

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

JÚLIA DE SOUZA SILVA MICHEL

PREVISÃO DE DEMANDA NO MERCADO ONLINE BRASILEIRO:
ESTUDO COMPARATIVO ENTRE DOIS MODELOS LINEARES

CURITIBA

2022

JÚLIA DE SOUZA SILVA MICHEL

PREVISÃO DE DEMANDA NO MERCADO ONLINE BRASILEIRO:
ESTUDO COMPARATIVO ENTRE DOIS MODELOS LINEARES

Dissertação apresentada ao Curso de Pós-Graduação em Gestão de Organizações, Liderança e Decisão (PPGOLD), Setor de Ciências Sociais Aplicadas, da Universidade Federal do Paraná, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Gestão de Organizações, Liderança e Decisão.

Orientador: Prof. Dr. Claudimar Pereira da Veiga

Coorientadora: Prof. Dra. Cássia Rita Pereira da Veiga

CURITIBA

2022

DADOS INTERNACIONAIS DE CATALOGAÇÃO NA PUBLICAÇÃO (CIP)
UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ
SISTEMA DE BIBLIOTECAS – BIBLIOTECA DE CIÊNCIAS SOCIAIS APLICADAS

Michel, Júlia de Souza Silva

Previsão de demanda no mercado online brasileiro : estudo comparativo entre dois modelos lineares / Júlia de Souza Silva Michel. – Curitiba, 2022.

1 recurso on-line : PDF.

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal do Paraná, Setor de Ciências Sociais Aplicadas, Programa de Pós-Graduação em Gestão de Organizações, Liderança e Decisão.

Orientador: Prof. Dr. Claudimar Pereira da Veiga.

Coorientadora: Prof. Dra. Cássia Rita Pereira da Veiga.

1. Previsão de demanda. 2. Comércio eletrônico. 3. Varejo. 4. Comportamento do consumidor. I. Veiga, Claudimar Pereira da. II. Veiga, Cássia Rita Pereira da. III. Universidade Federal do Paraná. Programa de Pós-Graduação em Gestão de Organizações, Liderança e Decisão. IV. Título.

Bibliotecária: Maria Lidiane Herculano Graciosa CRB-9/2008



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
SETOR DE CIÊNCIAS SOCIAIS E APLICADAS
UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO GESTÃO DE
ORGANIZAÇÕES, LIDERANÇA E DECISÃO - 40001016172P9

TERMO DE APROVAÇÃO

Os membros da Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação GESTÃO DE ORGANIZAÇÕES, LIDERANÇA E DECISÃO da Universidade Federal do Paraná foram convocados para realizar a arguição da dissertação de Mestrado de **JÚLIA DE SOUZA SILVA MICHEL** intitulada: **Previsão de Demanda no Mercado Online Brasileiro: Estudo comparativo entre dois modelos lineares**, sob orientação do Prof. Dr. CLAUDIMAR PEREIRA DA VEIGA, que após terem inquirido a aluna e realizada a avaliação do trabalho, são de parecer pela sua APROVAÇÃO no rito de defesa.

A outorga do título de mestra está sujeita à homologação pelo colegiado, ao atendimento de todas as indicações e correções solicitadas pela banca e ao pleno atendimento das demandas regimentais do Programa de Pós-Graduação.

CURITIBA, 26 de Maio de 2022.

Assinatura Eletrônica

31/05/2022 12:10:52.0

CLAUDIMAR PEREIRA DA VEIGA

Presidente da Banca Examinadora

Assinatura Eletrônica

10/08/2022 16:28:16.0

WESLEY VIEIRA DA SILVA

Avaliador Externo (UNIVERSIDADE FEDERAL DE ALAGOAS)

Assinatura Eletrônica

31/05/2022 20:04:40.0

TATIANA MARCEDA BACH

Avaliador Externo (UNIVERSIDADE ESTADUAL DO OESTE DO PARANÁ)

Avenida Prefeito Lothario Meissner, 632 - CURITIBA - Paraná - Brasil

CEP 80210-170 - Tel: (41) 3360-4464 - E-mail: ppgold@ufpr.br

Documento assinado eletronicamente de acordo com o disposto na legislação federal Decreto 8539 de 08 de outubro de 2015.

Gerado e autenticado pelo SIGA-UFPR, com a seguinte identificação única: 187869

Para autenticar este documento/assinatura, acesse <https://www.prppg.ufpr.br/siga/visitante/autenticacaoassinaturas.jsp>
e insira o código 187869

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus pelo dom da vida e por guiar meu caminho até aqui.

Ao professor Dr. Claudimar Veiga, meu orientador, por todo incentivo e suporte para realização deste trabalho.

À professora Dra. Cássia Veiga, co-orientadora, por trazer ricas contribuições para realização de meu estudo.

Ao professor Dr. Wesley Vieira por corrigir meus trabalhos anteriores e trazer novas ideias para a discussão.

Aos demais professores presentes no dia de apresentação da minha Dissertação e que avaliaram o trabalho.

À UFPR, pelo ambiente propício para novas criações.

Aos colegas do curso de Pós-Graduação em Gestão de Organizações, Liderança e Decisão (PPGOLD) pelos momentos de troca de conhecimento e descontração.

À colega Carla Ravaneda por todas as vezes em que me ajudou e incentivou. Sua parceria foi muito importante ao longo dos dois anos de convivência.

Ao meu marido Gustavo, por seu amor incondicional e por me apoiar, me ajudando em várias madrugadas de estudo. Sem seu suporte, eu não conseguiria seguir em frente.

Ao meu filhinho Pedro, por existir em minha vida e me motivar a ser alguém melhor todos os dias.

“Bem-aventurado aquele que teme ao Senhor
e anda nos Seus caminhos!
Do trabalho de tuas mãos comerás,
feliz serás, e tudo te irá bem.”
SI 128, 1-2.

RESUMO

O comércio eletrônico no Brasil teve um crescimento exponencial na última década e o período entre 2020 e 2021 foi atípico, marcado pelas normas de isolamento social em virtude da pandemia causada pelo COVID-19. Frente às incertezas no varejo, as organizações precisam, cada vez mais, estarem munidas de informações para tomarem decisões em tempo hábil para assegurar a sustentabilidade do negócio e atender as necessidades e desejos dos clientes. Diversas lojas físicas tiveram restrições em suas operações ocasionadas pelo período pandêmico e esta situação levou um número significativo de consumidores a realizar compras de forma *online*. Existem evidências de que estes novos *e-shoppers* tendem a continuar consumindo produtos e serviços de forma *online*, com aumento das transações realizadas pelo *e-commerce*. Portanto, nota-se a grande importância do *e-commerce* a necessidade de uma previsão de demanda acurada para evitar rupturas no abastecimento de produtos no mercado. Diante deste desafio, este estudo, por meio de pesquisa descritiva e natureza aplicada, teve como objetivo estimar, analisar e comparar dois métodos clássicos lineares de previsão de demanda no mercado *online* brasileiro: (i) *Holt-Winters* Multiplicativo e (ii) SARIMA - *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*. Os dois modelos foram aplicados nos índices de vendas e faturamento do comércio eletrônico do Brasil no período de janeiro de 2018 a fevereiro de 2022. O propósito deste estudo é selecionar o melhor modelo para prever demandas futuras e propor *insights* estratégicos para as empresas que atuam no comércio eletrônico no país. Este estudo também verifica se a restrição de fluxo de pessoas em lojas físicas fez com que o *e-commerce* brasileiro fosse impulsionado. A originalidade desta pesquisa reside no fato de que, até o momento, não foram evidenciados trabalhos anteriores que tenham comparado dois modelos lineares de previsão de demanda no varejo *online* do Brasil. Os resultados sugerem que o melhor modelo de previsão para uso no *e-commerce* brasileiro é o modelo *Holt-Winters* Multiplicativo, por ter maior acuracidade em cenários de incertezas.

Palavras-chave: Métodos de previsão. Previsão de demanda. E-commerce. Varejo online.

ABSTRACT

E-commerce in Brazil has grown exponentially in the last decade and the period between 2020 and 2021 was atypical, marked by the norms of social isolation due to the pandemic caused by COVID-19. Faced with the uncertainties in retail, organizations increasingly need to be equipped with information to make timely decisions to ensure the sustainability of the business and meet the needs and desires of their customers. Several physical stores had restrictions on their operations caused by the pandemic period and this situation led a significant number of consumers to make purchases *online*. There is evidence that these new *e-shoppers* tend to continue consuming products and services online, with an increase in transactions carried out through *e-commerce*. Therefore, it is noted the great importance of e-commerce, the need for an accurate demand forecast to avoid disruptions in the supply chain. Faced with this challenge, this study, through descriptive research and applied nature, aimed to estimate, analyze and compare two classic linear demand forecasting methods in the Brazilian *online* market: (i) *Multiplicative Holt-Winters* and (ii) SARIMA - *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*. The two models were applied to the sales and billing rates of *e-commerce* in Brazil from January 2018 to February 2022. The purpose of this study is to select the best model to predict future demands and propose strategic insights for companies operating in *e-commerce* in the country. This study also verifies if the restriction of the flow of people in physical stores had influenced some boost on Brazilian *e-commerce*. The originality of this research consists in the fact that, so far, no previous works have been evidenced and compared two linear models for forecasting demand in *online* retail in Brazil. The results suggest that the best forecasting model for use in Brazilian *e-commerce* is the *Multiplicative Holt-Winters* model, as it has greater accuracy in uncertain scenarios.

Keywords: Forecast methods. Demand forecast. E-commerce. Online retail.

