavam potenciais contribuições teóricas a partir da leitura dos seus títulos.

O banco de dados formado objetiva acumular dados como *link* para o arquivo original, base de dados de origem, ano de publicação, journal no qual foi publicado, título, autores, *keywords*, resumo, problemas de pesquisa, método utilizado, local onde a pesquisa foi realizada, pesquisas futuras identificadas, além de comentários do autor desta pesquisa que eventualmente tenham sido julgados pertinentes. Na primeira etapa de filtro pelo título, foram inseridos o *link* para o arquivo original, base de dados de origem, ano de publicação, *journal* no qual foi publicado, título, autores, *keywords* e resumo dos 293 artigos selecionados.

Em um segundo momento, realizou-se a leitura dos resumos obtidos a partir de todos os 293 artigos inseridos no banco de dados. Com base nesta leitura, foram selecionados artigos que confirmem por meio do seu resumo a contribuição presumida no filtro realizado com base em seus títulos. Tal seleção foi realizada com base nos mesmos critérios de exclusão aplicados aos títulos. A partir deste filtro realizado, foram selecionados 128 artigos.

Leitura completa das obras selecionadas

No terceiro e último filtro, realizou-se a leitura completa dos artigos selecionados anteriormente, aplicando-se novamente os critérios excludentes. Após este último filtro, restaram 62 artigos de interesse.

Após a leitura completa, os artigos selecionados foram divididos em dois grupos, obras que apresentam modelos e métodos de precificação, e obras que discutem os efeitos e impactos causados pela precificação dinâmica. Ambos os grupos são constituídos de 31 obras cada. As obras selecionadas e seus principais *inputs* e *outputs* utilizados para composição dos modelos de precificação encontrados durante pesquisa são apresentados no Capítulo 4 na Tabela 9.

Revisão completa e inclusão de novas referências

As obras selecionadas foram revisitadas para realização de uma leitura mais aprofundada e identificação de referências relevantes que tenham sido citadas por estas, mas que não tenham sido incluídas nos resultados das buscas originais, seja por se enquadrarem nos critérios de exclusão ou por não corresponderem às palavras-chave utilizadas. Ao final desta revisão, obteve-se as bases teóricas que fundamentam esta pesquisa, as principais

abordagens adotadas na literatura, bem como os principais *inputs* e *outputs* utilizados por tais abordagens.

3.3.1.1 Caso de referência

De forma a aproximar a pesquisa das práticas de mercado, na fase de conscientização do problema, foi utilizado como referência o caso de uma empresa varejista do ramo calçadista. A empresa objeto do estudo está situada no estado do Rio Grande do Sul, com mais de 70 anos de atuação no mercado calçadista, inicialmente como fabricante mas atualmente possui redes próprias de varejos multimarcas e uma ampla plataforma de *e-commerce*, além da sua divisão industrial. O foco do estudo nesta etapa foi a unidade de negócio varejo, mais especificamente as operações de varejo eletrônico (*e-commerce*).

Foram realizadas durante a fase de conscientização do problema reuniões com a equipe de planejamento de vendas da empresa, para melhor compreensão do contexto da empresa e das políticas de precificação estabelecidas. Atualmente, a empresa não faz uso de ferramentas de precificação dinâmica nas suas operações. A equipe relatou que houve experiências anteriores com ferramentas computacionais para planejamento de preços, porém devido ao fato de esta não incluir muitas variáveis que afetam o desempenho das vendas, o preço sugerido sofria com grandes margens de erro e, em razão disso, acabou caindo em desuso. O preço é definido com base no desempenho de vendas de produtos similares em campanhas anteriores e a estratégia de *marketing* que será aplicada na campanha corrente. Os níveis de estoque são avaliados ao longo da campanha e decisões de aplicação de descontos são tomadas pelos analistas com base no inventário restante.

Foram considerados dados referentes às vendas do varejo *online*, histórico de vendas do produto, histórico de preços, volumes de vendas, dentre outras informações disponíveis na base de dados da empresa. Embora a empresa tenha colaborado para a fase de conscientização, dados históricos referentes aos custos de disponibilização dos produtos para venda não foram disponibilizados, o que inviabilizou a aplicação do mesmo caso para a futura avaliação do modelo.

3.3.2 Fase de sugestão

A partir das informações obtidas na fase de conscientização do problema, identifica-se as necessidades a serem atendidas para o atingimento dos objetivos propostos por esta pesquisa. Para tal, complementarmente, uma nova pesquisa na literatura foi realizada de forma a aprofundar o conhecimento a respeito das abordagens baseadas em dados para problemas de precificação dinâmica. A partir dos resultados obtidos, obteve-se os subsídios necessários para a construção do *design* do Artefato. Nesta etapa, definiu-se os conceitos dos algoritmos a serem construídos na fase desenvolvimento. Nesta etapa também foram definidos os mo-

delos de precificação propostos. Os modelos desenvolvidos e a construção do artefato são descritos no capítulo 5.

3.3.2.1 Ferramentas computacionais

Um dos pontos a ser cuidadosamente avaliado nesta etapa de sugestão são as ferramentas computacionais a serem utilizadas na fase de desenvolvimento para a implementação do artefato computacional. Buscou-se a implementação em ferramenta computacional que fosse de fácil acesso para qualquer organização e flexível para a combinação com outros sistemas em eventuais aplicações em empresas.

Optou-se pela utilização da linguagem R para a implementação do artefato, por ser amplamente difundida entre aplicações de aprendizado de máquina e devido à disponibilidade de pacotes e bibliotecas capazes de potencializar a implementação da ferramenta computacional. A linguagem permite ainda sua conexão com outros sistemas como Microsoft Power BI para futuros desenvolvimentos de interfaces de análise da tomada de decisão. Foi utilizada a linguagem estatística R versão 4.0.3 (2020-10-10) para plataforma Linux 64bit.

Para a implementação da rede neural responsável pela previsão de demanda, fez-se uso do pacote *neuralnet* (FRITSCH; GUENTHER; WRIGHT, 2019). O pacote possibilita a implementação de redes neurais de forma mais rápida e menos suscetível a erro. Por meio da função *neuralnet()*, a rede neural é treinada, possibilitando a sua configuração para o melhor ajuste à implementação. A função permite a implementação de redes com *backpropagation*, *resiliente backpropagation* (RPROP) e *backtracking* sem ponderações. Neste estudo utilizou-se uma configuração de rede com *backpropagation*.

Para implementação e avaliação do algoritmo, utilizou-se uma máquina com processador Intel Core i7 2600MHz 64 bits com 16GB de memória RAM. O ambiente de sistema operacional utilizado foi Linux Ubuntu 20.04.2 LTS, embora o *script* desenvolvido também seja compatível com a versão do R para Microsoft Windows.

Todos os arquivos de dados utilizados foram formatados em arquivos de texto separado por vírgulas (CSV). Embora o *script* possa ser facilmente alterado para trabalhar com outros formatos de arquivo, optou-se por este formato por ser o mais difundido entre as bases de dados públicas.

3.3.3 Fase de desenvolvimento

Uma vez selecionados os modelos e algoritmos a serem testados, iniciou-se a fase de implementação. Nesta etapa, instâncias do banco de dados obtido a partir do *online UCI Machine Learning Repository* (UCI, 2021) foram divididas em dois bancos de dados, um destinado ao treinamento da rede neural artificial e outro destinado ao teste das mesmas.

Os dados obtidos foram divididos na proporção de 75% dos dados para treinamento e

os 25% restantes para validação. As entradas de dados do banco de dados original foram selecionadas aleatoriamente para o preenchimento de cada um dos bancos formados após a divisão, de forma a reduzir a possibilidade de viés. Assim, foi possível treinar a rede neural artificial com volume de dados considerável, em seguida realizando a validação do resultado deste algoritmo com os dados de teste. É importante ressaltar que esta validação se dá com base nos na configuração do algoritmo definida na etapa de treinamento do algoritmo, não devendo ser confundida com a fase de avaliação da ferramenta em campo.

Algoritmos de aprendizado de máquina tipicamente requerem três conjuntos de dados: treino, validação e teste. O conjunto de dados de treino consiste em uma certa quantidade de dados pré-classificados usado para que o modelo aprenda e faça inferências a respeito dos seus parâmetros (YOGANARASIMHAN, 2019). Caso o modelo seja simplesmente otimizado para os dados de treino, corre-se o risco de que este tenha uma excelente performance com estes dados (*in-sample*), mas uma performance muito ruim com outro conjunto de dados (*out-of-sample*) devido à ocorrência do chamado *overfitting*. Os dados de validação são usados para ajudar a lidar com este problema, sendo que a diferença de performance do modelo ao ser aplicado aos dois bancos de dados é um indicador de qualidade da solução gerada para o problema. No caso desta pesquisa, o banco de dados obtido inicialmente foi utilizado para criação dos bancos de treinamento e validação. Como dados de teste, foram utilizados dados da mesma linha de produto, porém de um período diferente dos dados coletados durante a fase de avaliação. A figura 18 resume o procedimento de treinamento da rede neural.

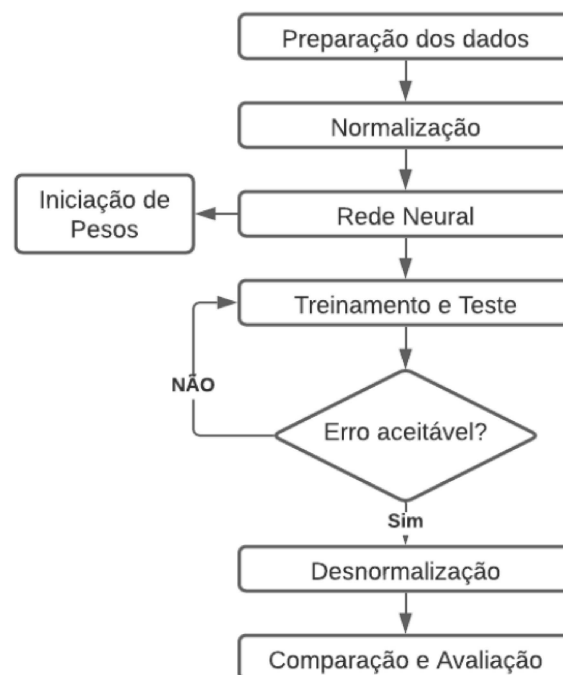


Figura 18: Fluxo de construção da rede neural

Estando treinada a rede neural artificial, a próxima etapa do desenvolvimento do arte-

fato é a implementação do *script* responsável pelo dimensionamento do inventário necessário para o atendimento da demanda. A demanda prevista, saída da rede neural artificial, é fornecida como dado de entrada para esta fase, que é baseada em um modelo para solução do problema do jornaleiro. Como dado de saída esta fase apresenta o inventário necessário para minimizar as perdas por excesso de inventário ao final da janela de vendas e as perdas de oportunidade de vendas por ruptura de inventário antes do fim da janela de vendas.

Uma vez que nesta pesquisa trata-se do problema do varejo restrito de produtos com curto ciclo de vendas e sem reposição do inventário durante a campanha, o inventário dimensionado pela fase anterior do artefato é passada a terceira e última fase de processamento como o argumento de demanda máxima absorvível. Além deles, são fornecidos como dados de entrada o preço base, a demanda projetada pela rede neural artificial, e os fatores de moda e utilidade do produto. tais fatores seriam obtidos a partir de pesquisa junto aos clientes, porém neste caso onde se está utilizando dados de um repositório público, os seus valores serão arbitrados na fase de avaliação do artefato. Nesta terceira fase ocorre o cálculo da curva de descontos e a maximização do lucro em função dos descontos aplicados.

Os procedimentos de desenvolvimento dos modelos utilizados, bem como a descrição detalhada da implementação de cada uma das fases é descrita no capítulo 5.

3.3.4 Fase de avaliação

Uma vez implementadas todas as fases do artefato, nesta etapa, acontece a avaliação dos resultados obtidos pelo artefato desenvolvido frente aos objetivos propostos. Para tal, utilizou-se como instância de avaliação produtos extraídos do *dataset online market 2012* (CHEN; LIANG; GUO, 2012), disponível no repositório *online UCI Machine Learning Repository* (UCI, 2021). O conjunto de dados contém transações ocorridas em um comércio eletrônico pertencente a uma empresa varejista do Reino Unido, durante o período entre 01/12/2009 e 09/12/2012. O *dataset* completo possui 1.067.371 instâncias e 8 atributos, sendo eles: número identificador da fatura, código de estoque do produto, descrição do produto, quantidade de produto por transação, data e hora, preço unitário, número de cadastro do cliente e país de residência do cliente. Para a construção do artefato proposto foram utilizadas as variáveis correspondentes ao código produto, quantidade de produto por transação (utilizou-se o acumulado diário), preço unitário e data.

Aplicando-se o artefato aos dados buscou-se identificar possíveis inconsistências matemáticas que inviabilizassem seu uso. Os resultados foram avaliados levando-se em conta o máximo lucro projetado ao final.

3.3.4.1 Validação da proposta

Uma etapa de validação teórica foi realizada com base nos dados coletados da fase de avaliação e os objetivos propostos. Nesta etapa, avaliou-se se a ferramenta proposta é capaz de gerar resultados satisfatórios para o planejamento de empresas de varejo.

Os resultados são comparado à literatura com o objetivo de validar os resultados obtidos e explicar eventuais fragilidades que venham a ser identificadas. Busca-se neste momento identificar a convergência deste resultado com o especificado pelos objetivos específicos desta pesquisa.

3.3.4.2 Avaliação das implicações no processo

Uma vez a proposta estando validada, uma rodada de testes foi realizada para avaliação das implicações gerenciais. Nesta etapa, ocorreria o acompanhamento por parte do pesquisador para observação do comportamento da ferramenta na rotina de planejamento de uma empresa. Adicionalmente, reuniões seriam realizadas junto à equipe de forma a se obter as impressões por parte dos especialistas no planejamento da empresa e os pontos de melhoria necessários para a efetiva implementação. Infelizmente em razão do cenário da pandemia de Covid-19 esta avaliação em campo não foi possível.

De forma contingente realizou-se a avaliação com base em simulações utilizando instâncias do *dataset*, que embora tenha viabilizado a avaliação, o fez de forma limitada. A avaliação da proposta se deu com base no critério lucro projetado para o período. Inicialmente cogitou-se o uso do inventário residual ao fim da janela de vendas como um critério de avaliação, porém tal avaliação demandaria a aplicação do artefato ao processo de uma empresa, o que não foi possível no momento.

3.3.5 Fase de conclusão

Por fim, os resultados da pesquisa foram consolidados e compilados para comunicação. Neste ponto, realizou-se uma profunda análise das contribuições para o meio acadêmico e empresarial, verificando os desvios em relação ao planejado, além das lições aprendidas durante o processo. Neste compilado final, explicita-se também as oportunidades de ampliação da pesquisa e novos *insights* que surgiram ao longo da pesquisa e não puderam ser abordados devido ao escopo desta, mas que, podem servir como sugestões para trabalhos futuros.

4 SÍNTESE DA PESQUISA TEÓRICA

A revisão sistemática de literatura realizada durante a fase de conscientização do problema desta pesquisa possibilitou a identificação de fatores determinantes na construção dos modelos de precificação dinâmica. As 30 obras selecionadas ao final da etapa de leitura foram classificadas segundo seus objetivos, abordagem e natureza do produto ao qual se destinam.

As obras foram classificadas e identificadas segundo os seus objetivos, dividindo-as entre as obras que tem por objetivo a maximização da receita ou lucro, gerenciamento do inventário e gerenciamento da demanda. Receita e lucro, apesar de serem conceitos diferentes, foram considerados dentro de um mesmo objetivo, por se entender que são objetivos convergentes. Foram consideradas obras com objetivo de gerenciamento do inventário aquelas que propõem soluções ou realizam análises com o intuito de reduzir o descarte de produtos ao final da campanha de vendas ou que focam seu resultado na duração do inventário disponível de itens de venda por meio de estratégias de reposição, compra ou descontos, sem considerar, ao menos diretamente, seu impacto na receita ou lucro da empresa. Foram identificadas como obras com objetivo de gerenciamento da demanda aquelas que objetivam influenciar o comportamento do cliente mas sem um objetivo direto de alterar a renda ou o custo de estoque.

Quanto à abordagem, as obras foram classificadas segundo a forma como foram desenvolvidas as soluções em determinística, probabilística, baseada em dados e heurística. Nas abordagens baseadas em dados, considerou-se soluções baseadas no processamento de grandes volumes de dados, aprendizado de máquina, aprendizado profundo e inteligência artificial. Nas abordagens heurísticas, considerou-se soluções algorítmicas que executem heurísticas ou meta-heurísticas.

Uma vez que a natureza do produto tem grande influência nas soluções de precificação dinâmica, as obras foram classificadas também quanto a este aspecto. Para tal, as obras foram divididas entre aquelas que abordam modelos para bens duráveis, produtos com curto ciclo de vida, serviços e modelos que são independentes da natureza do produto.

A classificação está sintetizada na Tabela 8, sendo a legenda desta explicitada na Tabela 7. Na sequência, são discutidos os fatores críticos, *inputs*, *outputs* e medidas de desempenho, além das lacunas de pesquisa identificadas nestas obras.