LISTA DE ABREVIATURAS OU SIGLAS

UFPR	-	Universidade Federal do Paraná
WoS	-	Web of Science
RSL	-	Revisão sistemática da literatura
B2C	-	Business to consumer
B2B	-	Business to business
MAPE	-	Erro Absoluto Médio Percentual
MSE	-	Erro Quadrado Médio
PMEs	-	Pequenas e médias empresas
HW	-	Holt-Winters

LISTA DE SÍMBOLOS

α	-	Alfa
β	-	Beta
δ	-	Delta
Σ	-	Somatório de números

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	CONTEXTO E PROBLEMA	14
1.2	JUSTIFICATIVA	15
1.3	OBJETIVOS	16
1.3.1	Objetivos gerais	16
1.3.2	Objetivos específicos	16
1.4	DELIMITAÇÃO DO TEMA	17
1.5	ESTRUTURA DO TRABALHO	17
2	REVISÃO DA LITERATURA	18
2.1	FONTES DE DADOS E CRITÉRIOS DE SELEÇÃO E ELEGIBILIDADE	18
2.2	MATRIZ DE CODIFICAÇÃO DE CONVERGÊNCIA	20
2.2.1	Comportamento do consumidor	22
2.2.2	Cadeia de suprimentos	24
2.2.3	Novas tecnologias	27
2.2.4	E-commerce no Brasil	29
2.2.4.1	COVID-19 no Brasil	30
2.2.5	Tomada de decisão em PMEs	31
2.2.6	Impactos ambientais	32
2.2.7	Previsão de demanda	34
2.3	MODELOS DE PREVISÃO DE DEMANDA	36
2.3.1	Modelos lineares	37
2.3.2	Modelo de Holt-Winters	38
2.3.3	Holt-Winters multiplicativo	39
2.3.4	Modelo ARIMA	40
2.3.5	Modelo SARIMA	40
2.3.6	Métricas de desempenho - MAPE e MSE	41
3	PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS	42
4	APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS	43
4.1	HOLT-WINTERS APLICADO AOS ÍNDICES DE FATURAMENTO	44
4.1.1	Prevendo janeiro de 2020 a dezembro de 2020 (12 séries temporais)	44
4.1.2	Prevendo janeiro de 2020 a fevereiro de 2022 (26 séries temporais)	45
4.2	HOLT-WINTERS APLICADO AOS ÍNDICES DE VENDAS	46

4.2.1	Prevendo janeiro de 2020 a dezembro de 2020 (12 séries temporais)	46
4.2.2	Prevendo janeiro de 2020 a fevereiro de 2022 (26 séries temporais)	46
4.3	SARIMA APLICADO AOS ÍNDICES DE FATURAMENTO	47
4.3.1	Prevendo janeiro de 2020 a dezembro de 2020 (12 séries temporais)	47
4.3.2	Prevendo janeiro de 2020 a fevereiro de 2022 (26 séries temporais)	48
4.4	SARIMA APLICADO AOS ÍNDICES DE VENDAS	49
4.4.1	Prevendo janeiro de 2020 a dezembro de 2020 (12 séries temporais)	49
4.4.2	Prevendo janeiro de 2020 a fevereiro de 2022 (26 séries temporais)	50
5	DISCUSSÃO DOS RESULTADOS	51
6	CONSIDERAÇÕES FINAIS	52
6.1	RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	53
6.2	LIMITAÇÕES DO TRABALHO	54
	REFERÊNCIAS	55
	ANEXO 1 – GRÁFICOS MCCENET	68
	ANEXO 2 – TABELAS MCCENET	69
	ANEXO 3 – PLANILHAS HOLT-WINTERS FATURAMENTO	73
	ANEXO 4 – PLANILHAS HOLT-WINTERS VENDAS	77

1 INTRODUÇÃO

O comércio eletrônico tem crescido de forma acelerada nos últimos anos. Este crescimento foi reforçado durante o período de pandemia COVID-19, uma vez que os consumidores foram levados a realizar grande parte das compras no formato online. Por outro lado, face ao crescimento das transações no comércio eletrônico, prever a demanda neste mercado promissor torna-se um desafio para os profissionais e gestores do varejo.

Este tema mostra-se atrativo visto que o número de compras realizadas em plataformas eletrônicas cresceu nos últimos anos e continua com tendência de crescimento (EBIT NIELSEN, 2020). Estudos anteriores analisaram o comportamento de compra dos consumidores quanto às suas similaridades (BRASHEAR et al., 2009), a diferença de percepção de valor em diferentes classes sociais (FERREIRA et al., 2020) e a influência cultural em aspectos de compras *online* (ROHDEN; MATOS, 2022). Muitos consumidores têm migrado do canal de compras físico para o *online* ou então adicionado este em suas rotinas para terem maior conforto e comodidade (ASHRAF et al., 2021). Esta migração aumentou no período de isolamento social causado pelo COVID-19, principalmente para o varejo de pequenas e médias empresas.

Pequenas e médias empresas que outrora não realizavam vendas por meio de plataformas eletrônicas passaram a atuar neste mercado e participar ativamente de um processo de digitalização (BELIAEVA et al., 2019). Os gestores precisam manter atenção aos movimentos do mercado para que as empresas permaneçam competitivas. Com o uso de novas tecnologias, as organizações são capazes de coletar e gerenciar grandes amostras de dados (SCORNAVACCA; BARNES; BECKER, 2004) podendo criar, inclusive, opções personalizadas para seus clientes (STEINER; MAAS, 2018).

Neste contexto de mudanças rápidas e voláteis, faz-se necessário uma previsão de demanda acurada para apoiar as decisões de planejamento nas cadeias de suprimentos (HOELTGEBaum et al., 2021). Existem diversos métodos que podem ser utilizados para previsões e, no presente trabalho, optou-se por aplicar e analisar os resultados obtidos de dois modelos: Holt-Winters multiplicativo e SARIMA. Veiga et al. (2014) concluíram que estes modelos lineares são indicados para a previsão de demanda para séries de dados que apresentam nível, tendência e sazonalidade, como os encontrados no *e-commerce* no Brasil.

Com base na revisão sistemática da literatura realizada, não foram evidenciados estudos anteriores que analisassem o comércio eletrônico brasileiro à luz dos dois

modelos de previsão utilizados neste trabalho. Disto, tem-se a originalidade do presente estudo para auxiliar a tomada de decisão por gestores brasileiros e também para contribuição de literatura acadêmica. O estudo é relevante no cenário nacional e internacional, pois o comércio eletrônico no Brasil é promissor e foi elencado como o décimo maior do mundo em 2021 (LEBOW, 2021).

1.1 CONTEXTO E PROBLEMA

Atualmente, dada a evolução do comércio eletrônico no varejo, as vendas podem ser realizadas por diversos canais. Com a disseminação do uso da *internet*, consumidores passaram a pesquisar sobre os produtos e serviços ofertados pelas empresas. Em poucos cliques e onde estiver, o cliente consegue encontrar avaliações, comparar preços e efetuar a compra de um produto (ABCOMM, 2020).

Em 2020 a população iniciou um período de isolamento social devido à pandemia causada pelo Novo Coronavírus (COVID-19). Este fato impactou o desempenho financeiro de diversas empresas, que precisaram se reinventar para explorar soluções inteligentes e manter a viabilidade do negócio. Os consumidores pertencentes à parcela de 56% da população que já tinha o hábito de comprar produtos de forma eletrônica, aumentaram a quantidade de compras. Outros 7% passaram a comprar produtos *online*. Há evidências de que 59% destes novos *e-shoppers* continuam comprando pela *internet* após a primeira compra (ECOMMERCE BRASIL, 2020).

O Brasil enfrenta desigualdades sociais que têm se agravado com o cenário de pandemia. A atuação no *e-commerce* passou a ser praticamente mandatória para comerciantes que visavam manter suas operações em funcionamento e resistir à crise. A competição pela participação de mercado no *e-commerce* brasileiro é crescente e dividida entre pequenas lojas e grandes *marketplaces*. Este último tem sido decisivo para diversas decisões gerenciais, pois grande parte dos consumidores prefere comprar por meio destas plataformas (ÉPOCA, 2019). A questão central reside no fato de prever o aumento das vendas nos diversos canais existentes, permitindo um maior planejamento mais acurado por parte das empresas. Neste sentido, a previsão de demanda pode ser considerada uma ferramenta estratégica para o planejamento das operações varejistas (VEIGA et al., 2016). Segundo Fildes et al. (2019) e Petropoulos et al. (2014), existe um GAP de literatura para pesquisas empíricas que avaliem o melhor modelo de previsão para cada situação.

A previsão de demanda é importante para diminuir ruídos na cadeia de suprimentos (CHOPRA; MEINDL, 2003) e pode até mesmo gerar vantagens competitivas frente aos concorrentes (VEIGA et al., 2016). As empresas são distintas entre si e, portanto, há dificuldade no planejamento da demanda futura, uma vez que cada organização tem uma certa sensibilidade quanto à previsão de demanda. Quando acontece um erro de previsão, há dificuldade em mensurar os custos gerados por ele (MA; FILDES, 2021), bem como encontrar um modelo capaz de entender as particularidades presentes na operação de cada organização para propor uma previsão adequada (VEIGA et al., 2016).

Para reduzir os erros de previsão, Veiga (2009), Veiga et al. (2016), Petropoulos et al. (2014) e Fildes et al. (2019) sugerem a utilização de métodos de previsão de demanda que avaliem as características intrínsecas da demanda presente nas séries temporais. Quanto mais informações uma organização tiver sobre o comportamento de demanda de um produto ou serviço, mais assertiva será a previsão para auxiliar os tomadores de decisões no varejo (VEIGA, 2009). Neste contexto, buscou-se responder à pergunta de pesquisa: “O Coronavírus e a restrição de fluxo de pessoas em lojas físicas fizeram com que o *e-commerce* brasileiro fosse impulsionado?”

1.2 JUSTIFICATIVA

O estudo de previsão de demanda aplicado ao *e-commerce* brasileiro se faz necessário devido ao seu impacto no cenário nacional e mundial. A previsão, quando assertiva, pode fazer com que a organização tenha maior controle de suas operações, e consequentemente, atender as expectativas de demanda de um produto ou serviços para o consumidor final (VEIGA, 2009).