Tabela 7: Legenda da Tabela 8

Critério	1	2	3	4
Objetivos	Maximização da receita	Gerenciamento do inventário	Gerenciamento da demanda	Não aplicavel
Abordagem	Determinística	Probabilística	Baseada em dados	heurística
Natureza do produto	Bem durável	Produto com curto ciclo de vida	serviço	independente

Tabela 8: Classificação dos artigos

Autores	Objetivos			Abordagem				Natureza do produto			
	1	2	3	1	2	3	4	1	2	3	4
Adenso-Díaz, Lozano e Palacio (2017)	1			1				2			
Tang, Musa e Li (2012)	1				2						4
Şen (2013)	1			1							4
Zaarour, Melachrinoudis e Solomon (2016)	1			1				2			
Netessine (2006)		2		1				2			
Wang e Li (2012)	1			1				2			
Şen e Zhang (2009)			3	1				2			
Mohajeryami et al. (2016)			3				4				4
Shu, Wu e Chu (2017)			3	1				1			
Liu et al. (2018)	1			1				2			
Nagare e Dutta (2018)		2		1				2			
Kogan e Herbon (2008)	1			1	2						4

Continua na próxima página

Continuação da página anterior

Autores	Objetivos			Abordagem				Natureza do produto			
	1	2	3	1	2	3	4	1	2	3	4
Neiman (2011)			3	1				2			
Graddy e Hall (2011)	1			1				2			
Macea Mercado, Marquez Diaz e Soto Martinez (2017)			3	1					3		
Cadena-Lozano, Ariza-Garzón e Pulido-Cruz (2016)			3	1				2			
Chávez (2016)			3	1				2			
Ramos-Carbajales, González-Rozada e Vallarino (2016)			3	1				2			
Vázquez Alvarado, Damián e Ángel (2015)			3	1							4
Polanco et al. (2015)			3	1							4
Bendinelli e Oliveira (2015)			3	1					3		
Rantzien e Rude (2014)			3	1					3		
Sanes e Lobos (2013)			3	1					3		
Cardoso e Bittencourt (2013)			3	1				2			
Ramírez (2013)			3	1				2			
Suárez Lugo (2012)			3	1				2			
Resende Filho et al. (2012)			3	1				2			
Ghavidel e Jahani (2015)			3	1					3		
Özçam (2014)	1			1				1			
A. Majid, Bryant e A. Rau (2014)	1			1							4

4.1 Fatores determinantes

A precificação dinâmica é uma atividade complexa e que envolve, em geral, uma quantidade plural de fatores. Nesta seção são apresentados os fatores determinantes obtidos a partir da pesquisa teórica.

4.1.1 Objetivos

A variação do preço de um produto ao longo do tempo pode influenciar em diversas variáveis da empresa. Na literatura, é possível se encontrar estudos com o objetivo de maximizar a receita, como o de Adenso-Díaz, Lozano e Palacio (2017). Há também estudos com o objetivo de minimizar a perda por expiração do produto em estoque. Há estudos ainda que fazem uso da precificação dinâmica para gerenciar a demanda, mantendo-a dentro de limites que a estrutura produtiva impõe, sem que isso represente uma perda significativa de receita para a empresa.

Tang, Musa e Li (2012) abordam o uso de estratégias de precificação dinâmica como uma ferramenta de regulação da demanda no caso de ocorrência de eventos que, de alguma forma, incapacitem ou reduzam a capacidade da cadeia de suprimentos. Tal ferramenta busca uma regulação da demanda e do estímulo ao consumo de produtos alternativos por parte dos clientes. O sucesso de tal estratégia permite que a empresa direcione a demanda para linhas de produtos menos afetadas, ou íntegras, da falha ocorrida na cadeia de suprimentos, conseqüentemente reduzindo as perdas por falta de produtos. Trabalhos desenvolvidos com este objetivo frequentemente citam o trabalho de Petruzzi e Dada (2002), onde os autores apresentam duas abordagens de precificação para produtos com demanda dependente do preço, utilizando-se de modelos para o problema do jornaleiro.

4.1.2 Natureza do produto

Os modelos de precificação dinâmica podem ser classificados segundo a natureza do produto. Na literatura, é possível encontrar diferentes modelos para produtos discretos e produtos consumidos de forma contínua como energia, água e gás.

4.1.2.1 Natureza da depreciação do produto

Segundo Wang e Li (2012), é possível se encontrar na literatura modelos de gestão de estoque baseados na precificação dinâmica classificados segundo a natureza da depreciação do produto. Assim, tem-se os modelos divididos em Modelos para inventário com tempo de vida fixo, modelos para inventário com tempo de vida aleatório (que ainda podem se dividir em modelos com distribuição conhecida e não conhecida), e modelos com decaimento pro-

porcional a sua perda de utilidade ou quantidade disponível. Como exemplo deste último caso, pode-se citar, por exemplo, o mercado de pisos cerâmicos, no qual quando há uma grande quantidade de determinado modelo em estoque, este possui um valor de mercado maior do que terá quando a empresa dispor de uma pequena quantidade de metros quadrados disponíveis, devido à restrição de possíveis clientes que esta quantidade irá impor sobre o produto.

Em estudo realizado por Tsiros e Heilman (2005), foi evidenciado ainda que a percepção do cliente sobre a natureza da depreciação do produto é diferente quando se trata de produtos em que a perda de qualidade oferece risco ao consumo. Tal evidência indica que a perda de valor ao longo do tempo tende a ser maior em produtos perecíveis do que em produtos que sofrem obsolescência.

4.1.3 Natureza do desconto

Apesar de inúmeros modelos de precificação serem identificados na literatura, estes podem ser classificados segundo a natureza dos descontos aplicados ao longo do tempo. Há modelos onde um pequeno desconto é aplicado de forma progressiva ou contínua ao longo do tempo, em função do tempo restante de vida útil do produto. Este tipo de desconto tem menor efeito negativo na receita, pois suaviza a curva de perda provocada por tal desconto. Porém, descontos desta natureza tendem a ser pouco percebidos por clientes míopes. A seu favor, tal forma de desconto dificulta a ação de cliente estratégicos.

Em outros modelos, taxas de desconto são aplicadas ao preço de venda em intervalos fixos de tempo. A seu favor, tal prática tem a facilidade de percepção dos descontos por clientes míopes, criando um maior estímulo para compras realizadas por impulso. Porém, tal evidência do declínio de preço facilita sua identificação por clientes estratégicos que irão fazer uso desta informação para planejar e postergar suas aquisições.

4.1.4 Comportamento do cliente

A literatura identifica dois tipos distintos de comportamento de clientes frente à ocorrência de precificação dinâmica. Os clientes míopes são assim classificados por não perceberem a estratégia de médio prazo da empresa, e terem a tendência de adquirir o produto tão logo o seu preço de venda seja reduzido (ELMAGHRABY; KESKINOC AK, 2003). Já os Clientes estratégicos são clientes que planejam suas compras com certa antecedência, realizam comparações entre concorrentes e/ou monitoram as variações de preços do mercado. Clientes deste tipo tendem a perceber com mais facilidade padrões de decaimento dos preços provocados pela precificação dinâmica e, portanto, passam a incorporar esta informação no seu planejamento de compras, retardando as suas aquisições até que o preço em declínio atinja o patamar que deseje (ELMAGHRABY; KESKINOC AK, 2003). Estratégias de declínio contínuo

tendem a funcionar melhor com clientes estratégicos enquanto estratégias de descontos discretos tentem a funcionar melhor com clientes míopes. O grande desafio encontrado pela literatura neste tema é o desenvolvimento de estratégias que sejam robustas para ambos os tipos de clientes, visto que varejos que atendem ao consumidor final dificilmente contarão com apenas um tipo de cliente, sendo possível inclusive que não haja uma predominância clara de um dos tipos.

4.1.5 Natureza da demanda

A natureza da demanda também influencia o funcionamento de sistemas de precificação dinâmica (ELMAGHRABY; KESKINOCAK, 2003). A demanda pode ser classificada como probabilística ou determinística. Pode ainda haver uma classificação da demanda com base na sua dependência de outros produtos ou determinados eventos.

4.1.6 Reposição de estoque

A forma como o estoque é gerenciado e como interage com o ponto de venda também é um fator importante do sistema de precificação dinâmica e pode afetar o seu comportamento (ELMAGHRABY; KESKINOCAK, 2003). Pontos de venda com reposição de estoque ao longo do tempo tendem a oferecer o mesmo produto com datas de validade diferentes, mas ao mesmo preço. Tal fato pode levar o cliente a preferir adquirir o produto com o maior prazo até a sua expiração. A presença da precificação dinâmica permite que isso seja corrigido, porém nestes casos se faz necessária uma estrutura física para promover tal separação dos produtos. Em ambientes onde o estoque não é repostado até que todo o estoque anterior tenha sido vendido ou perdido, a aplicação da precificação dinâmica é facilitada, por não apresentar a complexidade de produtos iguais coexistindo fisicamente com preços diferentes.

4.2 *Inputs, Outputs*

Foram identificados os principais *inputs* e *outputs*, que são resumidos na Tabela 9 e têm suas relações detalhadas na sequência.

Tabela 9: *Inputs/ Outputs* identificados na literatura

Autores	Inputs identificados	Outputs identificados
Adenso-Díaz, Lozano e Palacio (2017)	Preço inicial, Máximo <i>shelf life</i> , inventário de produtos com idade inferior ao <i>shelf life</i> , estoque inicial de produtos frescos, demanda do produto, índice de elasticidade-preço da demanda, índice de influência da idade na demanda do produto e índice de influência da idade no preço do produto	preço(t), Receita, montante descartado
Tang, Musa e Li (2012)	Demanda, elasticidade da demanda, Quantidade do pedido, custo de disponibilização do produto	Lucro, Preço ótimo(t)
Şen (2013)	Estoque inicial, duração da temporada (<i>shelf life</i>), taxa de maximização do lucro	Receita, taxa de deterioração
Zaarour, Melachrinoudis e Solomon (2016)	Elasticidade-preço da demanda, Valor total das vendas, volume total das vendas, Tempo até a perda de valor	Receita maximizada, preço(t)
Netessine (2006)	Shelf life, número de degraus de preço	Intervalos de mudança de preço
Wang e Li (2012)	Shelf life, taxa de deterioração da qualidade, preço inicial	Demanda esperada para o período, lucro,
Şen e Zhang (2009)	Número de eventos de precificação, taxa base de demanda	Preço(t), Demanda estimada para o período em função do preço
Mohajeryami et al. (2016)	Utilidade para o consumidor, preço de pico, preço fora do pico	Substituição da demanda
Shu, Wu e Chu (2017)	Função utilidade, demanda estática sem consumidor estratégico, demanda estática na presença de consumidor estratégico, utilidade esperada	Utilidade esperada maximizada
Liu et al. (2018)	Tempo de venda, preço de referência, função demanda	Lucro esperado maximizado, ponto de reposição do estoque
Nagare e Dutta (2018)	Tamanho da temporada de venda, momento para redução de preço, taxa de demanda, tempo decorrido desde o início das vendas	Preço, desconto único, momento para o desconto
Kogan e Herbon (2008)	Nível de inventário, função sensibilidade do cliente	Lucros esperados maximizados
Neiman (2011)	índice de preços	Tempo de vida útil maximizado
Graddy e Hall (2011)	Tamanho da carga, dia da semana, condição climática	Preço estimado
Macea Mercado, Marquez Diaz e Soto Martinez (2017)	Função utilidade esperada	Probabilidade de o cliente escolher o produto

Continua na próxima página

Continuação da página anterior

Autores	Inputs identificados	Outputs identificados
Cadena-Lozano, Ariza-Garzón e Pulido-Cruz (2016)	Demanda per capita, preços praticados	Elasticidade da demanda
Chávez (2016)	Demanda per capita, preços praticados	Elasticidade da demanda
Ramos-Carbajales, González-Rozada e Vallarino (2016)	Demanda per capita, preços praticados	Elasticidade da demanda
Vázquez Alvarado, Damián e Ángel (2015)	Demanda per capita, preços praticados	Elasticidade da demanda
Polanco et al. (2015)	Demanda per capita, preços praticados	Elasticidade da demanda
Bendinelli e Oliveira (2015)	Demanda per capita, preços praticados	Elasticidade da demanda
Rantzien e Rude (2014)	Percentual de mudança na quantidade demandada, percentual de mudança no preço	Elasticidade da demanda
Sanes e Lobos (2013)	Demanda per capita, preços praticados	Elasticidade da demanda
Cardoso e Bittencourt (2013)	Quantidade vendida, preços, Renda média	Elasticidade preço-demanda
Ramírez (2013)	Expenditure, Marshallian (uncompensated) and Hicksian (compensated) elasticities	Elasticidade da demanda de curto prazo
Suárez Lugo (2012)	Consumo per capita, proporção de mercado, preço médio,	elasticidade da demanda
Resende Filho et al. (2012)	Função de demanda marshalliana, função de utilidade indireta	Sistema de demanda quase ideal (AIDS)
Ghavidel e Jahani (2015)	População de potenciais clientes, tendência, taxa de desistência	Número de entrantes no sistema de ensino superior
Özçam (2014)	Preço sem taxas, taxas ad valorem	Taxa ideal para maximizar a receita
A. Majid, Bryant e A. Rau (2014)	Preço inicial	Elasticidade de preço em leilões

Dentre os principais *inputs* identificados, muitas obras fazem o uso combinado em seus modelos do preço inicial, demanda, preço inicial e inventário inicial como informações básicas de composição (ADENSO-DÍAZ; LOZANO; PALACIO, 2017; TANG; MUSA; LI, 2012; ŞEN, 2013; SHU; WU; CHU, 2017; KOGAN; HERBON, 2008). Tais *inputs* são comuns de modelos de precificação dinâmica de várias naturezas de produtos.

Nas obras que abordam a precificação de produtos perecíveis ou de curto ciclo de vida, são incluídos dados relativos à natureza destes produtos como *shelflife*, taxa de deterioração da qualidade, ou do valor, do produto em função do tempo (ŞEN, 2013; ZAAROUR; ME-

LACHRINOUDIS; SOLOMON, 2016; NETESSINE, 2006; WANG; LI, 2012; NAGARE; DUTTA, 2018). Tais variáveis são utilizadas como uma referência da perda de valor de mercado do produto para a projeção de descontos ou preços promocionais visando à manutenção da demanda pelo produto até determinados limites. O uso de tais variáveis em alguns modelos é também complementada com entradas como o custo de reposição de produtos frescos, ou reposição de produtos durante a campanha de vendas, níveis de estoque em diferentes idades. Esta é especialmente aplicável quando a diferença de idade entre os produtos oferecidos é visível ao cliente, seja por deterioração do produto ou por algum nível de obsolescência de *design* entre os produtos em estoque e os que serão repostos (ADENSO-DÍAZ; LOZANO; PALACIO, 2017; TANG; MUSA; LI, 2012).

O fator importante ao se discutir políticas de precificação dinâmica é o comportamento do cliente que irá demandar o produto oferecido, isto pode ter, e na maioria dos casos o tem, caráter decisivo no sucesso do modelo. Para configurar o comportamento do consumidor nos modelos, autores avaliados fizeram uso de uma série de variáveis que refletem, em parte, este comportamento como por exemplo a demanda prevista, população total de potenciais clientes, demanda per capita, índice de elasticidade-preço da demanda, índice de influência da idade do produto na demanda, utilidade do produto para o consumidor, função sensibilidade do cliente a mudanças de preço (ADENSO-DÍAZ; LOZANO; PALACIO, 2017; TANG; MUSA; LI, 2012; ZAAROUR; MELACHRINOUDIS; SOLOMON, 2016; MOHAJERYAMI et al., 2016; SHU; WU; CHU, 2017; LIU et al., 2018; NAGARE; DUTTA, 2018; KOGAN; HERBON, 2008; MACEA MERCADO; MARQUEZ DIAZ; SOTO MARTINEZ, 2017; CADENA-LOZANO; ARIZA-GARZÓN; PULIDO-CRUZ, 2016; RESENDE FILHO et al., 2012; GHAVIDEL; JAHANI, 2015). Tais variáveis tentam descrever o comportamento psicológico do cliente em relação ao produto e preço ofertados. A literatura converge para uma classificação do comportamento dos clientes em estratégico, mais sensível a alterações de preço e que, com uma maior capacidade de planejamento de sua compra, tende a identificar padrões de descontos e aguardar que estes aconteçam, e cliente míopes, que com menor capacidade de planejamento de suas compras são mais responsivos aos descontos. A demanda na presença de consumidores estratégicos e a demanda na ausência de consumidores estratégicos pode ser utilizada como uma entrada do modelo de precificação na tentativa de se prever probabilisticamente a influência deste tipo de comportamento no preço (KOGAN; HERBON, 2008; ŞEN; ZHANG, 2009; SHU; WU; CHU, 2017).

Sob o ponto de vista dos *outputs* dos modelos, há uma certa convergência entre as obras avaliadas, de que o preço a ser praticado está presente em alguns pequenos grupos. Em sua grande maioria, as obras se dividem entre aquelas que apresentam como objetivo a maximização da receita, e/ou lucro, e as com o objetivo de gerenciamento do inventário. As que possuem como objetivo a maximização da receita apresentam como saídas adicionais do modelo a receita prevista, o lucro e a demanda esperada para o período, e o montante de produto descartado, deteriorado ou com valor de mercado perdido ao final do período

(ADENSO-DÍAZ; LOZANO; PALACIO, 2017; TANG; MUSA; LI, 2012; ŞEN, 2013; ZAAROUR; MELACHRINOUDIS; SOLOMON, 2016; WANG; LI, 2012; LIU et al., 2018; KOGAN; HERBON, 2008; ÖZÇAM, 2014). Já os modelos que têm por objetivo a gestão do inventário apresentam como saídas adicionais o intervalo de alterações de preços, a quantidade de alterações de preços que deve ocorrer durante o período de venda, a demanda estimada em função do preço, ponto de reposição de estoque e tempo de venda estimado para o inventário (NETESSINE, 2006; ŞEN; ZHANG, 2009; MOHAJERYAMI et al., 2016; SHU; WU; CHU, 2017; NEIMAN, 2011; GRADDY; HALL, 2011; MACEA MERCADO; MARQUEZ DIAZ; SOTO MARTINEZ, 2017; CADENA-LOZANO; ARIZA-GARZÓN; PULIDO-CRUZ, 2016; CHÁVEZ, 2016; RAMOS-CARBAJALES; GONZÁLEZ-ROZADA; VALLARINO, 2016; RANTZIEN; RUDE, 2014; RESENDE FILHO et al., 2012).

Em termos das medidas de desempenho utilizadas pelos autores para avaliar a efetividade dos modelos aplicados, houve pouca variação, provavelmente em razão de estas medidas estarem intimamente ligadas ao objetivo do modelo. As obras cujo objetivo era maximização da receita ou lucro, utilizaram a receita total ou o lucro total obtido dentro de um determinado período (real ou simulado, baseado em dados históricos) para avaliar o desempenho da proposta frente a outras políticas de precificação. Já os modelos que objetivam o gerenciamento do inventário convergem para o uso de indicadores como inventário restante ao final do período, que é interpretado como inventário descartado nas obras que trabalham com produtos perecíveis, e redução da receita decorrente dos descontos.

4.3 Lacunas identificadas

Ao longo da construção deste referencial teórico, buscou-se a identificação de lacunas teóricas ou agendas de pesquisa sugeridas pelos autores das obras utilizadas. A partir de tais sugestões identificadas, evidenciou-se tópicos do campo de pesquisa que necessitam atenção no desenvolvimento de futuras pesquisas.

Adenso-Díaz, Lozano e Palacio (2017) destacam como possibilidade de continuidade do seu trabalho considerar a viabilidade ou o custo de implementação de uma estratégia dinâmica de preços em tempo contínuo. Além disso, comentam que alguns autores argumentam que, na prática, os preços não são geralmente alterados suavemente, uma vez que apenas descontos significativos aumentarão significativamente a procura. Tais afirmações porém não são robustamente sustentadas por estudos comparativos. A abordagem proposta pelos autores também pode ser estendida de forma a considerar um horizonte finito de tempo discreto com reposição em cada período e com perfis de estoque inicial e final fixos. A ideia é calcular o valor para ordenar cada período e a taxa de redução de preço (que pode ser a mesma ou diferente em cada período) que são ótimas, no sentido bi-objetivo de maximizar a receita e minimizar o desperdício.

Tang, Musa e Li (2012) destacam a lacuna de estudos que considerem o uso da precificação dinâmica em ambientes onde a demanda se comporta estocasticamente. Os autores apresentaram uma abordagem de precificação dinâmica para situações de oscilações na cadeia de suprimentos, e evidenciam como lacuna a avaliação de tal abordagem na presença de dois ou mais produtos com efeitos substitutivo, onde a variação de preço de um produto não necessariamente poderá variar a sua demanda.

Zaarour, Melachrinoudis e Solomon (2016) identificaram fragilidades nos modelos atuais que devem receber atenção em trabalhos futuros. O autores apontam a inclusão de restrições de dependência entre diferentes produtos e a análise de seus efeitos sobre a precificação. O estudo de formas de inclusão das reações do consumidor às flutuações de preço nos modelos, de forma que a precificação leve em conta este fator também é considerado um campo frutífero para futuras pesquisa. A expansão de estudos para casos de demanda estocástica também são considerados pelos autores como importantes contribuições, assim como o desenvolvimento de algoritmos mais eficientes para o problema maximização da receita.

No tocante ao comportamento estratégico do consumidor, as obras consultadas, praticamente em sua totalidade, fazem referência a este tipo de comportamento ou ainda fazem alguma tentativa de modelagem da sua presença na demanda. Porém, nenhuma das obras consultadas explora de forma sistêmica e profunda variáveis de entrada que poderiam ser monitoradas para se prever a ocorrência deste tipo de comportamento na população de consumidores a que a empresa está exposta. Desta forma, parece pertinente explorar os fatores que configuram o comportamento estratégico de um cliente, e como este pode ser previamente detectado.

Quanto às abordagens baseadas em dados, percebe-se que ainda são pouco exploradas para este problema. Dentre as obras selecionadas pela revisão sistemática da literatura não foram encontradas abordagens baseadas em dados. A partir das obras selecionadas, foram identificadas algumas abordagens baseadas em dados específicas para o problema clássico do jornaleiro, porém estas não consideravam variáveis como o comportamento estratégico do cliente. Estudos recentes também identificam que abordagens baseadas em dados para este problema ainda lidam com a facilidade de ocorrência de *overfitting*, o que exige estudos mais aprofundados para melhoria dos algoritmos utilizados (LAAN et al., 2019). Portanto, parece pertinente o desenvolvimento de aplicações baseadas em dados, robustas à ocorrência de *overfitting* e que permitam a incorporação de dados sobre o comportamento do cliente.

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Neste capítulo, são apresentados os procedimentos de desenvolvimento do artefato proposto por esta pesquisa, bem como os de avaliação e os resultados obtidos. Em seguida são discutidos os resultados obtidos e as contribuições e limitações do artefato proposto identificadas durante os testes.

5.1 Construção do artefato proposto

Uma vez definidas as bases teóricas e metodológicas da pesquisa, procedeu-se a construção do artefato proposto. Tendo esta pesquisa o intuito de resolver um problema real, propondo um artefato que permita a inclusão dos modelos propostos na operação cotidiana de organizações de varejo, o artefato proposto considerou o fluxo de informação apresentado na figura 19.

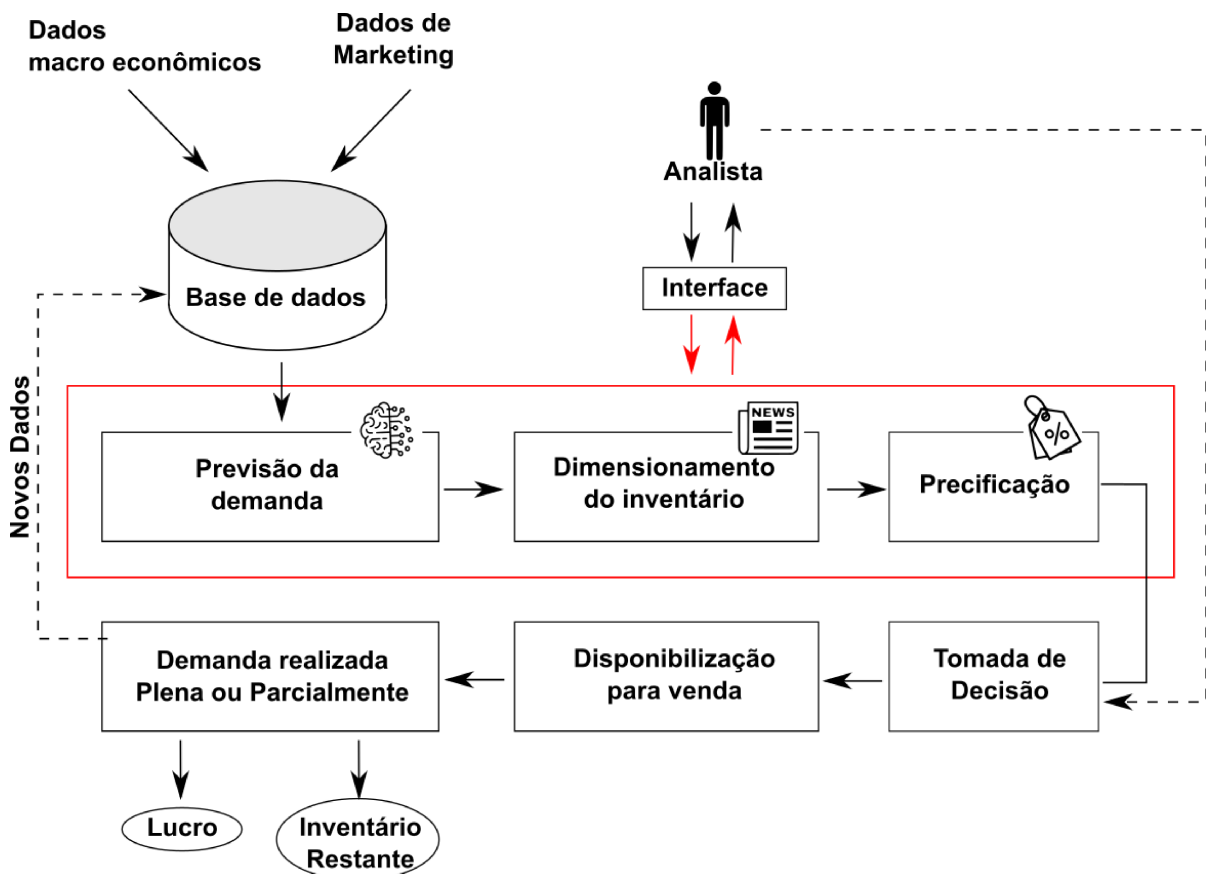


Figura 19: Fluxo de informação no artefato

A base de dados formada pelos dados históricos de vendas, recebe também dados macroeconômicos de fontes externas. A ela seriam também adicionados dados relativos a campanhas de *marketing*, alcance de redes e tráfego no sitio eletrônico, porém na aplicação desenvolvida neste trabalho não foi possível inserir estas informações devido à indisponi-

bilidade dos mesmos. Os dados são fornecidos ao artefato, representado na figura 19 pelo retângulo vermelho. Por meio de uma interface, o usuário analista faz o disparo da sua execução e recebe os resultados para a análise. O foco desta pesquisa é o desenvolvimento do artefato, tendo sido utilizado o próprio *prompt* da IDE (*Integrated Development Environment*) como interface para a realização dos testes, porém a linguagem R utilizada é bastante flexível e seus *scripts* facilmente integráveis a interfaces desenvolvidas em outras linguagens ou *softwares* como *Microsoft Excel* e *Power BI*.

Uma vez iniciado o artefato, o processamento da informação se dá em três etapas. A primeira etapa consiste em uma projeção da demanda para o período selecionado por meio do uso de uma rede neural artificial. A segunda etapa realiza, com base na demanda projetada e histórico de vendas, o dimensionamento do inventário necessário para atendimento da demanda reduzindo os riscos de perdas por excesso de inventário ao final do período e perda de oportunidade de vendas por ruptura do estoque antes do final do período. Por fim, na última etapa, são ajustados modelos de regressão para cálculo das curvas de demanda e então aplicados os modelos de precificação propostos na seção 5.1.5 deste capítulo para identificação do desconto aplicado sobre o preço base que maximiza o lucro da campanha de vendas.

Munido dos resultados fornecidos pelo artefato, demanda prevista, inventário necessário e curva de descontos, o analista pode então realizar a tomada de decisão a respeito da quantidade a ser disponibilizada para venda e o preço a ser praticado ao longo do período. Ao final do período de vendas, a demanda será realizada plena ou parcialmente, resultando então no lucro realizado e inventário restante. Os novos registros de vendas introduzidos na base de dados irão colaborar para o planejamento de futuras campanhas de vendas ao aumentar o número de casos avaliados pelo artefato.

Nas seções a seguir, são detalhadas cada etapa do artefato, bem como os modelos propostos para a precificação.

5.1.1 Preparação e normalização dos dados

Os dados utilizados foram extraídos de um *dataset* (CHEN; LIANG; GUO, 2012) disponível no repositório *online UCI Machine Learning Repository* (UCI, 2021). O conjunto de dados contém transações ocorridas em um comércio eletrônico pertencente a uma empresa varejista do Reino Unido, durante o período entre 01/12/2009 e 09/12/2012. A empresa, vende principalmente artigos de presente exclusivos para diversas ocasiões, estando inclusos em seu catálogo bens de curto período de vendas e sazonais. O *dataset* completo possui 1.067.371 instâncias e 8 atributos, sendo eles: número identificador da fatura, código de estoque do produto, descrição do produto, quantidade de produto por transação, data e hora, preço unitário, número de cadastro do cliente e país de residência do cliente. Para a construção do artefato proposto, serão utilizadas as variáveis correspondentes ao código produto,

quantidade de produto por transação, preço unitário e data.

O código do produto foi utilizado como chave de indexação para a separação das instâncias a serem utilizadas nos testes durante o desenvolvimento do artefato. A quantidade de produto por transação quando consolidada por períodos de tempo, permite que se obtenha uma estimativa da demanda naquele ponto. A variação desta demanda estimada entre dois pontos em conjunto com a informação de variação no preço do produto, obtida por meio da variável preço unitário, permite que seja calculada a variável elasticidade preço da demanda, de forma que se tenha uma estimativa desta para a composição do modelo que será utilizado pelo artefato.

Como o *dataset* utilizado corresponde a uma empresa do Reino Unido, para complementação dos dados foi utilizada a taxa mensal de desemprego no Reino Unido durante o período entre Dezembro de 2009 e Dezembro de 2012. Os dados foram obtidos a partir do repositório *online* do *Office for National Statistics* (ONS, 2021a), principal escritório de estatísticas oficiais do Reino Unido, sendo o responsável pela realização do censo na Inglaterra e País de Gales a cada 10 anos. Para aplicações em território brasileiro dados análogos podem ser obtidos a partir do banco do Cadastro Geral de empregados e desempregados (CAGED) e Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE).

A exemplo do ocorrido com o índice de desemprego, utilizou-se o CPI (*Consumer price inflation*) (ONS, 2021b) como um elemento indicador do nível de inflação do período geograficamente compatível com os dados utilizados para composição da instância. O CPI é publicado mensalmente pelo *Office for National Statistics* indicando a variação dos preços ao consumidor em diversos seguimentos da economia e de forma consolidada da economia como um todo. Para composição da instância, foi utilizado o CPI consolidado da economia, visto que os produtos contidos no banco de dados podem pertencer a diferentes segmentos da economia. Esta decisão pode tornar o modelo menos preciso para determinados nichos de mercado, que podem obter melhores resultados a partir do índice de inflação do setor. Para aplicações no mercado brasileiro, poderá ser utilizado como indicador de inflação o IPCA (Índice de Preços ao Consumidor Amplo), publicado regularmente pelo IBGE, embora existam outros índices que podem ser utilizados de forma complementar ou substitutiva.

Como fase final da preparação dos dados, foram eliminados os *outliers* das variáveis, de modo a se evitar distorções no treinamento da rede neural. As 1.067.371 instâncias do banco de dados original representam transações comerciais de diversos produtos oferecidos pelo varejista. Como o artefato proposto nesta pesquisa atua a nível de produtos, os dados foram subdivididos por identificador de produto. Ao todo foram identificados 5305 diferentes códigos de estoque (identificadores dos produtos), foram selecionadas as instâncias com maior quantidade de entradas de dados e destas foram eliminadas as vendas para outras localidades que não o Reino Unido, por representarem um volume inexpressivo de entradas, porém que exigiria a incorporação de dados econômicos de toda a união Européia, o que poderia provocar distorções nos modelos treinados. Selecionou-se a instância com código

de estoque "22423", que possui um total de 4424 entradas no banco de dados. Estas entradas foram agrupadas por dia, visto que não há informação sobre o período diário de vendas do varejista que disponibilizou os dados na plataforma UCI. Desta forma, agrupados por dia têm-se um padrão de disponibilização dos produtos para venda ao longo do tempo. O agrupamento resultou em 510 entradas de dados, com os totais diários vendidos e os preços praticados em cada uma das datas. O agrupamento dos dados é vantajoso para que se elimine discrepâncias, porém esta agregação deve ser limitada. As previsões com a finalidade de precificação devem ser realizadas em períodos menores que o período total de vendas. Isto visa habilitar o aprendizado e as correções ao longo do período, conforme destacado por Şen e Zhang (2009) incorporação do aprendizado sobre as vendas ocorridas durante a estação em substituição às previsões agregadas tradicionais reduz a incerteza da demanda melhorando o processo de precificação dinâmica.