Após análise de diversos modelos lineares de previsão de demanda, Veiga et al. (2014) concluíram que os modelos lineares Holt-Winters Multiplicativo e SARIMA são indicados para a previsão de demanda para séries de dados que apresentam nível, tendência e sazonalidade. Makridakis et al. (1982) destacaram que os modelos lineares de previsão de demanda propostos apresentam excepcional capacidade adaptativa para lidar com a linearidade na solução de problemas práticos de previsão. Neste sentido, à luz dos achados teóricos e a facilidade de aplicação de modelos lineares nas organizações, este estudo teve o propósito de comparar a acuracidade entre os dois modelos com melhor desempenho, já consagrados pela literatura clássica: Holt-Winters Multiplicativo e SARIMA.

Para tornar robusta a pesquisa proposta, foi necessário realizar uma revisão sistemática na literatura nas bases Web of Science (WoS) e Scopus para mostrar a originalidade deste trabalho. O número de resultados de busca de palavras-chave foi suficiente para que a pesquisa ficasse limitada a somente estas duas bases. Ainda firmado nestas duas fontes, não foram encontrados trabalhos anteriores que tenham aplicado os modelos Holt-Winters e SARIMA nos índices do comércio eletrônico brasileiro, o que prova a originalidade deste estudo.

A base de índices de desempenho do *e-commerce* no Brasil começou a ser alimentada no ano de 2018 pela MCCENET e, por este motivo, este trabalho utiliza os dados a partir desta data, englobando 26 meses ao total, período necessário para os cálculos que foram realizados: os modelos de previsão precisam de pelo menos 12 ou 24 séries temporais imediatamente anteriores ao período que se deseja auferir.

1.3 OBJETIVOS

1.3.1 Objetivo geral

Este estudo objetivou estimar, analisar e comparar dois métodos lineares de previsão de demanda: (i) Holt-Winters Multiplicativo e (ii) SARIMA - *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*. Os dois modelos foram aplicados nos índices de vendas e faturamento do comércio eletrônico do Brasil no período de janeiro de 2018 a dezembro de 2019 para estimar a demanda para os mesmos índices no período de janeiro de 2020 a fevereiro de 2022. Este estudo também tem o propósito de trazer *insights* estratégicos para as empresas do *e-commerce* brasileiro em um cenário de incertezas.

1.3.2 Objetivos específicos

- a) Analisar os índices de vendas *online* e de faturamento *online* no Brasil no período de janeiro de 2018 à dezembro de 2019;
- b) Estimar os modelos Holt-Winters Multiplicativo e SARIMA para previsão da demanda;
- c) Prever a demanda de janeiro de 2020 a fevereiro de 2022;
- d) Analisar o desempenho dos dois métodos por meio do Erro Absoluto Médio Percentual (MAPE) e Erro Quadrado Médio (MSE);

- e) Promover *insights* estratégicos acerca de acuracidade e viabilidade de implementação;
- f) Responder à pergunta de pesquisa: “O Coronavírus e a restrição de fluxo de pessoas em lojas físicas fizeram com que o *e-commerce* brasileiro fosse impulsionado?”

1.4 DELIMITAÇÃO DO TEMA

Realizou-se diversos recortes para delimitar a temática do presente estudo. Primeiramente, consumiu-se somente os dados do comércio eletrônico, desprezando os números referentes às lojas físicas. O trabalho contempla apenas o cenário brasileiro no período de janeiro de 2018 a fevereiro de 2022. Utilizou-se estas séries temporais por estarem disponíveis no banco de dados MCCENET e também por serem adequadas para uso nos *softwares* de previsão de demanda. Foram utilizados somente os indicadores de faturamento e de vendas do *e-commerce* no Brasil como um todo, sem divisões por regiões. Optou-se por comparar dois modelos de previsão de demanda, dentre diversos existentes, porque estes dois mostraram-se adequados para o uso em cenários de incertezas, de acordo com a revisão de literatura realizada.

1.5 ESTRUTURA DO TRABALHO

Este trabalho divide-se em 6 seções, uma primeira seção introdutória, onde estão apresentadas as justificativas, motivações, objetivos e delimitações do estudo, além de uma breve contextualização sobre a temática proposta e o problema de pesquisa. A segunda seção trata da Revisão Sistemática da Literatura que foi realizada a fim de fragmentar a temática principal com subtemas, fazendo uso também de uma matriz de codificação de convergência para tal, além de uma explanação sobre os principais conceitos norteadores do estudo. A terceira parte do trabalho apresenta a metodologia utilizada para a obtenção e análise dos dados. A quarta seção apresenta os resultados que foram obtidos ao término deste estudo, juntamente com uma análise dos dois modelos de previsão de demanda utilizados. A quinta seção trata da discussão dos resultados obtidos. Por fim, há uma sexta parte onde são apresentadas as considerações finais, bem como recomendações para pesquisas futuras e limitações existentes.

2 REVISÃO DE LITERATURA

Neste trabalho foi selecionada a revisão metanarrativa por ser considerado o método mais adequado para estudar áreas temáticas conceituadas diferentemente e analisadas por grupos divergentes.

A metodologia de revisão metanarrativa foi desenvolvida por Greenhalgh et al. (2004) como uma resposta pragmática aos desafios que surgiram em uma revisão sobre difusão de inovações em nível de serviço em saúde (WONG et al., 2013). A base de uma metanarrativa apresenta (i) fontes de dados, (ii) identificação e (iii) critérios de seleção e elegibilidade (WONG et al., 2013).

As etapas foram construídas de forma sistemática para que possa existir replicabilidade do estudo.

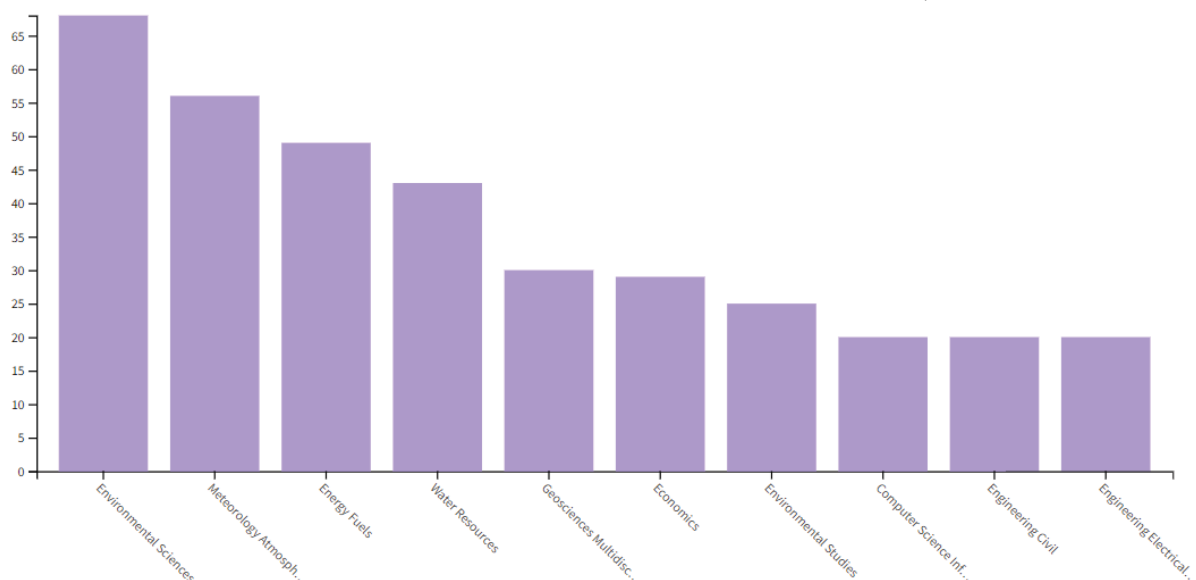
2.1 FONTES DE DADOS E CRITÉRIOS DE SELEÇÃO E ELEGIBILIDADE

A metanarrativa esboça o conhecimento acerca do e-commerce brasileiro. Os artigos utilizados nesta metanarrativa foram selecionados nas bases de dados Web of Science (WoS) e Scopus, devido à abrangência destas no campo das ciências sociais, em especial econometria e ciência da decisão (CAÑEDO ANDALIA et al., 2015).

Na WoS foram selecionados artigos que apresentassem as palavras-chave “*forecast* methods*” ou “*demand forecast**” ou “*e-commerce*” ou “*ecommerce*” ou “*online retail*” e “*Brazil*”, busca representada pela *string*: TS=((‘forecast* methods’ OR ‘demand forecast*’ OR ‘e-commerce’ OR ‘ecommerce’ OR ‘online retail’) AND (‘Brazil’)). Resultado de 644 itens para a *string*. O arquivo com data de publicação mais antiga era do ano de 1990. Primeiro filtro feito: foram selecionados somente artigos, restando 528 resultados. Na sequência, foi realizado outro filtro, por língua inglesa, o que fez com que o corpus fosse reduzido a 473 artigos.

Depois, filtra-se também por período de publicação, restringindo a busca entre os anos de 2000 a 2022. O número total nesse momento era de 462 artigos. Verificou-se que grande parte dos artigos não estavam relacionados ao tema de pesquisa do estudo. A grande maioria tratava de temas ambientais, engenharias, matemática e fontes de energia. A Figura 1 apresenta os resultados da busca realizada na base WoS, por área de pesquisa.

FIGURA 1 - RESULTADOS DA WOS POR ÁREA DE PESQUISA



Fonte: A autora (2022).

Diante do contexto de busca e seleção, faz-se novo filtro para englobar somente os artigos das áreas relacionadas ao escopo da dissertação (categorias da WoS: *Economics*, *Business*, *Management* e *Business Finance*) finalizando o corpus em 56 artigos.

Na base Scopus foi utilizada a seguinte *string*: (TITLE-ABS-KEY('forecast* methods') OR('demand forecast*') OR ('e-commerce') OR ('ecommerce') AND (Brazil)), para que fossem contemplados os mesmos termos buscados anteriormente na base WoS. Foram encontrados 4228 resultados. Restaram 4218 após exclusão dos itens publicados antes do ano 2000. Novo filtro foi feito para que a busca fosse limitada somente a artigos. Nesta fase, totalizando 2406 artigos encontrados. Após seleção, 2232 artigos continuam fazendo parte do corpus, após o filtro por língua inglesa. Por fim, tem-se 1010 resultados após ser realizado o filtro pelas categorias da Scopus *Business*, *Management* e *Accounting*.

Após o término de buscas nas bases de dados, todos os resultados (1066 artigos) foram compilados em Excel e foram organizados por colunas com autor, título, ano de publicação, nome do periódico, DOI, Abstract e ISSN. 8 artigos com títulos duplicados foram removidos, deixando um total de 1058 para continuação das análises e, depois disso, mais 2 artigos foram removidos por apresentarem DOI duplicados. A quantidade total nesta fase foi de 1056 artigos.

Após as exclusões, verificou-se os quartis do Scimago (buscando por nome de periódico e depois por ISSN) e este dado foi colocado também na planilha Excel. Todos os Abstracts dos artigos foram traduzidos. Analisou-se a quantidade de artigos versus

quartil, que significa o quanto determinado periódico é citado. Escolheu-se somente os artigos Q1 e Q2, que representavam 74,5% da amostra. Os demais foram excluídos.

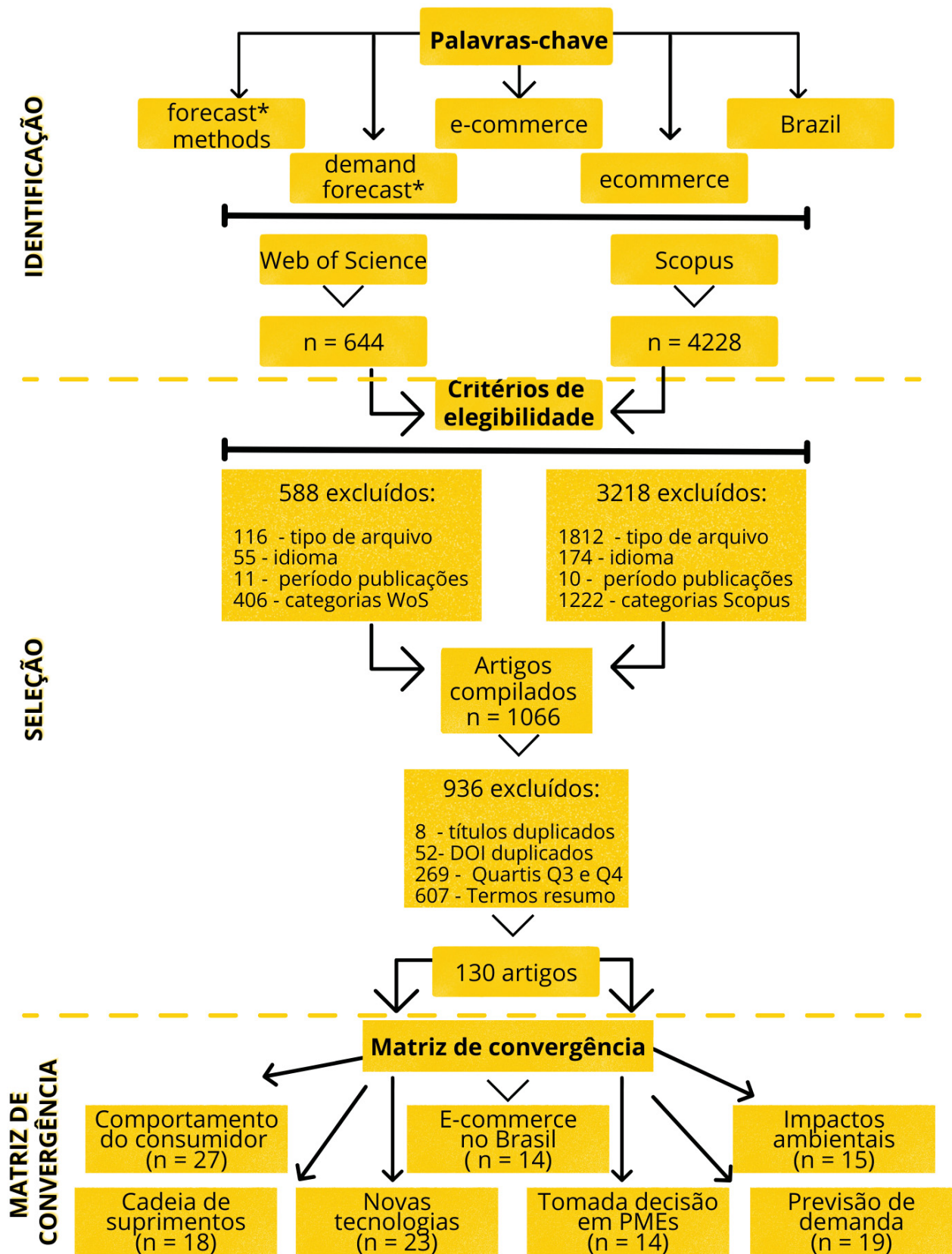
Para verificar se o resumo dos artigos realmente estava de acordo com a string inicial, com fórmula em Excel foram selecionados todos os artigos que continham a palavra “*Brazil*” em seus resumos. 130 artigos estavam elegíveis para análises mais aprofundadas e para compor o corpus deste trabalho. Todos os resumos foram lidos e os principais artigos foram lidos em totalidade, sendo então possível elaborar uma matriz de codificação de convergência.

2.2 MATRIZ DE CODIFICAÇÃO DE CONVERGÊNCIA

Após a seleção dos 130 artigos, devido ao grande número e temas analisados, elencou-se subclassificações para ilustrar os achados teóricos. As análises foram feitas de forma qualitativa, verificando apenas os conceitos abordados pela pesquisa.

Então, a pesquisa procedeu à análise de codificação de convergência, uma fase predominantemente descritiva, com potencial analítico e construção de percepções (GREENHALGH et al., 2005). Os temas centrais de cada artigo foram analisados para criar uma lista unificada de subtemáticas que possibilitaram comparar a presença e frequência, significado e exemplos de uma imagem multifacetada do tema central da pesquisa. A Figura 2 apresenta o fluxograma do mapeamento da literatura.

FIGURA 2 - FLUXOGRAMA DO MAPEAMENTO DA LITERATURA



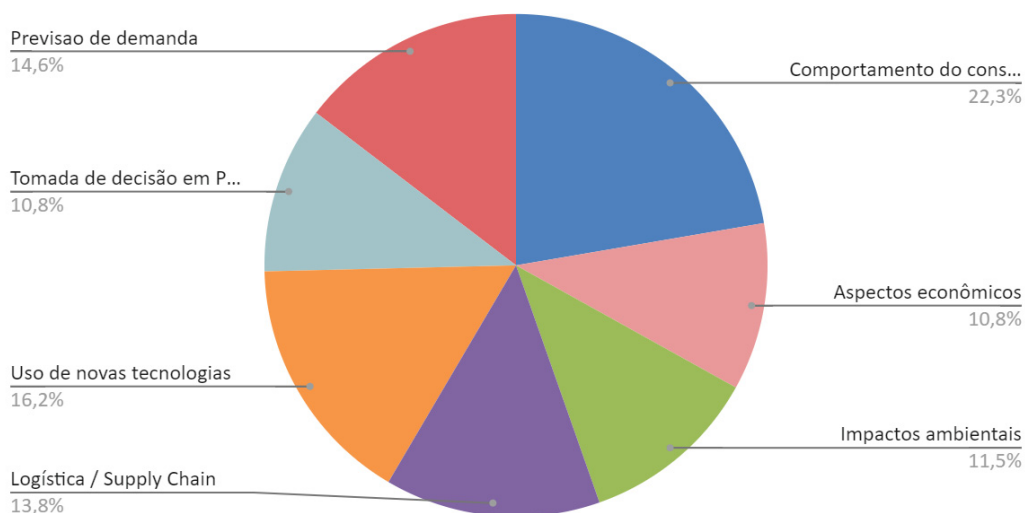
Fonte: A autora (2022).

Em cada subtema da matriz de codificação foram analisados *insights* que pudessem contribuir para a literatura acadêmica na perspectiva da gestão do comércio eletrônico no Brasil. Foram identificados sete subtemas: (1) Comportamento do consumidor, (2) Cadeia de suprimentos, (3) Novas tecnologias, (4) E-commerce no Brasil, (5) Tomada de decisão em PMEs, (6) Impactos ambientais e (7) Previsão de demanda. A Figura 3 apresenta o detalhamento por subtemas.

FIGURA 3 - DETALHAMENTO POR SUBTEMAS

Detalhamento da análise

Subtemas



Fonte: A autora (2022).

2.2.1 Comportamento do consumidor

O uso da Internet e o comércio devem crescer significativamente em todo o mundo. Assim, a importância de entender as semelhanças e dissimilaridades entre os consumidores em diferentes regiões é crucial para a teoria e prática de *marketing*. Os resultados mostram que os compradores on-line compartilham vários traços semelhantes em todo o mundo. (BRASHEAR et al., 2009).

Nos mercados emergentes, como o Brasil, a rápida expansão do varejo *on-line* é impulsionada principalmente por novos adotantes nos segmentos de consumidores de baixa renda. Os consumidores de renda mais alta prestam mais atenção à qualidade das informações do site, enquanto os consumidores do grupo de baixa renda enfatizam a importância do cumprimento dos atributos informados pelo fornecedor sobre determinado

produto. (FERREIRA et al., 2020). Neste sentido, tornou-se mais importante entender aspectos da qualidade percebida pelos clientes, o que aumenta sua satisfação, sua lealdade e sua retenção (LOPES; DE LAMÔNICA FREIRE; HERRERO LOPES, 2019), pois em relação à intenção e preferência da compra, os consumidores mostram comportamentos mistos. (ANTONIALI et al., 2019).