Conforme sugerido por Lantz (2019), para um melhor desempenho da rede neural a ser treinada, os dados precisam passar por processo de normalização. Estes processo objetiva que todos os dados utilizados estejam em uma mesma escala evitando distorções no processo de treinamento da rede neural. Para tal, aplicou-se a equação (5.1) a todos os dados para transformação.

$$\text{normalizado}(x_{i,j}) = \frac{x_{i,j} - \min(x_j)}{\max(x_j) - \min(x_j)} \quad (5.1)$$

onde:

$x_{i,j}$ representa o valor original da variável j na entrada de dados i .

$\text{normalizado}(x_{i,j})$ é o valor normalizado da variável j na entrada de dados i .

$\max(x_j)$ é o valor máximo obtido para a variável j .

$\min(x_j)$ é o valor mínimo obtido para a variável j .

Embora o valor normalizado facilite o processamento dos dados pelo artefato, ele acaba por dificultar a leitura do resultado do artefato por parte do usuário. Portanto, na etapa de desnormalização o processo deverá ser aplicado de forma reversa nos resultados fornecidos pelo artefato. Para tal se aplica aos dados a equação (5.2) que pode ser obtida a partir da equação (5.1).

$$x_{i,j} = \text{normalizado}(x_{i,j}) * (\max(x_j) - \min(x_j)) + \min(x_j) \quad (5.2)$$

5.1.2 Projeção da demanda por Rede neural

Os modelos de precificação de forma geral são embasados em uma projeção para a demanda no período. Esta informação é fundamental pois é forte indicador da procura por determinado produto ou família de produtos. O estudo de previsão e projeção de demanda

é bastante discutido na literatura e diversos métodos vêm sendo apresentados ao longo dos anos. A partir dos anos 2000, as abordagens baseadas em dados passaram a assumir certo protagonismo à medida que a capacidade de processamento dos computadores cresceu e tornou-se uma restrição menos importante à grande parte das aplicações.

Uma destas abordagens são as redes neurais artificiais, que emulam matematicamente as conexões neurais de um cérebro biológico para gerar aprendizado a partir dos dados de entrada fornecidos ao modelo. No caso da previsão de demanda, assumindo-se que a demanda passada é uma boa informação para projeção da demanda futura, são apresentados à rede neural artificial dados de variáveis capazes de impactar a demanda, de forma que ela seja capaz de identificar padrões e gerar uma projeção para a demanda futura que, embora ainda esteja sujeita a alguma margem de erro, fornecerá informação para o planejamento da campanha de venda.

As redes neurais possuem a vantagem de utilizar do histórico e de dados disponíveis no processo e se adaptarem de forma adequada a comportamentos não lineares das respostas (REIS et al., 2019). Embora sejam um dos expoentes do campo da inteligência artificial, o acesso a redes neurais têm se tornado cada vez mais facilitado por meio de pacotes e bibliotecas em diversas suítes de *software* de processamento de dados e linguagens de programação. Nesta pesquisa utilizou-se o pacote *neuralnet* disponível para a versão 4.0.4 da linguagem R.

Foram selecionados como dados de entrada para a rede neural artificial o histórico de vendas discretizada ao nível de dias, juntamente com a elasticidade preço da demanda calculada na etapa da preparação dos dados por meio da Equação (2.4). São apresentados à rede também o dia e mês, de forma que seja possível a identificação de padrões relacionados à data e o índice de desemprego registrado para cada um dos meses. Os dados são apresentados à rede neural artificial na forma de uma fórmula, onde a demanda é aproximadamente explicada a partir das demais variáveis de entrada, de forma a orientar a construção da rede.

$$demanda(dia, mes, elasticidade, desemprego) \quad (5.3)$$

A variável CPI (inflação) acabou sendo retirada após os primeiros testes com as redes neurais artificiais, uma vez que pouco contribuía para o aumento da correlação do modelo. Tal fato pode indicar que a inflação não possui efeito tão significativo para o tipo de produto avaliado. Diferentes configurações de redes neurais artificiais foram avaliadas com 2 e 3 camadas escondidas, variando-se o número de neurônios em cada uma, porém todas obtiveram correlação abaixo da apresentada pela configuração com apenas uma camada escondida com 3 neurônio. A rede neural artificial foi então configurada com uma camada escondida (*hidden*) com três neurônios. O pacote *neuralnet()* permite a configuração de diferentes algoritmos para treinamento da rede neural, nesta pesquisa utilizou-se o algoritmo tradicional com retropropagação (*backpropagation*). A figura 20 apresenta a topologia da rede neural artificial treinada, bem como seus valores de viés (*bias*), identificados na figura

pelo número 1.

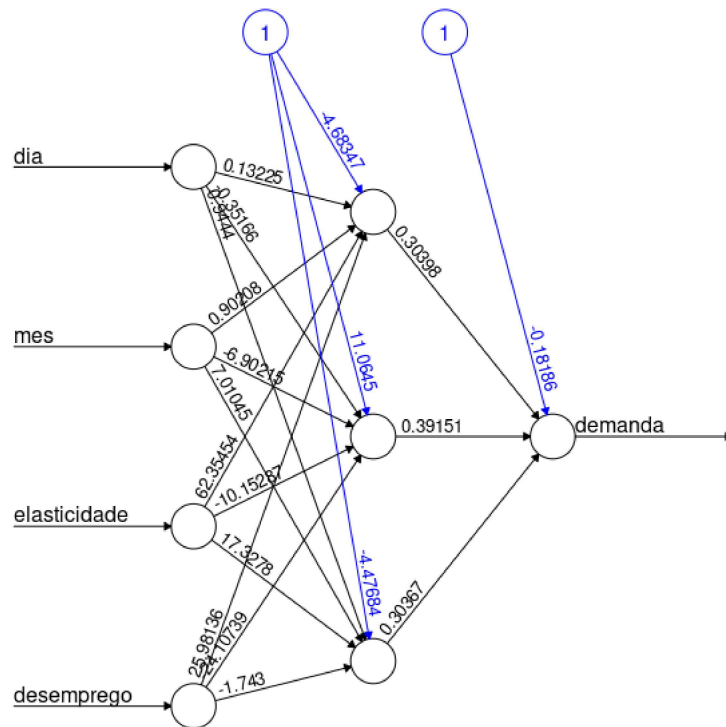


Figura 20: Topologia da rede neural artificial

Como medida de qualidade dos resultados gerados pela rede neural artificial utilizou-se a correlação entre os resultados previstos para os dados de teste e os resultados reais. Após o teste de diferentes configurações da rede neural obteve-se a configuração descrita anteriormente e utilizada no artefato. A correlação apresentada pela configuração está na casa de 0,72. Conforme classificam Dancey e Reidy (2009), um coeficiente de correlação com valores entre 0,70 e 1 indica uma relação forte entre as variáveis. Embora tal nível de correlação seja suficientemente forte para os objetivos de validação, o fato de seu valor estar tão perto da base mínima para tal classificação (0,7) evidencia que variáveis importantes do processo podem ter sido ignoradas durante o processo. Cabe salientar que as instâncias utilizadas para os testes do artefato não possuem dados relativos a investimentos em *marketing* e alcance da empresa em mídias, o que pode afetar significativamente a demanda. Portanto em aplicações em casos reais estas variáveis devem ser consideradas de forma a se avaliar o efeito no coeficiente de correlação. O envolvimento de tais variáveis no processo permitiria um ganho de informação em relação ao alcance da empresa no mercado.

5.1.3 Projeção da necessidade de estoque para o problema do jornaleiro

Uma vez que se obteve uma projeção da demanda para o período, a próxima fase do planejamento é o dimensionamento da disponibilidade de produto necessária para atendimento desta demanda projetada. Para tal, se fez uso de um modelo para otimização do pro-

blema do jornaleiro. Tal modelo objetiva o dimensionamento da disponibilidade de produto para o atendimento da demanda projetada, respeitando um compromisso entre os custos de estoque excedente não vendido e os custos por vendas perdidas devido à ruptura de estoque.

A fase de dimensionamento do estoque aplica a otimização da equação (5.9) considerando como variável de demanda X a demanda projetada pela Rede Neural Artificial na fase anterior de projeção da demanda, obtendo o desvio padrão σ a partir dos dados históricos obtidos na primeira fase e utilizados para o treinamento da rede neural artificial.

O resultado obtido além de fornecer a quantidade a ser adquirida ou mantida em estoque para atendimento da demanda projetada para o período, fornecerá o valor de demanda máxima para a fase de precificação do artefato. Este valor é tomado como referência de demanda máxima assumindo-se que é a quantidade total de produto disponível para o período de venda e que não há a possibilidade de reabastecimento do estoque durante o mesmo período. Em casos onde esta premissa não é verdadeira, o ciclo de vendas deve ser recalculado a partir de cada abastecimento, pois o cálculo da curva de descontos a ser executado na próxima fase do artefato depende diretamente da disponibilidade máxima do produto, que é dimensionada nesta fase.

5.1.4 Cálculo da curva de demanda

Uma vez projetada a demanda e definido o estoque máximo para seu atendimento, inicia-se a fase de precificação. Esta é dividida em duas partes, sendo a primeira o cálculo da curva de demanda e a segunda a otimização da margem de lucro com base no valor de desconto aplicado ao produto.

Como primeiro passo na sua construção é gerado um vetor contabilizando as diferenças de preço praticado de um período de vendas i em relação ao período de vendas $i - 1$. De forma análoga também é gerado um vetor indicando as diferenças de demanda realizada do período i em relação aos período $i - 1$. A partir destes vetores, calcula-se a variação do preço e variação da demanda por meio das equações:

$$Vp_i = \frac{\text{desconto}_i}{\text{preço}_i} \quad (5.4)$$

e

$$Vd_i = \frac{\text{variação na demanda}_i}{\text{demanda realizada}_i} \quad (5.5)$$

onde:

Vp_i é a variação do preço no período i ;

Vd_i é a variação na demanda no período i .

Com base nestes dois vetores, é então ajustado um modelo de regressão linear que represente a relação de influência da variação do preço na variação da demanda realizada do

produto. A partir do modelo ajustado são obtidos os coeficientes β_0 e β_1 que descrevem essa relação. A partir destes coeficientes, são calculadas então as variações na demanda em função do desconto, variando o valor deste último na faixa entre -1 e $+1$, variando em intervalos de $0,1$. Os valores negativos de desconto nesta faixa representam a aplicação de acréscimos sobre o preço base e o valor zero representa o próprio preço base. A partir destes, é traçada uma curva de demanda, exemplificada na figura 21. Cabe ressaltar que os intervalos de desconto na ordem de $0,1$ (10%) atende aos propósitos deste estudo, porém em aplicações em casos reais esta resolução pode ser aumentada visando maior precisão na tomada de decisão.

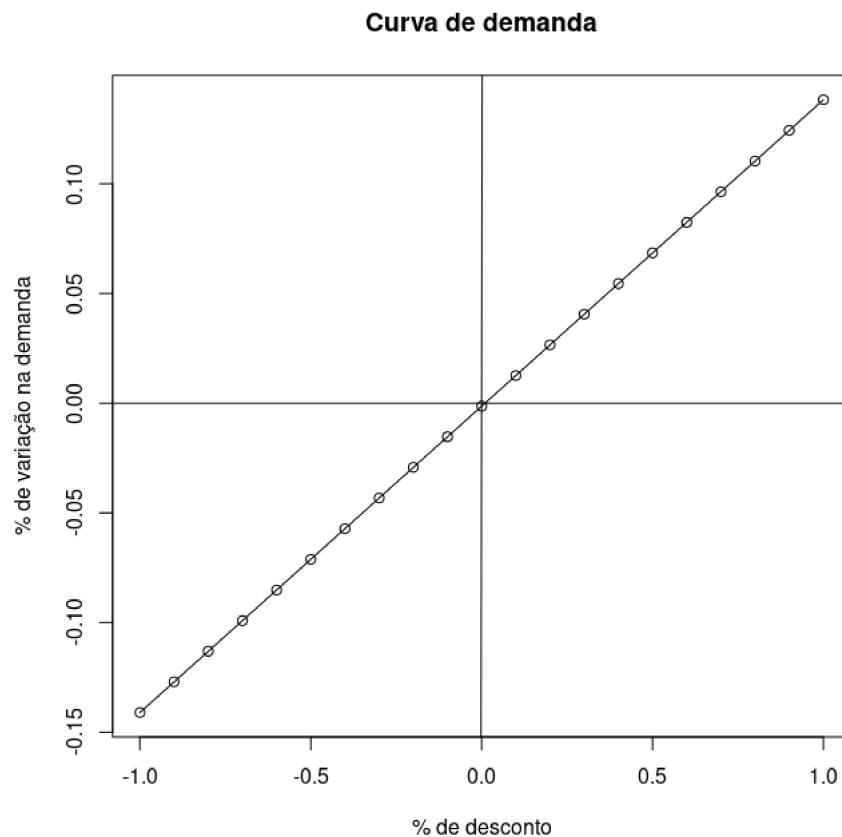


Figura 21: Curva de demanda obtida pelo artefato

5.1.5 Precificação e tomada de decisão

Com base na curva de demanda, demanda projetada e estoque dimensionado obtidos, dá-se início à fase de precificação e tomada de decisão. Neste ponto se busca identificar a faixa de desconto que otimiza o lucro. Duas proposições são apresentadas, a primeira para situações onde o produto não sofre perda de valor até a sua data de expiração quando o seu valor é perdido integralmente. A segunda, considera uma depreciação progressiva do produto até o encerramento da janela de vendas, quando este atinge o seu valor de liquidação

do estoque, ou devolução do fornecedor mediante recompra com deságio.

Optou-se pelo desenvolvimento de duas proposições, pois conforme pontuam Aviv e Pazgal (2008), estratégias contingentes de precificação levam a menores expectativas de receita quando a empresa é exposta a clientes estratégicos, portanto com as duas proposições cobre-se a presença ou não de clientes estratégicos.

Proposição 1: A partir do modelo proposto por Cortezo Nieto (2019) desenvolveu-se uma primeira proposição de modelo para a precificação no contexto desta pesquisa. As equações (2.6), (2.7) e (2.8) que correspondem ao modelo original foram modificadas de forma a contemplar as necessidade desta aplicação bem como o atendimento dos objetivos deste trabalho, obtendo-se o seguinte modelo:

$$\begin{aligned} \max Profit = & \max \sum_p \sum_t \sum_C x_{p,t,C} * Dbase_p * \Delta D_{p,C} * \\ & * [Pbase_p * (1 - Dct_C) - Custop] - \\ & - [(Dmax_p - Dbase_p * \Delta D_{p,C}) * Custop] \end{aligned} \quad (5.6)$$

Sujeito a:

$$x_{p,t,C} * Dbase_p * \Delta D_{p,C} \leq G(Q^*) \quad (5.7)$$

$$\sum_{Pt.Curva} x_{p,t,C} \leq 1 \quad (5.8)$$

Onde:

$\max Profit$ é o lucro máximo;

$prod$ é o produto em avaliação;

dia é o dia em avaliação;

$Pt.Curva$ é o ponto da curva de demanda em avaliação;

$x_{prod,dia,Pt.Curva}$ é a variável binária de decisão que indica a seleção (1) ou não(0) da respectiva combinação $prod, dia$ e $Pt.Curva$;

$Dbase_{prod}$ é a demanda base projetada para o produto $prod$;

$\Delta D_{prod,Pt.Curva}$ é a variação na demanda para o produto $prod$ sob o ponto da curva de demanda $Pt.Curva$;

$Pbase_{prod}$ é o preço base do produto $prod$;

$Dct_{Pt.Curva}$ é o desconto aplicado sob o ponto $Pt.Curva$ da curva de demanda;

$Custo_{prod}$ é o custo do produto $prod$;

$G(Q^*)$ é o estoque máximo disponível, previsto por meio do modelo para o problema do jornaleiro;

$Dmax$ É a capacidade máxima de atendimento da demanda, o inventário dimensionado pela solução do problema do jornaleiro.

Conforme pode ser observado na equação (5.7) o termo $Dmax_{prod,dia}$ foi substituído no modelo proposto pelo termo $G(Q^*)$. $Dmax_{prod,dia}$ era obtido originalmente a partir dos dados históricos e da previsão que indicam o limite superior para a variação da demanda. Este limite atrelado à demanda é bastante útil em situações onde o varejista dispõem de re-

posição contínua de seus estoques, como no caso de varejistas de produtos frescos ou supermercados. Porém, em situações como no caso de bens de moda, onde frequentemente, as janelas de vendas dos produtos são limitadas por duração da coleção, duração dos estoques do fabricante ou a ocorrência de algum evento ou data específica é comum que a reposição de estoque durante esta janela de vendas seja limitada ou até mesmo inviável devido ao *leadtime* da cadeia de suprimentos.

O uso de um modelo para a solução do problema do jornaleiro permite ao varejista lidar com esta situação, visto que ainda na fase de planejamento das vendas é considerada a dispersão das vendas ao redor da sua medida de tendência central. Tal abordagem oferece vantagem pois o estoque/compra é dimensionado considerando-se um compromisso entre os custos de estoque excedente ao final da janela de vendas e os custos de oportunidade decorrentes da ruptura do estoque em pleno período no qual os consumidores ainda demandam o produto. Este compromisso protege a empresa de eventuais perdas por excesso ou falta de inventário para o período planejado. Portanto assume-se que:

$$Dmax_{prod,dia} = G_{prod}(Q^*) = \Phi\left(\frac{Q^* - D}{\sigma}\right) = \frac{c_s}{c_0 + c_s} \quad (5.9)$$

A adoção de $G_{prod}(Q^*)$ se justifica pelo fato de que o estoque dimensionado e disponibilizado é uma restrição física de realização da demanda, portanto não havendo reposição de estoque durante o período de vendas esta é a demanda máxima realizável. Porém, cabe salientar que em aplicações onde exista a possibilidade de reposição de estoque durante o período de vendas este modelo pode se tornar excessivamente restritivo, pois ele pode impedir que o varejista se beneficie de flutuações anômalas na demanda.

Proposição 2: A segunda proposição para o modelo considera o modelo da proposição 1 como ponto de partida, porém acrescentando as modificações necessárias para o caso onde o produto perde seu valor percebido gradualmente até data de expiração. Considera-se ainda que após a data de expiração o produto poderá ser descartado perdendo completamente seu valor, ou ainda retornar ao fornecedor na forma de recompra com deságio implicando neste caso em um prejuízo parcial do valor.

Produtos como bens de moda e produtos eletrônicos uma vez lançados sofrem forte influência do tempo, tendo o seu valor (de atualidade ou performance, podendo ser formado por ambos aspectos) gradualmente atenuados na mente dos consumidores (WANG; WANG, 2017). Andersen et al. (2008) pontuam que a taxa exponencial de desconto reflete as mudanças do comportamento racional dos consumidores ao longo do tempo, sendo as funções desconto hiperbólicas mais robustas para estes casos. O modelo proposto, baseado no modelo da proposição 1, incorpora a função de degradação do valor percebido pelo consumidor proposta por Qingyi e Ling (2019).

$$\beta(t) = \gamma^{\theta t} \quad (5.10)$$

onde:

$\beta(t)$ é o valor percebido pelo consumidor no tempo t , na forma de uma fração do valor de lançamento;

γ é o fator de moda, sendo $0 > \gamma \leq 1$;

θ é o fator funcional, sendo $0 > \theta \leq 1$;

t é o período avaliado, sendo $t \in [T_1, T_2, \dots, T_i]$.

A função de degradação do valor percebido incorpora dois fatores psicológicos do consumidor. O fator de moda representa o peso que o cliente atribui a características estéticas ou de ostentação do bem no momento da decisão de compra. Bens como os bens de Veblen tendem a apresentar fatores de moda muito próximos a 1. Já o fator funcional representa o peso que o consumidor atribui à utilidade marginal do bem ao decidir pela compra. Os dois fatores afetam diretamente o valor percebido pelo consumidor e, por sua vez, o valor percebido afeta a demanda do bem.

$$\begin{aligned} \max Profit = \max_p \sum_t \sum_C (x_{p,t,C} * Dbase_p * \Delta D_{p,C} * \gamma^{\theta t} * \\ * [Pbase_p * (1 - Dct_C) - Custop] - \\ - [(Dmax_p - Dbase_p * \Delta D_{p,C}) * Custop] \end{aligned} \quad (5.11)$$

Sujeito a:

$$x_{p,t,C} * Dbase_p * \Delta D_{p,C} \leq G(Q^*) \quad (5.12)$$

$$\sum_C x_{p,t,C} \leq 1 \quad (5.13)$$

A curva lucro projetado para cada faixa de desconto aplicado é exemplificada na figura 5.1.5. O ponto de máximo lucro para o período com base nos dados fornecidos ao modelo está sob o ápice da curva, indicando a taxa de desconto que deve ser aplicada ao preço base.

O preço base do produto $Pbase_{prod}$ presente em ambas proposições pode ser obtido a partir do último preço praticado pela empresa, uma média histórica dos preços praticados ou um preço objetivo calculado por meio de mecanismos adequados. Porém, cabe salientar que este é o preço de partida do modelo sobre o qual será projetado o lucro em função do desconto aplicado, considerando a curva de demanda calculada. Portanto, o preço base apenas será mantido se o ápice da curva de lucro estiver sob o ponto de desconto igual a zero. Em todos os demais casos, o preço será modificado, podendo ser tanto para mais ou para menos.

Ao final desta fase, os resultados são apresentados por meio da interface, possibilitando ao analista prosseguir com o processo de tomada de decisão e posterior disponibilização para a venda. Cabe ressaltar que o objetivo do artefato é funcionar como uma ferramenta de apoio à tomada de decisão, portanto não elimina a necessidade de uma avaliação do analista sob a ótica do *marketing* e principalmente a avaliação de outras variáveis que eventualmente não tenham sido fornecidas ao modelo no contexto desta pesquisa, mas que possam ser relevantes em determinados nichos de mercado.

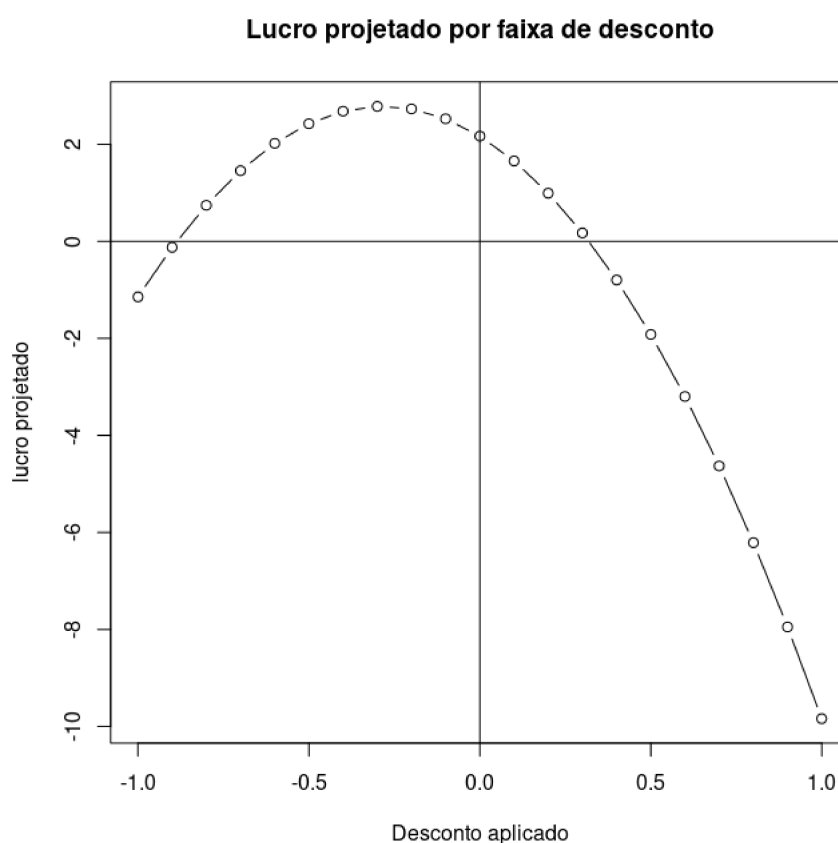


Figura 22: Curva Lucro \times Desconto aplicado

5.2 Exemplos de aplicação

De modo a se avaliar a efetividade do uso do artefato computacional desenvolvido e os resultados obtidos por ele, foram desenvolvidos dois exemplos numéricos da aplicação, sendo cada um utilizando uma das proposições de modelo.

5.2.1 Exemplo proposição 1

Um varejista planeja lançar uma campanha de um produto de moda (*fashion good*). O período de venda planejada está entre os dias 23 e 29 do mês de Julho. O custo de disponibilização do produto é de R\$0,82 e o preço base calculado para o produto é de R\$13,50. A elasticidade medida no último período indica 1,32. As variáveis econômicas para o trimestre indicam uma taxa de desemprego de 8,4% e indicador de inflação em 4,2%.

Os dados são apresentados à rede neural de forma a se obter a previsão de demanda para o período correspondente. A rede foi treinada com dados históricos de vendas diárias do produto entre os períodos de Dezembro de 2009 e Dezembro de 2012. Em seguida o modelo fornece a necessidade para atendimento da demanda e precificação, apresentados na tabela 10.

Este modelo é destinado a produtos que não sofram depreciação durante o tempo de venda até a sua data de expiração. Tal fato pode ser observado ao se avaliar que não há perda de valor agregado ao longo do período de vendas e, o valor do lucro acompanha as variações da demanda prevista.

Em função de os dados utilizados apresentarem pouca variação na previsão de demanda para o período, o mesmo desconto foi atribuído a todos os períodos. O valor de desconto negativo indica que os preço poderia sofrer um acréscimo de 10% sobre o valor base. Cabe salientar que estes descontos não são acumulativos, sendo os valores expresso na tabela aplicados sobre o valor do preço base.

Dia	Demanda prevista	Inventário projetado (P. do Jornaleiro)	Desconto (%)	Lucro projetado (\$)
23	20	44	-10	236,54
24	20	44	-10	236,54
25	20	44	-10	236,54
26	21	45	-10	249,35
27	21	45	-10	249,35
28	22	46	-10	262,16
29	22	46	-10	262,16

Tabela 10: Resultados da execução do exemplo 1

5.2.2 Exemplo proposição 2

Um varejista planeja lançar uma campanha de um produto de moda (*fashion good*). O período de venda planejada está entre os dias 23 do mês de Julho e o dia 29 do mesmo mês. O produto além de tratar-se de um bem de moda atende a temática de um evento, e perde seu valor à medida que o tempo da janela de vendas passa. O custo de disponibilização do produto é de R\$7,7 e o preço base calculado para o produto é de R\$13,50. A elasticidade medida no último período indica 1,32. As variáveis econômicas para o trimestre indicam uma taxa de desemprego de 8,4% e indicador de inflação em 4,2%. O produto apresenta um fator funcional $\gamma = 0,5$ e um fator de moda $\theta = 0,5$ mediante resultados de pesquisa de mercado.

Os dados são apresentados à rede neural de forma a se obter a previsão de demanda para o período correspondente. A rede foi treinada com dados históricos de vendas diárias do produto entre os períodos de Dezembro de 2009 e Dezembro de 2012. Em seguida as demais fases do artefato processam os dados apresentando os resultados exibidos na Tabela 11.

Os resultados sugerem que o preço do bem pode sofrer uma elevação de 10% (desconto negativo) sobre o preço base entre os períodos 23 e 25, passando a sofrer reduções a partir do período 26, atingindo o valor de 20% de desconto sobre o preço base no último período. Ao analisar os resultados apresentados pelo artefato fica evidente a perda do valor percebido,

Dia	Demanda prevista	Inventário projetado (P. do Jornaleiro)	Desconto (%)	Lucro projetado (\$)
23	20	44	-10	161,10
24	20	44	-10	107,75
25	20	44	-10	70,04
26	21	45	0	43,66
27	21	45	0	25,10
28	22	46	10	3,47
29	22	46	20	2,28

Tabela 11: Resultados do exemplo 2

porém a correção no preço atenua a perda em razão disto ao provocar estímulo à demanda. Cabe ressaltar que a velocidade do decaimento da função lucro projetado é fortemente influenciada pelo parâmetro θ . Para evidenciar este efeito foi avaliado o uso do artefato considerando diferentes valores de θ para o mesmo produto, os resultados são apresentados na tabela 12.

Fator de moda θ	Lucro projetado (\$)	Descontos aplicados (%)
0	1655,78	-10,-10,-10,-10,-10,-10,-10
0,1	1137,55	-10,-10,-10,-10,-10,-10,-10
0,2	928,6	-10,-10,-10,-10,-10,-10,-10
0,3	707,74	-10,-10,-10,-10,-10,0,0
0,4	544,89	-10,-10,-10,-10,0,0,10
0,5	423,37	-10,-10,-10,0,0,10,20
0,6	331,87	-10,-10,0,0,10,20,40
0,7	262,95	-10,-10,0,10,20,40,80
0,8	148,50	-10,-10,0,10,30,70,100
0,9	172,64	-10,0,10,20,50,100,100
1	140,89	-10,0,10,30,80,100,100

Tabela 12: Lucro projetado e descontos para diferentes valores de θ

Pode-se verificar que valores de θ mais baixos conduzem o modelo a menos re-precificações, o que é lógico já que este valor menor indica menos efeito do fator de moda na decisão de compra do consumidor. Valores maiores de θ indicam uma curva de degradação do valor percebido mais abrupta, o que induz o modelo a gerar mais eventos de re-precificação. Para o exemplo apresentado, pode-se notar que valores de θ superiores a 0,7, apresentam, eventos de liquidação, nos quais o desconto gera um lucro negativo (prejuízo). Tal fato indica que o tempo da campanha seria superior ao tempo de vida em prateleira aceitável para o fator de moda aplicado.

Com base nos exemplos apresentados, é possível concluir a funcionalidade das propostas, bem como identificar fatores importantes para o seu uso nas operações de varejo. O planejamento de vendas com base no artefato computacional proposto permite um planejamento dos eventos de re-precificação, de forma minimizar perdas por excesso de estoque

ao final da temporada, ao mesmo tempo em que se previnem as perdas de oportunidade por quebra de estoque durante a temporada de vendas.

5.3 Limitações do artefato

A falta do estudo de um caso prático de aplicação no cotidiano de uma empresa pode limitar a compreensão das implicações gerenciais do uso da ferramenta. A aplicação em cenários simulados permitiu ao pesquisador a estimativa qualitativa dos ganhos da adoção do artefato no planejamento de campanhas de vendas, porém não permite a estimativa de ganhos financeiros potenciais decorrentes de tal.

As redes neurais artificiais embora sejam algoritmos extremamente flexíveis, possuem uma certa fragilidade para a ocorrência tanto de subajuste como sobre ajuste aos dados. A definição da forma como ocorrerá a discretização do tempo, ou a agregação dos dados, pode afetar a quantidade de dados disponíveis para o treinamento da rede neural, podendo comprometer seu uso.

Os valores de correlação entre dados previstos e seus resultados do banco de testes embora tenham sido significativos, não são o suficiente para afirmar que há uma forte correlação das variáveis de entrada selecionadas com a demanda prevista. A moderada correlação parece indicar que outras variáveis possuem efeito mais acentuado sobre a demanda a nível de produto do que as variáveis macroeconômicas, indicando a necessidade de expansão do modelo de previsão no futuro.

Dentre as possíveis fontes de dados que possuem maior influência sobre a previsão de demanda está o tráfego no site eletrônico da empresa e alcance de suas redes sociais. Porém a comprovação de tal fato exige a viabilização da implementação do artefato para o estudo de caso em uma empresa que forneça tais dados para avaliação.

O artefato foi projetado para o planejamento em nível de produto e período de venda. Embora isso ofereça vantagens, não considera a eventual existência de correlação entre as demandas de dois ou mais produtos. Isso significa que produtos com forte correlação de demanda com produtos substitutos ou complementares podem induzir anomalias nos resultados obtidos.

5.4 Contribuições do artefato

O artefato construído contribuiu para a expansão da literatura com uma solução para o problema de precificação de produtos com curto ciclo de venda com objetivos simultâneos de minimização de perda e maximização do lucro obtido das vendas. Além disso, para o atingimento de tais objetivos ele agrega uma etapa de planejamento do estoque e outra de precificação, tornando-se uma ferramenta de suporte à tomada de decisão em planejamento de campanhas de vendas.

Esta combinação permite ao decisor, o cálculo de diversos cenários em tempo computacional adequado. Tal fato permite que campanhas sejam planejadas e, em caso de necessidade, replanejadas aos longo de toda a janela de vendas.

O seu desenvolvimento explorou a lacuna da literatura sobre métodos de precificação dinâmica que possam ser aplicados em tempo real nas operações de varejo (ADENSO-DÍAZ; LOZANO; PALACIO, 2017). O artefato proposto demonstrou-se funcional e alinhado aos objetivos da precificação dinâmica quando aplicado a uma situação simulada com dados históricos, embora não tenha sido avaliado seu funcionamento em tempo real no cotidiano das operações.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo são apresentadas as considerações finais do trabalho. Para tal, realiza-se uma avaliação dos resultados obtidos frente aos objetivos propostos, geral e específicos. Além, também são discutidas as implicações da pesquisa, implicações gerenciais, limitações e futuras pesquisas.

Esta pesquisa teve como objetivo geral a proposição de um modelo capaz de viabilizar o uso de precificação dinâmica de produtos perecíveis ou com curta vida útil pelo varejo. Para atendimento deste objetivo geral, foram definidos cinco objetivos específicos necessários.

O primeiro objetivo específico, identificar modelos de precificação dinâmica, avaliando sua viabilidade de aplicação às especificidades do varejo. Visando atendimento deste objetivo, ainda na fase de conscientização do problema realizou-se uma revisão sistemática da literatura. Foram consideradas publicações desde o ano 2000 relacionadas com varejo (*retailing*) e precificação dinâmica (*dynamic pricing*), passando por seis etapas de seleção, de modo a se identificar palavras-chave importantes no tema, bases de dados, especificação dos critérios de relevância para seleção das obras de modo a selecionar obras de maior relevância para o tema da pesquisa. No primeiro filtro, foram selecionadas 293 obras que após duas etapas adicionais de filtro foram reduzidas a 30 obras para composição de uma síntese teórica do tema.