O comércio eletrônico experimenta um enorme crescimento no Brasil, mas a análise das falhas dos serviços varejistas *on-line* tem sido limitada neste contexto. As reações dos consumidores a falhas de serviço em situações *on-line* são influenciadas por sua orientação cultural e fatores contingentes (ROHDEN; MATOS, 2022).

A falta de confiança do consumidor em uma marca ou produto é influenciada pelo risco percebido e resistência à inovação. Experiências negativas com a marca no passado tendem a afastar o cliente (WAGNER MAINARDES; DE ALMEIDA; DE-OLIVEIRA, 2019). No mercado de moda de luxo brasileiro, no entanto, Loureiro e Araújo (2014) perceberam uma mudança em relação ao comportamento de compra em outros segmentos: o cliente não se influencia significativamente por experiências negativas do passado e tende a continuar percebendo valor em uma marca de luxo. Algumas categorias de produtos tendem a se relacionar de forma mais intensa com o consumidor do que outras. (FETSCHERIN et al., 2014).

Dant et al. (2016), com um estudo realizado em duas marcas de franquias globais baseadas nos Estados Unidos na indústria de restaurantes de *fast-food*, confirmam que quanto menor a distância cultural entre um mercado que hospeda uma marca e seu mercado de origem, mais fortes são as percepções de valor da marca para a população local.

O *e-commerce* tornou-se cada vez mais importante para as organizações que tentam aumentar suas receitas expandindo-se para os mercados internacionais. Novos *e-shoppers* têm sido motivados intencionalmente a realizarem compras pela internet, principalmente por questões de conforto e comodidade (ASHRAF et al., 2021).

Outro estudo testou empiricamente um modelo cognitivo-comportamental dos benefícios percebidos das redes sociais, confiança da marca, lealdade de marca e valor no contexto de comunidades de marca de “*fast fashion*” na Tailândia. Os usuários que acreditam que recebem benefícios práticos e sociais de se engajar com a marca, provavelmente confiam nos *sites* em vez de formar a confiança com a própria marca. No entanto, os benefícios percebidos de entretenimento, um dos fatores analisados pelos autores, não influenciaram a confiança e aqueles indivíduos com maior fidelidade de marca provavelmente comprariam os produtos da marca com mais frequência, bem como

em um volume maior. O estudo pode ser replicado com consumidores de outros países como o Brasil. (KANANUKUL; JUNG; WATCHRAVESRINGKAN, 2015).

Mainardes et al. (2019) verificaram as diferenças da influência da qualidade da experiência do cliente no valor, confiança na marca, qualidade percebida, risco percebido e intenção de compra de clientes de franquia e clientes de lojas que não são franquias. Os resultados mostram indicações da vantagem competitiva das franquias sobre não franquias, justificando os investimentos que as empresas de mercado têm feito no desenvolvimento da qualidade da experiência do cliente (MAINARDES et al., 2019).

Schmidt-Kessen et al. (2020) examinaram o uso de duas plataformas públicas de defesa do consumidor: consumidor.gov.br, uma plataforma brasileira e ODR, fornecida pela União Européia. Essas plataformas são mecanismos de resolução de litígios *on-line* entre consumidores e fornecedores. Os resultados demonstram que quando uma empresa trata os problemas de seus clientes de forma rápida, o consumidor tende a diminuir sua insatisfação e aumentar a percepção de valor da marca.

Apesar dos avanços teóricos sobre como as organizações devem gerenciar a experiência de seus consumidores, há uma falta de compreensão sobre as variáveis como a interação dos clientes entre si, o engajamento de conteúdo e a comunicação efetiva afetam as experiências online do consumidor. Um estudo evidenciou que as interações cliente-cliente aumentam a chance de compra de um produto ou serviço (KHAROUF et al., 2020). Além disso, os clientes estão dispostos a divulgar dados pessoais e comportamentais a uma companhia em troca de prêmios ou serviços adicionais. Em combinação com novas tecnologias, as empresas podem oferecer produtos personalizados aos seus clientes e também criar recompensas. (STEINER; MAAS, 2018).

Outro estudo analisou um banco de dados de uma empresa brasileira para avaliar a diferença de rentabilidade entre clientes esporádicos e frequentes que realizam compras *online*. Os resultados mostraram que a rentabilidade dos clientes esporádicos pode ser maior do que a dos compradores frequentes (JOIA, 2005).

2.2.2 Cadeia de suprimentos

O Brasil é um país continental, o que faz com que diversas áreas de produção sejam localizadas longe dos portos e aeroportos. Assim, a infraestrutura de armazenamento, transporte e embarque representa um fator importante na exportação de bens (DE LIMA et al., 2018). Para diminuir o tempo de transporte e consequentemente o

tempo de entrega de mercadorias, o uso de pontos de coleta e entrega dentro de redes de distribuição tem se tornado uma estratégia de distribuição cada vez mais utilizada (JANJEVIC; WINKENBACH; MERCHÁN, 2019).

Há ainda o surgimento de muitos portos secos no Brasil, que são terminais intermodais internos, diretamente conectados por uma rodovia ou ferrovia a um porto marítimo, servem como importante player logístico do país, oferecem serviços adicionais com um custo de armazenamento e manuseio mais barato, principalmente para cargas vindas de importação e estão sendo conectados a portos por meio de rodovias, tornando-se importantes centros de transbordo de carga vinda do mar para destinos no interior do país. (RODRIGUES et al., 2021).

No Brasil existe uma tendência de se concentrar o *e-commerce* em grandes empresas que possuem longa tradição no varejo. De certa forma, a inexistência de serviços de distribuição de alto padrão pode ser a principal barreira de entrada para empresas menores no processo (NOVAES E CHRAIM, 2000).

Embora o uso de provedores de serviços de logística de terceiros esteja crescendo, existem várias experiências de terceirização sem sucesso, já relatadas na literatura (BANDEIRA; MAÇADA; BRITO, 2015). Ainda, opções de *leasing* podem fazer com que a companhia enfrente menos exposição às incertezas de demanda sem investir grande quantidade de recursos na compra de novos veículos (CARREIRA; LULLI; ANTUNES, 2017).

Pigatto et al. (2017) analisaram 30 empresas que operam no setor de entrega on-line no Brasil. As principais plataformas brasileiras receberam grande investimento internacional, crescendo com a aquisição de empresas, algumas tornando-os líderes de mercado. Existe grande presença dessas empresas nas redes sociais, divulgando e interagindo com seus clientes, aumentando sua visibilidade e gerando novas perspectivas. Os resultados da análise dos sites mostraram que a dimensão "conteúdo" foi aquela com a mais alta incidência de participação, seguida pela "funcionalidade" da dimensão e depois a dimensão "usabilidade". A desvantagem foi o parâmetro de segurança de acesso desde que apenas 54% dos sites mostraram o uso de recursos de criptografia e o *site* seguro.

O serviço de entrega *on-line* está crescendo rapidamente, seguindo a expansão do uso da internet como um todo, reunindo a inovação e conveniência para seus clientes, adicionadas à facilidade de acesso a telefones celulares e internet, que contribuíram para o surgimento de um grande número de plataformas que oferecem este serviço no Brasil.

O processo de consolidação do setor foi acompanhado de uma criação de grandes grupos apoiados pelo capital estrangeiro (PIGATTO et al., 2017).

Segundo Knoll et al. (2017), os setores público e privado brasileiro precisam estabelecer um sistema de rastreabilidade confiável e uma plataforma de informação. Isso, juntamente com os investimentos em *marketing e branding*, facilitaria as respostas entre os comerciantes e os consumidores e melhoraria a sustentabilidade da cadeia de suprimentos.

No que tange o aspecto de relacionamento *B2C - Business to Consumer*, tem-se que a gestão do conhecimento sobre os dados de clientes pode ajudar diversas organizações em seus processos de gerenciamento de destinos (MUNIZ et al., 2020). Os dados que mais influenciam as compras dos clientes em uma loja *online* são: valor de pagamento para o primeiro pedido, número de itens comprados e custo de envio, categorias dos produtos comprados, ambiente demográfico do cliente e localização do cliente. Ao mesmo tempo, a intenção de compra não é influenciada por densidade populacional na área e divisão do cliente em áreas rurais e urbanas, revisão quantitativa de uma compra anterior e revisão qualitativa como um todo (MATUSZELANSKI; KOPCZEWSKA, 2022), mesmo que estas características precisem ser avaliadas em tomadas de decisão relacionadas à cadeia de suprimentos.

Os problemas relacionados à entrega em domicílio tornam-se cada vez mais evidentes com o crescimento do comércio eletrônico. As estações de entrega automática representam uma solução para reduzir o número de entregas e consolidar a lista de encomendas, minimizando os quilômetros percorridos e os custos da distribuição de mercadorias em perímetro urbano. Os resultados de uma pesquisa realizada em Belo Horizonte, Brasil, indicam que embora a entrega domiciliar seja a opção preferida, as estações de entrega automática também são atrativas para compradores on-line (OLIVEIRA et al., 2017).

Os fatores que mais têm impactado os consumidores no momento de realização de uma compra *online* em relação aos aspectos logísticos são o prazo de entrega, preço de produto e preço de entrega. (MAGALHÃES; DJAV, 2021). As políticas de compras online permitem que os clientes devolvam as mercadorias dentro do prazo de sete dias a contar do recebimento do pedido em caso de arrependimento ou ainda efetue trocas de produtos quando necessário. O comércio eletrônico apresenta taxas de retorno muito maiores do que o comércio tradicional. Por isso, o gerenciamento de devoluções está ganhando importância crescente tanto na literatura acadêmica como entre os profissionais da cadeia

de suprimentos, não apenas como uma ferramenta na prática da sustentabilidade, mas também pelo seu papel estratégico em muitos setores econômicos.