A partir das 30 obras selecionadas construiu-se uma síntese teórica do tema, identificando as bases teóricas, principais *inputs* e *outputs*, bem como as principais formas de abordagem do problema. Foram identificados como fatores determinantes o objetivo do modelo, sendo adotado para os modelos propostos nesta pesquisa o objetivo de maximização do lucro ao final da janela de vendas. A natureza do produto é outro fator determinante identificado, os modelos propostos consideram produto de natureza discreta com perda de utilidade ao longo da janela de vendas (depreciação ou defasagem). A natureza do desconto aplicado também é determinante para o resultado dos modelos, nesta pesquisa adotou-se duas abordagens, com uma remarcação na proposição 1 e com desconto progressivo contínuo aplicado na proposição 2. Uma abordagem pode se sobressair a outra em aplicações de campo em função do comportamento do cliente, outro fator determinante, sendo a proposição 1 mais adequada para lidar com consumidores míopes e a segunda mais adequada para lidar com consumidores de comportamento estratégico. Por fim, a natureza da reposição de estoque também influencia o desempenho dos modelos, para esta pesquisa adotou-se uma abordagem sem reposição de estoque durante o período de venda, prática comum entre varejistas de produtos com curto ciclo de vida, especialmente bens de moda. Uma grande gama de *inputs* foi identificada na literatura, para a proposição dos modelos foram selecionadas aquelas que são mais recorrentes como o custo de disponibilização do produto, a demanda média ou demanda prevista, preço inicial, elasticidade preço da demanda, taxa de deterioração e tempo de vendas. De forma análoga, um grande número de *outputs* fo-

ram identificados na literatura e variam principalmente em razão dos objetivos do modelo, sendo explorados como saídas dos modelos propostos nesta pesquisa a demanda prevista, inventário necessário (que também pode ser interpretado como demanda máxima absorvida), preço de venda, taxa de desconto. Finalizando a síntese teórica foram identificadas as principais lacunas teóricas destacadas pelos autores das obras selecionadas. Nesta pesquisa foram especialmente exploradas as lacunas apontadas por Adenso-Díaz, Lozano e Palacio (2017), que destacam como lacunas a serem exploradas formas de viabilizar o uso da precificação dinâmica no dia a dia das organizações e o desenvolvimento de modelos capazes de maximizar a receita e minimizar as perdas simultaneamente.

O segundo objetivo específico que consiste em mapear as variáveis que influenciam a demanda dos produtos com curto ciclo de vida foi atendido pela convergência de duas fontes de dados. Parte do mapeamento das variáveis importantes foi obtido a partir dos *inputs* identificados na revisão sistemática da literatura desenvolvida para a fase de conscientização do problema. De forma complementar foram entrevistados profissionais responsáveis pelo planejamento de vendas em *e-commerce* de um grande varejista de calçados, um bem de moda. As variáveis identificadas na revisão sistemática de literatura foram apresentadas e validadas pelos profissionais, embora estes tenham pontuado que a empresa não faz uso da maioria delas. Foi relatado que variáveis macroeconômicas são utilizadas apenas no planejamento da demanda agregada, mas não no planejamento a nível de produtos.

O atendimento do terceiro objetivo específico que consistia em identificar na literatura algoritmos capazes de resolver os modelos selecionados para grandes volumes de dados em tempo que permita sua operação na gestão em tempo real, também se deu por meio de convergência de dados da revisão sistemática da literatura com resultados de uma nova pesquisa em literatura buscando especificamente por algoritmos. Identificou-se que modelos e algoritmos para o problema do jornaleiro poderiam ser utilizados para o correto dimensionamento do inventário, o que colaboraria com o preenchimento da lacuna por modelos bi-objetivo. Além disso, buscou-se identificar algoritmos capazes de aprimorar a previsão de demanda, variável de entrada necessária para a solução do problema do jornaleiro. Não identificou-se na literatura um algoritmo único capaz de atender plenamente a lacuna, para tal foram selecionados algoritmos candidatos a serem adaptados na etapa de desenvolvimento do artefato computacional.

O desenvolvimento de ferramenta computacional baseada nos algoritmos selecionados de forma a permitir a precificação dinâmica em tempo real para uso no varejo de produtos com curto ciclo de vida é o quarto objetivo específico desta pesquisa. O artefato computacional proposto foi dividido em três fases distintas executadas de forma sequencial, sendo a primeira responsável pela previsão da demanda para um dos períodos de vendas, a segunda fase responsável pelo dimensionamento do inventário necessário para atendimento da demanda prevista otimizando o compromisso entre a perda por excesso de inventário e a perda por ruptura de estoque dentro do período de vendas. As informações geradas na

primeira e segunda fase alimentam terceira e última fase de processamento do artefato, responsável pelo cálculo da taxa de desconto a ser aplicada para maximização do lucro. Nesta fase do artefato são implementados os dois modelos propostos. A proposição 1 é utilizada para produtos os quais não perdem valor ao longo da janela de vendas, porém ocorrendo perda total de valor ao final da janela e a proposição 2 sendo utilizada para produtos que sofrem depreciação ou defasagem progressiva e contínua durante o período de vendas.

O quinto e último objetivo específico consiste na validação da ferramenta baseada em dados comparativos do varejo, avaliando sua performance em termos de quebras de estoque e lucro gerado. Para avaliação do artefato foram utilizados dados públicos de *e-commerce* disponíveis no repositório UCI (2021) e dados macroeconômicos do Reino Unido disponibilizados por ONS (2021b). Embora a pesquisa tenha sido desenvolvida com o foco em aplicação no mercado brasileiro, não foram localizados dados correspondentes a estas características disponibilizados por empresas nacionais. A validação se deu por rodadas de simulação da aplicação do artefato sob os dados, sendo evidenciada a funcionalidade e efetividade da ferramenta na maximização do lucro. Em termos de perda por sobras no estoque não há uma eliminação desta, visto que os modelos para solução do problema do jornaleiro consideram a probabilidade de ocorrência desta perda física, porém cabe ressaltar que o modelo proporciona a minimização da perda financeira por meio do melhor compromisso entre as perdas decorrentes do excesso de inventário com as perdas por ruptura de estoque durante o período de vendas.

Uma vez sendo todos os objetivos específicos da pesquisa atendido, entende-se o objetivo geral como atendido. Foi apresentado um artefato computacional capaz de realizar a previsão de demanda, dimensionamento de inventário necessário para o período e precificação para maximização do lucro na operação de varejo. Estas são informações fundamentais para o planejamento de campanhas de vendas e, embora não tenha sido avaliado em um estudo de caso da aplicação, os resultados indicam que o modelo pode viabilizar a precificação em tempo real.

6.1 Implicações da pesquisa

Considerando a recente e crescente evolução do varejo eletrônico e rompimento de barreiras geográficas na competição entre varejistas, torna-se pertinente a exploração de ferramentas que permitam um maior dinamismo na competição por consumidores. Esta pesquisa contribuiu com a literatura ao ampliar a discussão sobre o tema, lançando luzes sobre o nicho específico dos produtos com curto ciclo de vida, ou ciclo limitado de vida, que compõe boa parte do varejo eletrônico de bens de moda.

A pesquisa contribui ainda ao explorar as lacunas destacadas por Adenso-Díaz, Lozano e Palacio (2017) ao desenvolver um artefato que viabiliza o uso da precificação dinâmica na atividade de planejamento de campanhas de venda e o desenvolvimento de modelos capa-

zes de maximizar a receita e minimizar as perdas, simultaneamente.

O modelo apresentado na proposição 2, especificamente contribuiu ao fornecer uma ferramenta para melhor lidar com a precificação de produtos na presença de consumidores de comportamento estratégico.

Por fim a aplicação conjunta do dimensionamento de inventário e precificação configura outra contribuição, uma vez que após revisão sistemática da literatura não foram identificados modelos ou algoritmos dedicados a este planejamento simultâneo.

6.2 Implicações gerenciais

Ao considerar o atual quadro de evolução do varejo cada vez mais competitivo e dinâmico, fica evidente a necessidade de atualização dos processos envolvidos. A velocidade imposta pela competição no mercado de varejo eletrônico torna latente a necessidade da adoção de modelos que permitem uma rápida resposta e principalmente que permita a otimização dos resultados da organização.

Varejistas que lidam com produtos com curto ciclo de vida ou com o período de vendas limitado lidam com complexidades adicionais, como a necessidade de ações para mitigar ou eliminar as perdas por excesso de estoque ao final do período de vendas, quando o valor percebido pelo cliente é completamente perdido. Por outro lado, ações no sentido de mitigar estas perdas devem ser precisas, pois a ruptura do estoque durante o período de vendas provoca perdas financeiras decorrentes da perda de oportunidade de realização da venda do produto faltante. O uso de ferramentas como o artefato proposto por esta pesquisa permite um melhor planejamento da campanha de vendas, mitigando as perdas por excesso de estoque ao mesmo tempo que mitiga perdas por ruptura de estoque.

Cabe ressaltar que o uso deste artefato não exclui a necessidade de uso de outras práticas para o planejamento de campanhas de venda, mas atua como uma ferramenta complementar a este. Elementos como a imagem da empresa, alcance nas redes sociais, alteração nas tendências de consumo não foram considerados, mas podem influenciar as variáveis de entrada do artefato como demanda prevista e elasticidade preço da demanda.

Merece destaque também o fato de que embora neste trabalho o tempo tenha sido discretizado em dia, a precificação por meio do artefato não está limitada a esta forma. As saídas do artefato correspondem à discretização do tempo nas variáveis de entrada, porém, é importante salientar que o modelo de previsão exige algum volume de dados para que possa apresentar resultados adequados e a quantidade de dados necessários pode variar em função desta discretização.

Por fim o artefato proposto por esta pesquisa contribuiu para as operações de varejo ao se apresentar como uma ferramenta adicional ao planejamento de vendas capaz de auxiliar a organização a lidar com as especificidades de produtos com curto ciclo de vida. O seu uso é capaz de reduzir a complexidade do planejamento, mitigação das perdas e consequente

maximização do lucro da campanha.

6.3 Limitações e pesquisas futuras

Os modelos e artefato propostos, embora tenham atingido os objetivos propostos para esta pesquisa, apresentam algumas limitações a serem consideradas. Tais limitações demandam estudo mais profundo para a sua ampla utilização no ambiente organizacional e representam oportunidades para pesquisa futuras.

O artefato proposto não considera a ocorrência de produtos substitutos, fato que ao ocorrer pode afetar o lucro obtido pelo varejista, visto que a elevação da demanda de determinado produto em função dos descontos aplicados poderá resultar em redução da demanda de outro produto. Modelos que considerem todo o catálogo do varejista, identificando produtos substitutos, e utilizem esta informação na maximização do lucro e minimização do excesso de estoque ao final da temporada de venda podem ser explorados em futuros trabalhos.

O estudo de caso da aplicação do artefato proposto na rotina de diferentes organizações que permita avaliar o impacto do seu uso nas operações de planejamento de vendas é um outro caminho a ser explorado em futuros trabalhos. O estudo de casos específicos de sua aplicação pode permitir a identificação de variáveis exógenas específicas de cada setor do varejo que possuem influência sobre a demanda.

O uso de ferramentas para processamento de grandes volumes de dados na previsão de demanda permite que muitas variáveis exógenas sejam incorporadas ao processo. variáveis como alcance nas redes sociais e tráfego em sítios de venda do varejista resultantes das campanhas *marketing* podem afetar a demanda. A incorporação deste tipo de informação ao modelo em futuros estudos pode permitir correções na precificação ao longo da campanha.

Por fim, a exploração de técnicas de *machine learning* e suas adaptações que permitam maior robustez da previsão demanda ainda que na presença de quantidades menores de dados. Embora as redes neurais sejam bastante flexíveis em sua aplicação e permitam a inclusão de variáveis exógenas à operação da empresa, o seu uso para a previsão de demanda pode tornar-se um desafio quando a empresa não possui histórico de produtos similares que possam fornecer quantidade suficiente de dados para um treinamento adequado. Portanto, uma sugestão para futuros trabalhos seria o aprofundamento em mecanismos para um melhor treinamento da rede ainda que na presença de poucos dados.

REFERÊNCIAS

- A. MAJID, K.; BRYANT, A.; A. RAU, P. “Name your price”—online auctions and reference prices. **Journal of Product & Brand Management**, v. 23, n. 6, p. 420–428, 2014.
- ABDEL-AAL, M. A.; SELIM, S. Z. Robust optimization for selective newsvendor problem with uncertain demand. **Computers & Industrial Engineering**, v. 135, p. 838–854, 2019.
- ABEPRO. **Áreas da Engenharia de Produção**. 2018.
- ADENSO-DÍAZ, B.; LOZANO, S.; PALACIO, A. Effects of dynamic pricing of perishable products on revenue and waste. **Applied Mathematical Modelling**, v. 45, p. 148–164, 2017.
- ALMEIDA, A. T. C. d.; ARAÚJO JÚNIOR, I. T. d. Demanda por bebidas alcoólicas e cigarros no Brasil: elasticidades, microsimulação e variações no bem-estar. , 2017.
- ANDERSEN, S.; HARRISON, G. W.; LAU, M. I.; RUTSTRÖM, E. E. Eliciting risk and time preferences. **Econometrica**, v. 76, n. 3, p. 583–618, 2008.
- ANDRADE, L. N. **Redes Neurais Artificiais Aplicadas na Identificação Automática de Áreas Cafeeiras em Imagem de Satélite**. 2011. Tese Dissertação (Mestrado em Ciências da Computação, Universidade Federal de Minas, 2011.
- ARDABILI, S.; MOSAVI, A.; BAND, S. S.; VARKONYI-KOCZY, A. R. Coronavirus disease (COVID-19) global prediction using hybrid artificial intelligence method of ANN trained with Grey Wolf optimizer. In: IEEE 3RD INTERNATIONAL CONFERENCE AND WORKSHOP IN ÓBUDA ON ELECTRICAL AND POWER ENGINEERING (CANDO-EPE), 2020., 2020. **Anais...** 2020. p. 000251–000254.
- AVIV, Y.; PAZGAL, A. Optimal pricing of seasonal products in the presence of forward-looking consumers. **Manufacturing & Service Operations Management**, v. 10, n. 3, p. 339–359, 2008.
- BAN, G.-Y.; KESKIN, N. B. Personalized dynamic pricing with machine learning. **Available at SSRN 2972985**, 2018.
- BAN, G.-Y.; RUDIN, C. The big data newsvendor: practical insights from machine learning. **Operations Research**, v. 67, n. 1, p. 90–108, 2018.
- BANDARA, K.; SHI, P.; BERGMEIR, C.; HEWAMALAGE, H.; TRAN, Q.; SEAMAN, B. Sales demand forecast in e-commerce using a long short-term memory neural network methodology. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON NEURAL INFORMATION PROCESSING, 2019. **Anais...** 2019. p. 462–474.
- BARBOSA, L. M. Prevendo a Inflação Brasileira: comparação entre um modelo teórico e um ateórico de séries temporais. **Finanças Públicas: Complexidade Ainda que Gasto Primário em Contenção**, p. 44, 2019.
- BARRON, J. M.; UMBECK, J. R.; WADDELL, G. R. Consumer and competitor reactions: evidence from a field experiment. **International Journal of Industrial Organization**, v. 26, n. 2, p. 517–531, 2008.