Vários estudos mostram como o gerenciamento de retornos (arrependimentos) eficientemente pode reduzir os custos e fornecer uma vantagem competitiva para as empresas. (DE ARAÚJO et al., 2018). Curvelo Santana et al. (2021) analisaram a viabilidade de processos sustentáveis de logística reversa da indústria de fabricação de telefones celulares no Brasil e estimaram que cerca de 15% dos produtos são devolvidos ao mercado sem remanufatura, 15% são usados para os componentes recuperados, e 70% são reconicionados para o retorno ao mercado. O processo de reconicionamento provou ser lucrativo em relação ao fluxo de caixa da companhia e também pela pouca quantidade de materiais descartados.

Outro ponto de destaque está relacionado ao atual período de pandemia COVID-19 que o Brasil tem enfrentado. Este fato levou muitos clientes exclusivos do varejo físico para o varejo online, dada a atual crise instalada pelo Novo Coronavírus (ECOMMERCE BRASIL, 2020). Os impactos significativos foram percebidos na venda de alguns produtos e serviços no Brasil. Devido a este impacto, a inexistência de serviços de distribuição de alto padrão pode ser a principal barreira de entrada para empresas menores no processo. Os varejistas devem observar que o uso de delivery lockers representa uma solução para reduzir o número de tentativas de entregas (ALVES et al., 2019). Há potencial para uma nova solução com local de coleta e consequente possibilidade de redução no custo de frete e no tempo de entrega, considerando que o local de coleta estivesse localizado ao longo do trajeto diário do cliente (DA SILVA et al., 2019).

2.2.3 Novas tecnologias

Devido à grande demanda de novas tecnologias, como redes sociais, *e-commerce* e computação em nuvem, mais energia está sendo consumida para armazenar todos os dados produzidos, fornecendo, ao mesmo tempo, a disponibilidade de espaço e confiabilidade necessárias (FERREIRA et al., 2019).

A aplicação da Internet para atividades comerciais e administrativas tradicionais introduziu uma grande digitalização e automação de processos. Os benefícios estendem-se também ao ramo acadêmico, com pesquisas sendo aplicadas de forma eletrônica, proporcionando custos marginais extremamente baixos, automação de processos e a capacidade de coletar e gerenciar amostras grandes (SCORNAVACCA; BARNES; BECKER, 2004).

Borges, Hoppen e Luce (2009) analisaram a maneira como as empresas lidam com a inteligência de mercado para facilitar a identificação das necessidades do cliente e gerar a resposta apropriada a essas necessidades. As descobertas indicam que o investimento em sistemas interorganizacionais apoia fortemente o desenvolvimento de capacidades de orientação para o mercado.

Jovens consumidores são significativamente influenciados pela prontidão tecnológica, ou seja, a velocidade com a qual determinada empresa reage para resolver um problema ou aumentar a velocidade de algum de seus processos, por exemplo, fazendo uso de uma nova tecnologia. Os brasileiros costumam ser mais emotivos do que os consumidores de culturas mais racionais (FERREIRA; DA ROCHA; DA SILVA, 2014).

As implicações gerenciais mostram que a qualidade do site influencia as dimensões da confiança, satisfação e lealdade do cliente (CURTH et al., 2020). O contexto cultural impacta o comportamento do consumidor online (OLIVEIRA et al., 2016). Os artigos selecionados enfatizam que as empresas atuantes no e-commerce ou novos entrantes devem investir na construção e no fortalecimento da marca e/ou do *website* (OLIVEIRA et al., 2016). É necessário apresentar preços competitivos que agregam valor ao consumidor e, ao mesmo tempo, proporcionar uma estrutura de segurança nas plataformas de compra digital adequadas às necessidades do seu público alvo. (SORDI et al., 2009).

A informação ao consumidor, fornecida no *website*, também é essencial para a pesquisa e a recomendação de produtos, principalmente para entender a jornada do cliente que realiza compra online. Várias plataformas de comércio eletrônico permitem que os vendedores registrem, descrevam e organizem os próprios produtos, usando *tags* e outros ornamentos textuais (BELEM et al., 2020).

Um exame histórico da estratégia de *e-business* mostra que muitas organizações formularam excelentes estratégias conceituais para e-business, mas não conseguiram fornecer uma execução adequada. Uma chave para estratégias de Internet bem-sucedidas é a liderança mostrada pela alta administração. As demandas tecnológicas também podem entrar em conflito com a implementação bem-sucedida de iniciativas de *e-business*, exigindo maior interação entre os membros da administração da empresa (ZILBER; VASCONCELLOS, 2005).

2.2.4 E-Commerce no Brasil

A economia brasileira tem se caracterizado pela mudança da natureza da distribuição de renda do país. O Brasil possuía uma distribuição de renda em forma de pirâmide típica de muitos países menos desenvolvidos, porém isso está rapidamente dando lugar a uma distribuição de renda em forma de diamante devido ao surgimento de uma classe média consumidora crescente (GOUVEA; KAPELIANIS; MONTOYA, 2018).

O e-commerce está crescendo rapidamente no Brasil, liderado por setores de informação e transação, como finanças, manufatura, atacado e varejo. O e-commerce levanta questões para o Brasil em termos de sua relação com a economia global. Embora a maioria das compras online envolvam bens importados, o e-commerce também oferece oportunidades de venda de produtos produzidos no Brasil e que passam a participar de cadeias de valor internacionais (TIGRE, 2003).

O e-commerce B2B parece ser impulsionado por forças globais, enquanto B2C parece ser um fenômeno mais local. O B2B é impulsionado pela concorrência global que incentiva o uso de e-commerce pelos seus fornecedores, clientes e subsidiárias globais. Isso cria pressões em empresas locais para adotar o e-commerce de forma a se manter competitivo. O B2C, no entanto, é impulsionado pelos mercados consumidores, que são principalmente locais e divergentes. Ainda que todos os consumidores desejem conveniência e preços baixos, as preferências, valores de consumo, a cultura nacional e os sistemas de distribuição diferem de acordo com os países e definem as diferenças nos mercados de consumo locais. Em termos de política, os estudos de caso sugerem que possibilitar as políticas como a liberalização do comércio e das telecomunicações provavelmente terão o maior impacto no comércio eletrônico, tornando as TICs e os serviços de Internet mais acessíveis às empresas e consumidores, aumentando a pressão sobre as empresas para competir online. A legislação específica do comércio eletrônico parece não ter um impacto tão grande, embora a proteção inadequada para os compradores e vendedores em alguns países sugira que mais mecanismos precisam ser elaborados para garantir uma maior confiança on-line (GIBBS; KRAEMER; DEDRICK, 2003).

2.2.4.1 COVID-19 no Brasil

No dia 8 de dezembro de 2019 foram registrados os primeiros casos de coronavírus em um hospital de Wuhan, na China. Os pacientes seriam frequentadores de um mercado atacadista de animais. Em janeiro de 2020 a OMS (Organização Mundial da Saúde) emitiu um comunicado sobre uma “pneumonia de causa desconhecida” e, dias depois, reconheceu o alto risco de epidemia. No mês seguinte alguns brasileiros que viviam na cidade chinesa afetada pelo novo vírus foram trazidos de volta ao Brasil e ficaram em quarentena no país. Outros casos de suspeita de COVID-19 começaram a aparecer no Brasil, mas somente dia 26 de fevereiro de 2020 teve-se o primeiro caso confirmado da doença. O Caso foi registrado em São Paulo e o paciente era um homem de 61 anos que havia viajado à Itália (UNASUS, 2020).

Os casos de suspeita de COVID-19 seguiam aumentando no país nos meses seguintes, mas as confirmações ainda eram poucas. O Governo brasileiro começou a divulgar medidas de segurança como uso de máscaras de proteção individuais e realizar compras de insumos como testes de detecção e demais insumos hospitalares. Em março de 2020 teve-se confirmação de transmissão interna do novo vírus e assim o Ministério da Saúde decidiu ampliar as medidas para reforçar a assistência hospitalar no enfrentamento ao coronavírus no Brasil (SANARMED, 2020).

Em 11 de março de 2020 a OMS declarou a pandemia de coronavírus no mundo. No dia 13 de março de 2020 a primeira vítima de COVID-19 no Brasil foi curada, seguindo critérios de isolamento e demais cuidados médicos. Em 17 de março de 2020 foi registrada a primeira morte pela doença no país e então algumas prefeituras locais começaram a restringir as atividades de comércio e circulação de pessoas para conter o contágio pelo vírus. Nesta época já registrava-se transmissão comunitária, quando não é identificada a origem da contaminação (SANARMED, 2020).

O Ministério da Saúde deu autoridade aos gestores nacionais para que adotassem medidas a fim de promover distanciamento social e evitar aglomerações. Os casos de suspeita, confirmados e óbitos continuaram crescendo no Brasil durante o período. No final de abril de 2020 a ANVISA (Agência Nacional de Vigilância Sanitária) aprovou a realização de testes rápidos para detecção de Covid-19 em farmácias e drogarias. Até então, os diagnósticos eram feitos apenas em clínicas ou hospitais (SANARMED, 2020).

Em setembro de 2020 já haviam sido confirmadas mais de 143 mil mortes causadas por COVID-19 no Brasil e o Governo do país luta para conseguir vacinas estrangeiras e também começam os testes da Coronavac, vacina produzida em território

nacional.

Em janeiro de 2021, após muitos brasileiros terem deixado de seguir as indicações de distanciamento social e terem realizado festas de final de ano, o Brasil registrou a terceira maior alta no número de óbitos por COVID-19, chegando à marca de 200 mil mortes. Neste mesmo mês a Anvisa concedeu a aprovação para uso emergencial das vacinas CoronaVac e Oxford e iniciou-se o processo de vacinação no país. Ao final do ano de 2021 o Brasil tinha pelo menos 80% de sua população já vacinada com duas doses da vacina contra Covid-19 (CORONAVÍRUS BRASIL, 2022).

Em fevereiro de 2022, último período analisado até a realização deste trabalho, foram confirmados 649.443 óbitos no Brasil, causados pelo coronavírus. O índice de contágio seguia alto, mas devido à forte campanha de vacinação realizada no país o índice de cura também aumentava a cada dia. Neste momento 28.786.072 diagnósticos haviam sido confirmados desde o início da pandemia e havia uma tendência de queda nos casos da doença (G1, 2020).

2.2.5 Tomada de decisão em pequenas e médias empresas (PMEs)

Pequenas e médias empresas (PME) se destacam na economia dos países, uma vez que atuam como fonte de renda e emprego para a população, coesão social, diversificação de mercado, além de contribuir para a redução da pobreza. Atualmente, as empresas em todo o mundo enfrentam as consequências da crise econômica causada pela pandemia da COVID-19, principalmente as PMEs (DE CARVALHO; DUMKE, 2021).

A demanda por iniciativas que contribuam para aumentar a produtividade das PMEs estão relacionadas à sua importância para a economia dos países. Um dos fatores para aumentar a capacidade competitiva das PME é incentivar a certificação de qualidade e conformidade através da certificação ISO 9001, que é um sistema de gestão que tem como objetivo garantir a qualidade dos processos de uma organização. De Carvalho e Dumke (2021) realizaram estudos em duas empresas e concluíram que as barreiras associadas à implementação dos requisitos à ISO 9001 estão principalmente associadas à liderança, engajamento de pessoas, abordagem de processos, melhoria, tomada de decisões e gerenciamento de risco baseadas em evidências.

Muitas PMEs têm migrado do comércio físico para o comércio eletrônico e digitalizado. Parceiros estratégicos ecossistema de inovação podem auxiliar neste processo (BELIAEVA et al., 2019). Os achados demonstraram que as iniciativas administrativas para a digitalização buscam consumir o empreendedorismo digital em

economias emergentes, fornecendo assim melhores chances de crescimento econômico e de sustentabilidade do negócio (JAWAD; NAZ; MAROOF, 2021).

A adaptação se faz necessária em organizações que importam um modelo de negócio de outra localidade para implementação em um novo país, sendo que o fator cultural é o mais relevante e que demanda maiores esforços, reduzindo assim a dissonância cognitiva na subsidiária (POZZEBON; VAN HECK, 2006).

Um modelo de negócios crescente no Brasil é o de franquias. Melo et al. (2021) buscaram entender os fatores que propiciam a atração de cadeias de franquia às cidades do interior do Brasil. Pode-se verificar que a maioria das cidades analisadas têm grandes potenciais para implantação de filiais de uma marca e que o interior do país ainda é pouco visado pelas matrizes para instalação de novas lojas.

Ainda que a literatura acadêmica venha examinado a orientação do mercado, a quantidade de estudos ainda é limitada em relação às PMEs. Devido a restrições de recursos, as PMEs são especialmente vulneráveis à incerteza ambiental. Pequenas empresas que contam com níveis mais altos de orientação de mercado têm capacidade de respostas rápidas em economias turbulentas e, desta forma, conseguem aproveitar as oportunidades de vantagem competitiva frente aos concorrentes (DIDONET et al., 2012).

Os gestores de PMEs precisam entender as diferenças culturais e a forma como as pessoas compram, além de entender o mercado, a economia e as leis de várias regiões em todo o mundo. O uso de tecnologia para compras não é uma experiência global homogênea. Considerando o crescimento esperado para o comércio eletrônico, os varejistas com aspirações globais precisam ter uma vantagem competitiva forte e sustentável em produtos, operações, marketing e reputação de marca, além de um plano estratégico claro. Os mesmos fatores críticos para a expansão de lojas físicas são aplicáveis ao crescimento de lojas *on-line*. Ter uma presença bem sucedida e de longo prazo no local de atuação requer uma compreensão da infraestrutura, demografia, sistemas políticos e econômicos da localidade, além da consciência cultural e uma compreensão das práticas de compras (HUNT; WATTS; BRYANT, 2018).

2.2.6 Impactos ambientais

A percepção de sustentabilidade pode ser entendida como a consciência dos humanos sobre o meio ambiente. Um estudo demonstrou que a maior parte dos brasileiros têm uma percepção muito baixa ou baixa de sustentabilidade (VINCENZI et al., 2018). No Brasil, há diferenças nas formas como empresas e pessoas percebem as

questões de sustentabilidade e baixa emissão de carbono. Nas empresas, por exemplo, a maior parte de redução de emissões e poluentes é implementada por meio de logística de baixo carbono, apesar de ser exigida por várias frentes. Mesmo com os esforços, sabe-se que as empresas não estão adotando uma gama completa de práticas de operações de baixo carbono, o que acarreta em perdas para toda a população, como também para as organizações (WANKE et al., 2021).

As cadeias de suprimentos de alimentos enfrentam desafios para o gerenciamento de cadeia de suprimentos sustentável, como gerenciamento de resíduos e questões ambientais (POHLMANN et al., 2019). Um dos impactos ambientais mais percebidos no Brasil é justamente a perda de alimentos. Esta perda gera resíduos e consequentemente custos sociais e econômicos além dos ambientais. Mesmo que este desperdício ocorra em diferentes níveis de cadeias de suprimentos de alimentos, as empresas varejistas podem desempenhar um papel fundamental para diminuir esta perda (WERDERITS SILVA; DA SILVA CÉSAR; CONEJERO, 2021).

Várias políticas públicas destinadas a combater o desperdício de alimentos foram implementadas em todo o mundo. O Brasil estabeleceu a política nacional sobre resíduos sólidos e aprovou uma legislação visando a diminuição da fome no país por pessoas em situação de desamparo social. Essas medidas fizeram com que os varejistas buscassem maneiras de minimizar desperdícios e buscassem destinos para descarte de lixo orgânico.

Os alimentos com maior perecibilidade (frutas, legumes, produtos de açougue e padaria) têm uma porcentagem maior de perda. As principais razões para essas perdas foram avarias operacionais (falhas de gerenciamento) e roubo interno e externo. Para todos os casos, a venda de bens recicláveis e o descarte adequado em aterros são as principais estratégias para destinos alternativos de alimentos não utilizados (WERDERITS SILVA; DA SILVA CÉSAR; CONEJERO, 2021).

Bastidas e Isaac (2019) afirmam que o Brasil alcançou avanços significativos na mitigação climática, reduzindo suas emissões de gases de efeito estufa na última década. O país se comprometeu a promover ações com base no Acordo de Paris. O Brasil pode atingir os objetivos de redução do desmatamento e redução de emissão de CO₂ se promover políticas públicas que incentivem uma economia orientada a serviços, reduzindo os investimentos nos setores de fabricação e extração. Esta estratégia poderia também gerar empregos, fazer com que o país dependesse de menos produtos importados e produzir maior receita tributária.

Baran e Legey (2013) realizaram um estudo sobre o impacto no consumo de energia da introdução de veículos elétricos para o mercado brasileiro. Os veículos

elétricos são atrativos e servem como alternativa ao uso de automóveis movidos a combustíveis fósseis. A eletricidade não seria totalmente substituída, mas serviria como um complemento ao uso de etanol e gasolina.

2.2.7 Previsão de demanda

A previsão é uma das entradas fundamentais para apoiar as decisões de planejamento nas cadeias de varejo (HOELTGEBAUM et al., 2021). A Previsão de demanda é importante para auxiliar os gestores na tomada de decisão, pois por meio dela a organização pode organizar o estoque e as capacidades técnicas necessárias para atender as necessidades dos clientes finais. Uma previsão feita de forma correta, baseada em modelos estatísticos e dados pré-definidos, pode fazer com que a empresa possa se antecipar a tendências de mercado e atender os clientes prontamente (VEIGA, 2009).

Mesmo que não seja possível saber exatamente quanto a empresa precisará investir, ou vender, ou terá de faturamento, essas previsões auxiliam a organização a ter uma visão de longo prazo. A partir das tendências de comportamento do consumidor, o cenário econômico e outros dados pode-se projetar expectativas de faturamento realmente próximas da realidade. Segundo Tubino (2000), a previsão de demanda é a base para o planejamento da produção e vendas para as organizações. A responsabilidade pela elaboração da previsão geralmente fica a cargo de um ou vários setores nas empresas, a exemplo da área de *Marketing*, Vendas e operações. É importante destacar que o alinhamento entre as áreas chave da empresa é essencial para melhor planejamento da demanda.

A descrição das técnicas de previsão pode ser qualitativa ou quantitativa. As técnicas qualitativas englobam as previsões baseadas em séries temporais, com técnicas para a previsão da média, tendência e sazonalidade e as previsões baseadas em correlações (TUBINO, 2000). Por outro lado, as abordagens quantitativas visam analisar os dados passados de forma objetiva, utilizando modelos matemáticos para propor demandas futuras. Para este autor, as técnicas podem ser temporais ou baseadas em correlações (TUBINO, 2000).

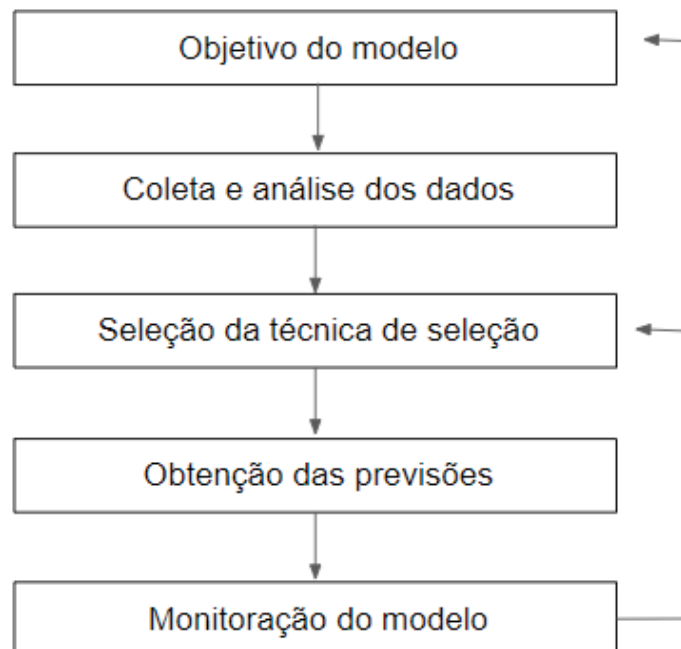
Uma previsão de demanda em alguns casos pode apresentar erros e isso é de sua natureza, pois ela sugere uma visão baseada em dados passados sobre o que pode acontecer no futuro. Para uma previsão ser mais acurada, várias análises e modelos são necessários (CORRÊA, 2016).