- BELLMAN, R. **An introduction to artificial intelligence**: can computer think? Boyd Fraser, 1978.
- BENDINELLI, W. E.; OLIVEIRA, A. V. Modelagem econométrica da demanda em aeroportos privatizados: estudo de caso do aeroporto internacional de confins, belo horizonte. **Journal of Transport Literature**, v. 9, n. 2, p. 20–24, 2015.
- BERTSIMAS, D.; KALLUS, N. From predictive to prescriptive analytics. **Management Science**, 2019.
- BEUTEL, A.-L.; MINNER, S. Safety stock planning under causal demand forecasting. **International Journal of Production Economics**, v. 140, n. 2, p. 637–645, 2012.
- BHATTACHARJEE, S.; RAMESH, R. A multi-period profit maximizing model for retail supply chain management: an integration of demand and supply-side mechanisms. **European journal of operational research**, v. 122, n. 3, p. 584–601, 2000.
- BITRAN, G.; CALDENTEY, R. An overview of pricing models for revenue management. **Manufacturing & Service Operations Management**, v. 5, n. 3, p. 203–229, 2003.
- BORGES, E. D. J. R. C.; LANDIM, J. L. **PREVISAO DE VENDAS COM MODELO ARIMA BOX-JENKINS**. 2018. Tese Universidade de cabo Verde, 2018.
- BREEDT, A. D. P. **Determining the business impact of retail store openings on a sales and distribution company**. North-West University, Potchefstroom Campus, 2018.
- BRITO, F. G. d. et al. **Aplicação do modelo ARIMA na previsão de atendimentos em pontos de atenção com alta demanda da Rede de Assistência à Saúde do município de Monte Carmelo, MG**. 2019. Tese Universidade Federal de Uberlândia, 2019.
- CADENA-LOZANO, J. B.; ARIZA-GARZÓN, M. J.; PULIDO-CRUZ, C. G. Elasticidades de demanda de un medicamento antidepresivo en Colombia como estrategia para evaluar poder de mercado. **Revista Gerencia y Políticas de Salud**, v. 15, n. 31, p. 278–297, 2016.
- CAGED, C. G. d. E. e. D. **Estatísticas mensais do emprego formal - Novo CAGED - Junho de 2021**. Acessado em: 28/07/2021. Disponível em <http://pdet.mte.gov.br/images/Novo_CAGED/Jun2021/2-apresentacao.pdf>.
- CARDOSO, L. C. B.; BITTENCOURT, M. V. L. Mensuração das elasticidades-preço da demanda, cruzada e renda no mercado de etanol brasileiro: um estudo usando painéis cointegrados. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, v. 51, n. 4, p. 765–784, 2013.
- CHÁVEZ, R. Elasticidad precio de la demanda de cigarrillos y alcohol en Ecuador con datos de hogares. **Revista Panamericana de Salud Pública**, v. 40, p. 222–228, 2016.
- CHEN, D.; LIANG, S.; GUO, k. Data mining for the online retail industry: a case study of rfm model-based customer segmentation using data mining. **Journal of Database Marketing and Customer Strategy Management**, v. 19, n. 3, p. 197–208, 2012.
- CHEN, G.; YE, D.; XING, Z.; CHEN, J.; CAMBRIA, E. Ensemble application of convolutional and recurrent neural networks for multi-label text categorization. In: IJCNN), 2017., 2017. **Anais...** 2017. p. 2377–2383.

- CHUNG, J.; LI, D. A simulation of the impacts of dynamic price management for perishable foods on retailer performance in the presence of need-driven purchasing consumers. **Journal of the Operational Research Society**, v. 65, n. 8, p. 1177–1188, 2014.
- CONRADO, C. C.; SANTOS, G. P. dos; JESUS MACEDO, J. de; CORBARI, E. C. ELASTICIDADE PREÇO DA DEMANDA: uma análise dos impactos das variações de preços sobre a receita total. **Tópicos de Marketing**, v. 2, p. 7, 2017.
- CORBARI, E. C.; MACEDO, J. d. J. **Administração Estratégica de Custos**. IESDE, 2012.
- CORTEZO NIETO, S. **Dynamic Pricing in the Retail Sector and their Elasticity Effects**. Escuela Técnica Superior de Ingeniería (ICAI), 2019.
- COSTA, C. A inteligência Artificial e o Negócio Eletrônico-Uma visão geral. **Research Bulletin (Cadernos de Investigação) of the Master in E-Business**, v. 1, n. 1, 2021.
- COY, P. The power of smart pricing. **Business Week**, n. 3676, p. 160–160, 2000.
- DAMETTO, R. C. **Estudo da aplicação de redes neurais artificiais para predição de séries temporais financeiras**. 2018. Dissertação Universidade Estadual Paulista (UNESP), 2018.
- DANCEY, C.; REIDY, J. Estatística Sem Matemática para Psicologia: usando spss para windows. porto alegre: artmed, 2006. **EDUCAÇÃO em**, 2009.
- DANTAS, B. L.; ABREU, N. R. ANÁLISE DA INFLUÊNCIA DO CONSUMO CONSPÍCUO DE FAST FASHION NAS CONSTRUÇÕES IDENTITÁRIAS NO INSTAGRAM. **RAM. Revista de Administração Mackenzie**, v. 21, 2020.
- DEAN, E.; ELARDO, J.; GREEN, M.; WILSON, B.; BERGER, S. The Components of Aggregate Demand. **Principles of Economics: Scarcity and Social Provisioning (2nd Ed.)**, 2020.
- DHRUV, P.; NASKAR, S. Image Classification Using Convolutional Neural Network (CNN) and Recurrent Neural Network (RNN): a review. **Machine Learning and Information Processing**, p. 367–381, 2020.
- DRECHSLER, W.; NATTER, M. Do price charts provided by online shopbots influence price expectations and purchase timing decisions? **Journal of Interactive Marketing**, v. 25, n. 2, p. 95–109, 2011.
- DRESCH, A.; LACERDA, D. P.; ANTUNES, J. A. V. **Design Science Research: método de pesquisa para avanço da ciência e tecnologia**. Bookman, 2015.
- EGRIOGLU, E.; YOLCU, U.; ALADAG, C. H.; BAS, E. Recurrent multiplicative neuron model artificial neural network for non-linear time series forecasting. **Neural Processing Letters**, v. 41, n. 2, p. 249–258, 2015.
- ELMAGHRABY, W.; KESKINOCAK, P. Dynamic pricing in the presence of inventory considerations: research overview, current practices, and future directions. **Management science**, v. 49, n. 10, p. 1287–1309, 2003.
- ENSSLIN, L.; VIANNA, W. B. O design na pesquisa quali-quantitativa em engenharia de produção: questões epistemológicas. **Revista Produção Online**, v. 8, n. 1, p. 1–16, 2008.

FAITH, D. O. et al. A review of the effect of pricing strategies on the purchase of consumer goods. **International Journal of Research in Management, Science & Technology (E-ISSN: 2321-3264) Vol, v. 2, 2018.**

FEDERAL, R. **Boletim da Receita Federal - Impactos da Covid-19 - Edição 3.** Acessado em: 01/07/2020, Disponível em: <<https://receita.economia.gov.br/noticias/ascom/2020/julho/vendas-em-junho-cresceram-10-3-quando-comparadas-a-junho-de-2019/Boletim2edio1julho2020.pdf>>.

FERNANDES, A. M. d. R. Inteligência Artificial: noções gerais. **Florianópolis: VisualBooks, 2005.**

FGV, F. G. V. PNAD Contínua - Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua. **Intituto Brasileiro de Geografia e Estatística, v. Disponível** em: <<https://portalibre.fgv.br/estudos-e-pesquisas/indices-de-precos/sondagem-do-consumidor>>. Acessado em: 15/06/2021, 2021.

FIORIN, D. V.; MARTINS, F. R.; SCHUCH, N. J.; PEREIRA, E. B. Aplicações de redes neurais e previsões de disponibilidade de recursos energéticos solares. **Revista Brasileira de Ensino de Física, v. 33, p. 01–20, 2011.**

FREEMAN, J. A.; SKAPURA, D. M. **Neural networks: algorithms, applications, and programming techniques.** Addison Wesley Longman Publishing Co., Inc., 1992.

FREIRE, A. L.; MENEZES JR, J. M. P. de; BARRETO, G. A. Redes Neurais Recorrentes para predição recursiva de séries temporais caóticas: um estudo comparativo. **IX CBRN. Ouro Preto, p. 25–28, 2009.**

FREITAS, F. D. de; DE SOUZA, A. F.; ALMEIDA, A. R. de. UM MODELO DE OTIMIZAÇÃO DE CARTEIRAS BASEADO EM PREDIÇÃO. **Anais Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, 2008.**

FRITSCH, S.; GUENTHER, F.; WRIGHT, M. N. **neuralnet: training of neural networks.** 2019. R package version 1.44.2.

GALAFASSI, C. **Evolgic: sistema tutor inteligente para ensino de lógica baseado em computação evolutiva.** 2021. Tese Universidade federal do Rio Grande do Sula - Programa de pós-graduação em informática na educação, 2021.

GALLEGO, G.; VAN RYZIN, G. A multiproduct dynamic pricing problem and its applications to network yield management. **Operations research, v. 45, n. 1, p. 24–41, 1997.**

GAN, M.; CHENG, Y.; LIU, K.; ZHANG, G.-l. Seasonal and trend time series forecasting based on a quasi-linear autoregressive model. **Applied Soft Computing, v. 24, p. 13–18, 2014.**

GARCIA, M. E.; VASCONCELOS, M. S. **Fundamentos de economia.** Saraiva Educação SA, 2017.

GHAVIDEL, S.; JAHANI, T. Higher education demand estimation & prediction by 2025 in Iran. **Journal of Applied Research in Higher Education, v. 7, n. 2, p. 194–210, 2015.**

GIL, A. C. **Como Elaborar Projetos de Pesquisa**. 5. ed. Atlas, 2010.

GIRI, C.; THOMASSEY, S.; BALKOW, J.; ZENG, X. Forecasting new apparel sales using deep learning and nonlinear neural network regression. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON ENGINEERING, SCIENCE, AND INDUSTRIAL APPLICATIONS (ICESI), 2019., 2019. **Anais...** 2019. p. 1–6.

GRADDY, K.; HALL, G. A dynamic model of price discrimination and inventory management at the Fulton Fish Market. **Journal of Economic Behavior & Organization**, v. 80, n. 1, p. 6–19, 2011.

GU, S.; KELLY, B.; XIU, D. **Empirical asset pricing via machine learning**. National Bureau of Economic Research, 2018.

GUPTA, R.; PATHAK, C. A machine learning framework for predicting purchase by online customers based on dynamic pricing. **Procedia Computer Science**, v. 36, p. 599–605, 2014.

HAMISTER, J. W.; SURESH, N. C. The impact of pricing policy on sales variability in a supermarket retail context. **International Journal of Production Economics**, v. 111, n. 2, p. 441–455, 2008.

HAYKIN, S. **Neural networks and learning machines**, 3/E. Pearson Education India, 2010.

HERBON, A.; LEVNER, E.; CHENG, T. Perishable inventory management with dynamic pricing using time–temperature indicators linked to automatic detecting devices. **International Journal of Production Economics**, v. 147, p. 605–613, 2014.

HEVNER, A.; CHATTERJEE, S. **Design research in information systems: theory and practice**. Springer Science & Business Media, 2010. v. 22.

HOPP, W. J.; SPEARMAN, M. L. **Foundations of manufacturing management**. McGraw-Hill, 2011.

HU, M.; LI, W.; YAN, K.; JI, Z.; HU, H. Modern machine learning techniques for univariate tunnel settlement forecasting: a comparative study. **Mathematical Problems in Engineering**, v. 2019, 2019.

IBGEA. PME - Pesquisa Mensal de Emprego. **Intituto Brasileiro de Geografia e Estatística**, v. Disponível em:<https://www.ibge.gov.br/estatisticas/sociais/trabalho/9180-pesquisa-mensal-de-emprego.html?=&t=o-que-e>. Acessado em: 15/06/2021, 2021.

IBGEB. PNAD Contínua - Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua. **Intituto Brasileiro de Geografia e Estatística**, v. Disponível em:<https://www.ibge.gov.br/estatisticas/sociais/trabalho/9171-pesquisa-nacional-por-amostra-de-domicilios-continua-mensal.html?=&t=o-que-e>. Acessado em: 15/06/2021, 2021.

IBGEC. IPCA - Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo. **Intituto Brasileiro de Geografia e Estatística**, v. Disponível em:<https://www.ibge.gov.br/estatisticas/economicas/precos-e-custos/9256-indice-nacional-de-precos-ao-consumidor-amplo.html?=&t=o-que-e>. Acessado em: 15/06/2021, 2021.

- IQBAL, M.; NAEEM, U. A.; AHMAD, A.; GHANI, U.; FARID, T. et al. Relating groundwater levels with meteorological parameters using ANN technique. **Measurement**, v. 166, p. 108163, 2020.
- JIA, L.; ZHAO, Q.; TONG, L. Retail pricing for stochastic demand with unknown parameters: an online machine learning approach. In: ANNUAL ALLERTON CONFERENCE ON COMMUNICATION, CONTROL, AND COMPUTING (ALLERTON), 2013., 2013. **Anais...** 2013. p. 1353–1358.
- JOO, T. W.; KIM, S. B. Time series forecasting based on wavelet filtering. **Expert Systems with Applications**, v. 42, n. 8, p. 3868–3874, 2015.
- KÄRKKÄINEN, M. Increasing efficiency in the supply chain for short shelf life goods using RFID tagging. **International Journal of Retail & Distribution Management**, v. 31, n. 10, p. 529–536, 2003.
- KHAN, M. A.; SAQIB, S.; ALYAS, T.; REHMAN, A. U.; SAEED, Y.; ZEB, A.; ZAREEI, M.; MOHAMED, E. M. Effective demand forecasting model using business intelligence empowered with machine learning. **IEEE Access**, v. 8, p. 116013–116023, 2020.
- KOGAN, K.; HERBON, A. A supply chain under limited-time promotion: the effect of customer sensitivity. **European Journal of Operational Research**, v. 188, n. 1, p. 273–292, 2008.
- KOHONEN, T. **Self-organization and associative memory**. Springer Science & Business Media, 2012. v. 8.
- KRISHNA, A.; AKHILESH, V.; AICH, A.; HEGDE, C. Sales-forecasting of retail stores using machine learning techniques. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTATIONAL SYSTEMS AND INFORMATION TECHNOLOGY FOR SUSTAINABLE SOLUTIONS (CSITSS), 2018., 2018. **Anais...** 2018. p. 160–166.
- KUECHLER, B.; VAISHNAVI, V. Promoting relevance in IS research: an informing system for design science research. **International Journal of an Emerging Transdiscipline**, v. 14, n. 1, p. 125–138, 2011.
- KURZWEIL, R. What Is Artificial Intelligence Anyway? As the techniques of computing grow more sophisticated, machines are beginning to appear intelligent—but can they actually think? **American Scientist**, v. 73, n. 3, p. 258–264, 1985.
- KYPARISIS, G. J.; KOULAMAS, C. The price-setting newsvendor problem with nonnegative linear additive demand. **European Journal of Operational Research**, v. 269, n. 2, p. 695–698, 2018.
- LAAN, N. van der; TEUNTER, R. H.; ROMEIJNDERS, W.; KILIC, O. A. The Data-driven Newsvendor Problem: achieving on-target service levels. , 2019.
- LACERDA, D. P.; DRESCH, A.; PROENÇA, A.; ANTUNES JÚNIOR, J. Design Science Research: método de pesquisa para a engenharia de produção. **Gestão & produção**, v. 20, n. 4, p. 741–761, 2013.
- LANTZ, B. **Machine learning with R: expert techniques for predictive modeling**. Packt publishing ltd, 2019.

LECUN, Y.; BENGIO, Y.; HINTON, G. Deep learning. **nature**, v. 521, n. 7553, p. 436–444, 2015.

LEGAL, A. K. C. **Proposta de um modelo de gerenciamento de estoques para um comércio eletrônico**. 2019. Dissertação Universidade Federal de Santa Catarina, 2019.

LEVI, R.; PERAKIS, G.; UICHANCO, J. The data-driven newsvendor problem: new bounds and insights. **Operations Research**, v. 63, n. 6, p. 1294–1306, 2015.

LI, F.; DU, T. C.-t.; WEI, Y. Offensive pricing strategies for online platforms. **International Journal of Production Economics**, v. 216, p. 287–304, 2019.

LI, Q.; ZHENG, S. Joint inventory replenishment and pricing control for systems with uncertain yield and demand. **Operations Research**, v. 54, n. 4, p. 696–705, 2006.

LIU, H.; ZHANG, J.; ZHOU, C.; RU, Y. Optimal purchase and inventory retrieval policies for perishable seasonal agricultural products. **Omega**, v. 79, p. 133–145, 2018.

LIU, X.; TANG, O.; HUANG, P. Dynamic pricing and ordering decision for the perishable food of the supermarket using RFID technology. **Asia Pacific Journal of Marketing and Logistics**, v. 20, n. 1, p. 7–22, 2008.

LIU, Z.-G.; LIU, Y.; DEZERT, J.; CUZZOLIN, F. Evidence combination based on credal belief redistribution for pattern classification. **IEEE Transactions on Fuzzy Systems**, v. 28, n. 4, p. 618–631, 2019.

LOBÃO, W.; CARVALHO, J. L. Vício privado e políticas públicas: a demanda por cigarros no brasil. **Revista Brasileira de Economia**, v. 52, p. 67–104, 1998.

LOPES, R. **Previsão de autopeças**: estudo de caso em uma concessionária de veículos. 107 f. 2002. Tese Dissertação (Mestrado em Gestão de Negócios), Universidade Federal de Santa . . . , 2002.

LOUREIRO, A. L.; MIGUÉIS, V. L.; SILVA, L. F. da. Exploring the use of deep neural networks for sales forecasting in fashion retail. **Decision Support Systems**, v. 114, p. 81–93, 2018.

LUXHØJ, J. T.; RIIS, J. O.; STENSALLE, B. A hybrid econometric—neural network modeling approach for sales forecasting. **International Journal of Production Economics**, v. 43, n. 2-3, p. 175–192, 1996.

MACEA MERCADO, L. F.; MARQUEZ DIAZ, L. G.; SOTO MARTINEZ, J. J. Elasticidad de la demanda de estacionamiento ante variaciones sistemáticas del ingreso en Montería, Colombia. **Revista Científica Ingeniería y Desarrollo**, v. 35, n. 2, p. 513–532, 2017.

MANSON, N. J. Is operations research really research? **ORiON**, v. 22, n. 2, p. 155 – 180, 2006.

MARETH, T.; THOMÉ, A. M. T.; CYRINO OLIVEIRA, F. L.; SCAVARDA, L. F. Systematic review and meta-regression analysis of technical efficiency in dairy farms. **International Journal of Productivity and Performance Management**, v. 65, n. 3, p. 279–301, 2016.

MARTÍNEZ, F.; FRÍAS, M. P.; PÉREZ-GODOY, M. D.; RIVERA, A. J. Dealing with seasonality by narrowing the training set in time series forecasting with kNN. **Expert systems with applications**, v. 103, p. 38–48, 2018.

- MATERNINI, G.; FERRARI, F.; GUGA, A. Application of variable parking pricing techniques to innovate parking strategies. The case study of Brescia. **Case studies on transport policy**, v. 5, n. 2, p. 425–437, 2017.
- MCCARTHY, J.; MINSKY, M. L.; ROCHESTER, N.; SHANNON, C. E. A proposal for the dartmouth summer research project on artificial intelligence, august 31, 1955. **AI magazine**, v. 27, n. 4, p. 12–12, 2006.
- MCCULLOCH, W. S.; PITTS, W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. **The bulletin of mathematical biophysics**, v. 5, n. 4, p. 115–133, 1943.
- MIGUEL, P. A. C. et al. Estudo de caso na engenharia de produção: estruturação e recomendações para sua condução. **Revista Produção**, v. 17, n. 1, p. 216–229, 2007.
- MIGUEL, P. C.; MORABITO, R.; PUREZA, V.; FLEURY, A.; MELLO, C. H. P.; NAKANO, D. N.; LIMA, E. P. de; TURRIONI, J. B.; HO, L. L.; COSTA, S. E. G. da; MARTINS, R. A. et al. **Metodologia de pesquisa em engenharia de produção e gestão de operações**. Elsevier Brasil, 2012.
- MINE, O. M. **Previsão de demanda de autopeças com redes neurais**. 2010. Tese Universidade Federal do Espírito Santo, 2010.
- MITRA, S.; CHATTERJEE, A. K. Single-period newsvendor problem under random end-of-season demand. **Journal of the Operational Research Society**, v. 69, n. 7, p. 1046–1060, 2018.
- MOHAJERYAMI, S.; MOGHADDAM, I. N.; DOOSTAN, M.; VATANI, B.; SCHWARZ, P. A novel economic model for price-based demand response. **Electric Power Systems Research**, v. 135, p. 1–9, 2016.
- NAGARE, M.; DUTTA, P. Single-period ordering and pricing policies with markdown, multivariate demand and customer price sensitivity. **Computers & Industrial Engineering**, v. 125, p. 451–466, 2018.
- NEIMAN, B. A state-dependent model of intermediate goods pricing. **Journal of International Economics**, v. 85, n. 1, p. 1–13, 2011.
- NETESSINE, S. Dynamic pricing of inventory/capacity with infrequent price changes. **European Journal of Operational Research**, v. 174, n. 1, p. 553–580, 2006.
- NETRATINGS, N. What's Driving Online Holiday Shoppers this Year? **Nielsen Netratings**, 2007.
- NICOLAY, R.; SANTOS, V. C. dos; PASSOS, P. R. Volume anormal e demanda por informação: análise para ações de alta liquidez da bovespa. **Revista Mosaico**, v. 11, n. 2, p. 76–86, 2020.
- NOGAMI, O.; PASSOS, C. R. M. **Princípios de economia**. 7. ed. Cengage Learning, 2018.
- OLIVEIRA FREITAS, O. A. R. de; NARDO, L. G.; SILVA BORGES, V. da; MARTINS, S. A. M.; NEPOMUCENO, E. G. Validação de modelos de sistemas econômicos baseada na tendência. **GCOM**, 2019.

ONS. Unemployment rate (aged 16 and over). **Office for National Statistics**, v. Disponível em: <https://www.ons.gov.uk/employmentandlabourmarket/peoplenotinwork/unemployment/timeseries/mgsx/lms>. Acessado em: 15/07/2021, 2021.

ONS. Consumer price inflation time series. **Office for National Statistics**, v. Disponível em: <https://www.ons.gov.uk/economy/inflationandpriceindices/datasets/consumerpriceindices>. Acessado em: 15/07/2021, 2021.

OROOJLOOY, A.; SNYDER, L.; TAKÁČ, M. Applying Deep Learning to the Newsvendor Problem. **IISE Transactions**, n. just-accepted, p. 1–39, 2019.

ÖZÇAM, A. Should before or after tax equilibria point elasticities be calculated when the Laffer effect is considered in a micro market? **Journal of Economic Studies**, v. 41, n. 6, p. 754–770, 2014.

PASQUOTTO, J. L. D. **Previsão de séries temporais no varejo brasileiro: uma investigação comparativa da aplicação de redes neurais recorrentes de elman**. 2010. Tese Universidade de São Paulo, 2010.

PAVLYSHENKO, B. M. Machine-learning models for sales time series forecasting. **Data**, v. 4, n. 1, p. 15, 2019.

PEMATHILAKE, R. G. H.; KARUNATHILAKE, S. P.; SHAMAL, J. L. A. J.; GANEGODA, G. U. Sales forecasting based on autoregressive integrated moving average and recurrent neural network hybrid model. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON NATURAL COMPUTATION, FUZZY SYSTEMS AND KNOWLEDGE DISCOVERY (ICNC-FSKD), 2018., 2018. **Anais...** 2018. p. 27–33.

PETNEHÁZI, G. Recurrent neural networks for time series forecasting. **arXiv preprint arXiv:1901.00069**, 2019.

PETRUZZI, N. C.; DADA, M. Dynamic pricing and inventory control with learning. **Naval Research Logistics (NRL)**, v. 49, n. 3, p. 303–325, 2002.

PIERCE, G.; WILLSON, H.; SHOUP, D. Optimizing the use of public garages: pricing parking by demand. **Transport Policy**, v. 44, p. 89–95, 2015.

POLANCO, G. A.; HERNÁNDEZ, M. A. A.; TREJO, V. H.; MORALES, L. F. B. Elasticidad-precio de corto y largo plazos de la demanda de agua residencial de una zona árida. Caso de estudio: la paz, bcs, méxico. **Tecnología y ciencias del agua**, v. 6, n. 4, p. 85–99, 2015.

POOLE, D.; MACKWORTH, A.; GOEBEL, R. **Computational Intelligence**. Oxford University Press, 1998.

PRECHELT, L. **Early stopping-but when?, neural networks: tricks of the trade**, lecture notes in computer science, 1524. Heidelberg: Springer, 1998.

QIAN, X.-Y.; LIU, Y.-M.; JIANG, Z.-Q.; PODOBNIK, B.; ZHOU, W.-X.; STANLEY, H. E. Detrended partial cross-correlation analysis of two nonstationary time series influenced by common external forces. **Physical Review E**, v. 91, n. 6, p. 062816, 2015.

QINGYI, W.; LING, X. Dynamic Pricing Model of Retailer with Consideration of Customer Perceived Value. **Logistics Technology**, v. 4, n. 7, 2019.

- RAAFAT, F. Survey of literature on continuously deteriorating inventory models. **Journal of the Operational Research society**, v. 42, n. 1, p. 27–37, 1991.
- RAMÍREZ, A. A multi-stage almost ideal demand system: the case of beef demand in colombia. **Revista Colombiana de Estadística**, v. 36, n. 1, p. 23–42, 2013.
- RAMOS-CARBAJALES, A.; GONZÁLEZ-ROZADA, M.; VALLARINO, H. La demanda de cigarrillos y el aumento de impuestos en El Salvador. **Revista Panamericana de Salud Pública**, v. 40, p. 237–242, 2016.
- RANTZIEN, V. H. a.; RUDE, A. Peak-load pricing in public transport: a case study of stockholm. **Journal of Transport Literature**, v. 8, n. 1, p. 52–94, 2014.
- REIS, W. P. dos; CASTRO, J. A. de; CASTRO, L. A. F. de; VALENTIM, A. J. R.; KUNIOSHI, F. MODELO DE PREVISÃO DE DEMANDA DE FERROLIGAS UTILIZANDO REDES NEURAIAS. **Tecnologia em Metalurgia, Materiais e Mineração**, v. 16, n. 2, p. 163–169, 2019.
- RESENDE FILHO, M. d. A.; BRESSAN, V. G. F.; BRAGA, M. J.; BRESSAN, A. A. Sistemas de equações de demanda por carnes no Brasil: especificação e estimação. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, v. 50, n. 1, p. 33–50, 2012.
- ROESCH, S. M. A. **Projetos de Estágio e de Pesquisa em Administração**. 3. ed. Atlas, 2009.
- RUBINSTEIN, A. et al. About the availability of the theatre: prices, incomes, inequality. **Journal of the New Economic Association**, v. 47, n. 3, p. 214–223, 2020.
- RUSSELL, S.; NORVIG, P. **Artificial intelligence: a modern approach**. 2. ed. Prentice Hall, 2004.
- SANES, R.; LOBOS, G. Elasticidad precio de la demanda por autopistas interurbanas en Chile. **Lecturas de Economía**, n. 79, p. 143–170, 2013.
- SANTOS, S. A. **Aplicações dos modelos ARMA a dados financeiros**. 2016. Dissertação Universidade de Brasília - Departamento de estatística, 2016.
- SBVC. **Estudo O Papel do Varejo na Economia Brasileira – Atualização 2021 – SBVC**. Acessado em: 30/04/2021, Disponível em:<<http://sbvc.com.br/estudo-o-papel-do-varejo-na-economia-brasileira-atualizacao-2021-sbvc/>>.
- ŞEN, A. A comparison of fixed and dynamic pricing policies in revenue management. **Omega**, v. 41, n. 3, p. 586–597, 2013.
- ŞEN, A.; ZHANG, A. X. Style goods pricing with demand learning. **European Journal of Operational Research**, v. 196, n. 3, p. 1058–1075, 2009.
- SHAIKHINA, T.; KHOVANOVA, N. A. Handling limited datasets with neural networks in medical applications: a small-data approach. **Artificial intelligence in medicine**, v. 75, p. 51–63, 2017.
- SHU, L.; WU, F.; CHU, L. K. Risk-averse procurement strategy under large-scale promotion online considering strategic customer. **Computers & Industrial Engineering**, v. 112, p. 576–585, 2017.

SILVA, H. B. da; SANTIAGO, L. P. On the trade-off between real-time pricing and the social acceptability costs of demand response. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 81, p. 1513–1521, 2018.

SILVEIRA, F. E. b. **Economia básica**. 1. ed. Aerotd, 2016.

SITZIA, S.; ZIZZO, D. J. Price lower and then higher or price higher and then lower? **Journal of Economic Psychology**, v. 33, n. 6, p. 1084–1099, 2012.

SMILKOV, D.; THORAT, N.; ASSOGBA, Y.; YUAN, A.; KREEGER, N.; YU, P.; ZHANG, K.; CAI, S.; NIELSEN, E.; SOERGEL, D. et al. Tensorflow.js: machine learning for the web and beyond. **arXiv preprint arXiv:1901.05350**, 2019.

SOARES JÚNIOR, E. J. **Modelos de redes neurais recorrentes para previsão de demanda de curto prazo**. 2020. Dissertação Universidade Federal de Pernambuco, 2020.

SOBREIRO, V. A.; ARAÚJO, P. H. d. S. L.; NAGANO, M. S. Precificação do etanol utilizando técnicas de redes neurais artificiais. **Revista de Administração-RAUSP**, v. 44, n. 1, p. 46–58, 2009.

SOUZA, J. D. S. de; BAGGIO, D. K.; BRUM, A. L.; SIEDENBERG, D. R. Mais natural que um pedaço de luz: embora tão estranho quanto. **Brazilian Journal of Development**, v. 6, n. 5, p. 25555–25567, 2020.

SUÁREZ LUGO, N. El precio del cigarrillo y la reducción del consumo en Cuba. **Revista Cubana de Salud Pública**, v. 38, p. 4–19, 2012.

SUMA, V.; HILLS, S. M. Data Mining based Prediction of Demand in Indian Market for Refurbished Electronics. **Journal of Soft Computing Paradigm (JSCP)**, v. 2, n. 02, p. 101–110, 2020.

SYAM, N.; SHARMA, A. Waiting for a sales renaissance in the fourth industrial revolution: machine learning and artificial intelligence in sales research and practice. **Industrial marketing management**, v. 69, p. 135–146, 2018.

TANG, O.; MUSA, S. N.; LI, J. Dynamic pricing in the newsvendor problem with yield risks. **International Journal of Production Economics**, v. 139, n. 1, p. 127–134, 2012.

TEIXEIRA, J. **O que é inteligência artificial**. E-Galáxia, 2019.

TSIROS, M.; HEILMAN, C. M. The effect of expiration dates and perceived risk on purchasing behavior in grocery store perishable categories. **Journal of marketing**, v. 69, n. 2, p. 114–129, 2005.

TSOUMAKAS, G. A survey of machine learning techniques for food sales prediction. **Artificial Intelligence Review**, v. 52, n. 1, p. 441–447, 2019.

UCI. Online Retail Data Set. **Machine Learning Repository (University of California - Irvine)**, v. Disponível em: <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/online%20retail>. Acessado em: 30/05/2021, 2021.

VARIAN, H. R. Microeconomia: uma abordagem moderna. 8ª edição. **Rio de Janeiro: Campus Elsevier**, 2012.

- VÁZQUEZ ALVARADO, J. M. P.; DAMIÁN, M.; ÁNGEL, M. Estimación empírica de elasticidades de oferta y demanda. **Revista mexicana de ciencias agrícolas**, v. 6, n. 5, p. 955–965, 2015.
- VIPIN, B.; AMIT, R. Describing decision bias in the newsvendor problem: a prospect theory model. **Omega**, v. 82, p. 132–141, 2019.
- WANG, L.; ZENG, Y.; CHEN, T. Back propagation neural network with adaptive differential evolution algorithm for time series forecasting. **Expert Systems with Applications**, v. 42, n. 2, p. 855–863, 2015.
- WANG, P.; LI, Y.; REDDY, C. K. Machine learning for survival analysis: a survey. **ACM Computing Surveys (CSUR)**, v. 51, n. 6, p. 110, 2019.
- WANG, T.; WANG, X. Intertemporal pricing strategies for fashion tech products with consumption externalities. **Frontiers of Business Research in China**, v. 11, n. 1, p. 1–14, 2017.
- WANG, X.; LI, D. A dynamic product quality evaluation based pricing model for perishable food supply chains. **Omega**, v. 40, n. 6, p. 906–917, 2012.
- WANG, Z.; GLYNN, P. W.; YE, Y. Likelihood robust optimization for data-driven problems. **Computational Management Science**, v. 13, n. 2, p. 241–261, 2016.
- WHITIN, T. M. Inventory control and price theory. **Management science**, v. 2, n. 1, p. 61–68, 1955.
- WINSTON, P. H.; BROWN, R. H. Artificial intelligence: an mit perspective. **Cambridge, Mass**, p. 1, 1979.
- WULFE, S. S. Time series analysis: forecasting and control. **Journal of Quality Technology**, v. 49, n. 4, p. 418, 2017.
- XIE, S.; KIRILLOV, A.; GIRSHICK, R.; HE, K. Exploring randomly wired neural networks for image recognition. In: IEEE/CVF INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTER VISION, 2019. **Proceedings...** 2019. p. 1284–1293.
- YOGANARASIMHAN, H. Search personalization using machine learning. **Management Science**, 2019.
- YU, Q.; WANG, K.; STRANDHAGEN, J. O.; WANG, Y. Application of long short-term memory neural network to sales forecasting in retail—a case study. In: INTERNATIONAL WORKSHOP OF ADVANCED MANUFACTURING AND AUTOMATION, 2017. **Anais...** 2017. p. 11–17.
- ZAAROUR, N.; MELACHRINOUDIS, E.; SOLOMON, M. M. Maximizing revenue of end of life items in retail stores. **European Journal of Operational Research**, v. 255, n. 1, p. 133–141, 2016.
- ZBARACKI, M.; RITSON, M.; LEVY, D.; DUTTA, S.; BERGEN, M. The managerial and customer dimensions of the cost of price adjustment: direct evidence from industrial markets. **Unpublished manuscript**, 2000.

ZHANG, F.; DEB, C.; LEE, S. E.; YANG, J.; SHAH, K. W. Time series forecasting for building energy consumption using weighted Support Vector Regression with differential evolution optimization technique. **Energy and Buildings**, v. 126, p. 94–103, 2016.

ZHANG, Y.; JI, Q.; FAN, Y. The price and income elasticity of China's natural gas demand: a multi-sectoral perspective. **Energy Policy**, v. 113, p. 332–341, 2018.

ZOJAJI, Z.; ATANI, R. E.; MONADJEMI, A. H. et al. A survey of credit card fraud detection techniques: data and technique oriented perspective. **arXiv preprint arXiv:1611.06439**, 2016.