É importante manter atenção quanto aos erros nas previsões de demanda para que tenham o menor erro possível. Corrêa (2016) cita quatro principais erros das previsões:

- a) Confundir previsões com metas e metas como se fossem previsões;
- b) Investir demasiado tempo e esforço com “acertos” ou “erros” nas previsões, quando o mais relevante seria discutir “o quanto” se está errando, buscando reduzir estes “erros”;
- c) Considerar apenas em número nas previsões que são aplicadas às operações (para este caso deve-se considerar dois números: a previsão em si e a estimativa de erro);
- d) Desistir ou não manter foco suficiente sobre a otimização dos processos de previsão por não “acertar” as previsões, quando, se tratando de operações, não há necessidade de previsões perfeitas e sim de consistência nas melhorias.

Um modelo de previsão de demanda pode ser dividido em cinco etapas distintas, dispostas pelo autor, como mostrado na Figura 4.

FIGURA 4 - ETAPAS DE UM MODELO DE PREVISÃO DE DEMANDA



Fonte: TUBINO (2000, p.16).

O objetivo de um modelo de previsão de demanda é o meio pelo qual coletam-se e analisam-se os dados. Neste sentido faz-se a seleção da técnica de previsão adequada,

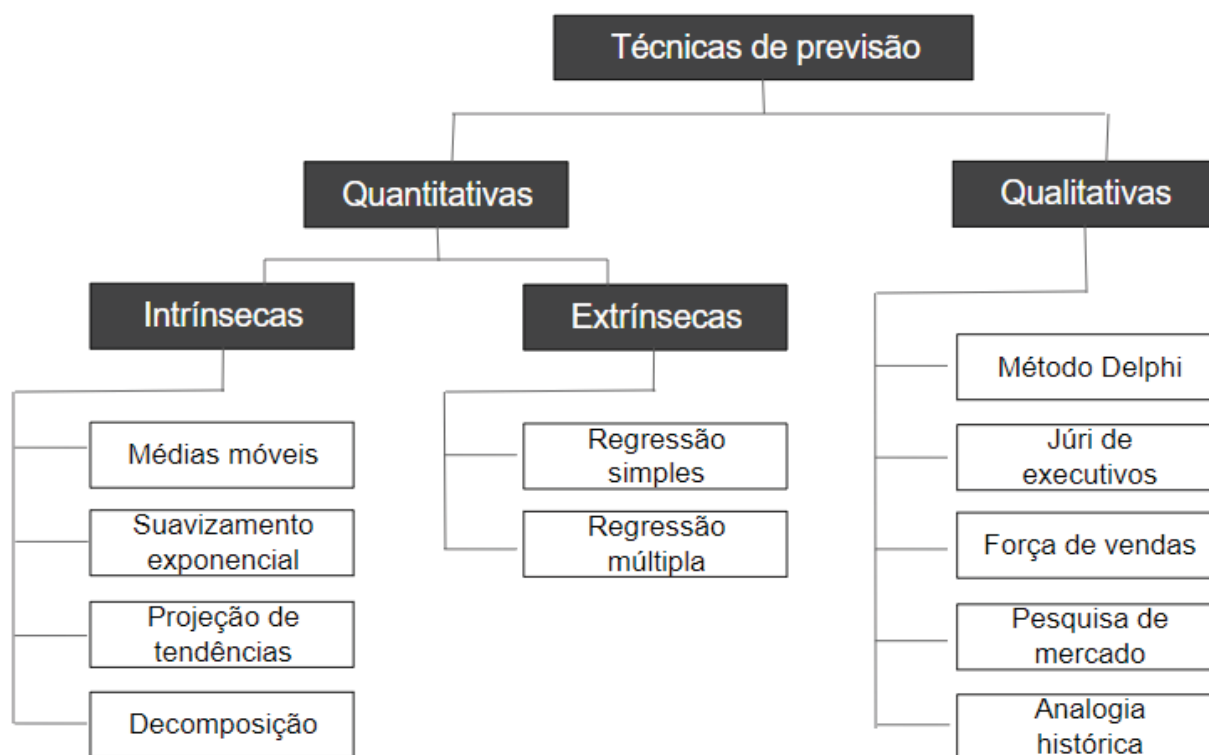
cálculos de previsão e monitoramento com base nas atualizações dos parâmetros utilizados no modelo, como forma de *feedback*, por uma análise do erro de previsão (TUBINO, 2000).

2.3 MODELOS DE PREVISÃO DE DEMANDA

A literatura destaca que os métodos de previsão de demanda podem ser classificados como qualitativos ou quantitativos. Os modelos qualitativos são utilizados, majoritariamente, quando não se tem acesso aos dados históricos brutos necessários para os cálculos de demanda (TUBINO, 2000). Estes modelos são baseados em fatores subjetivos e de julgamento e dividem-se em técnicas extrínsecas e intrínsecas (CORRÊA, 2016).

Os métodos quantitativos geralmente precisam de longos históricos para que seja possível identificar padrões de comportamento que possam corroborar para análise de fenômenos futuros. Os métodos de previsão podem ser divididos em três categorias: qualitativos, de projeção histórica e causais (BALLOU, 2006). Cada um deles tem diferentes níveis de exatidão em suas previsões de curto e longo prazo, nível de sofisticação e base lógica. A Figura 5 apresenta as principais abordagens para métodos e tratamento de informações em previsão.

FIGURA 5 - ABORDAGENS PARA MÉTODOS DE TRATAMENTO DE INFORMAÇÕES EM PREVISÕES



Fonte: CORRÊA (2016, p. 248).

Para BALLOU (2006), os métodos qualitativos são aqueles que recorrem a julgamentos, intuição, pesquisas ou técnicas comparativas com o objetivo de produzir estimativas quantitativas sobre o futuro. Para este autor, os métodos de projeção histórica podem ser aplicados quando se dispõe de um número razoável de dados históricos e a tendência e variação nas séries temporais são estáveis e bem definidas. A projeção destes dados no futuro pode significar uma previsão de curto prazo eficiente. Por fim, os métodos causais são aqueles em que o nível de previsão é derivado do nível de outras variáveis relacionadas, como por exemplo, relacionar o nível de satisfação do cliente à possíveis vendas futuras (BALLOU, 2006).

2.3.1 Modelos lineares

Os modelos lineares tradicionais são métodos para previsão de demanda utilizados quando não há necessidade de conhecer em profundidade os dados analisados e suas relações. Os modelos lineares são também conhecidos como modelos de regressão linear, que representam uma resposta escalar a um comportamento observado entre duas variáveis, ou seja, tempo e demanda, por exemplo (FREEDMAN, 2009).

O modelo de regressão linear não consegue representar as variações de tendência e sazonalidade, normalmente gerando uma curva achatada que não é sensível a estes elementos, podendo explicar o comportamento dos dados em termos de direção para qual crescem ou facilitar uma interpretação gráfica, porém aproximando-se da realidade através da média (CAIADO, 2006). Percebe-se que recorrentemente este modelo traz valores muito diferentes dos observados para cada período, devido a demanda e sazonalidade achatadas, que acabam embutidas em sua curva e quando adicionada uma métrica de desempenho que eleva ao quadrado o erro do método (MSE), por exemplo, fica revelada sua fraqueza.

Nesse sentido, os modelos de Holt-Winters e SARIMA são métodos adicionados destas variáveis, que captam estas tendências e sazonalidades, replicando-as nas previsões para o futuro, ambos reduzindo o erro observado período a período, porém sendo o modelo SARIMA o que fornece maior flexibilidade e controle para estas tentativas de previsão e, por este motivo, o mais complexo (MORETTIN E TOLOI, 1987).

2.3.2 Modelo de Holt-Winters

O modelo de Holt-Winters é um modelo de previsão de demanda que se refere a uma suavização exponencial incrementada com variáveis que permitem observar a sazonalidade e a tendência. Ele pode ser tanto aditivo como multiplicativo (MORETTIN, TOLOI, 1987). O escopo deste trabalho aborda somente o formato multiplicativo do modelo.

O modelo de Winters foi construído a partir do modelo de Holt (WINTERS, 1960), que não considerava a sazonalidade, apenas tendência. Winters, aluno de Holt, acrescentou uma variável para sazonalidade na equação que formatou o modelo para o conhecido Holt-Winters. Logo, o método fornece, com base em sazonalidade e tendência, uma previsão para períodos posteriores, como apresentado nas equações 1, 2, 3 e 4 (CAIADO, 2006). As equações 1-4 apresentam o modelo.

$$\text{Nível: } L_t = \alpha * (Y_t / S_{t-s}) + (1 - \alpha) * (L_{t-1} + b_{t-1}) \quad (1)$$

$$\text{Tendência: } bt = \beta * (L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta) * b_{t-1} \quad (2)$$

$$\text{Sazonalidade: } S_t = \gamma * (Y_t / L_t) + (1 - \gamma) * S_{t-s} \quad (3)$$

$$\text{Previsão para período } m: F_{t+m} = (L_t + m * b_t) * S_{t+m-s} \quad (4)$$

O método HW funciona a partir da soma de duas variáveis que são o valor da demanda atual acrescido do valor da demanda do período anterior, esta acrescida da tendência e aquela (demanda atual), demovida de sua sazonalidade. Para a previsão de um certo período m , adicionam-se à soma destas variáveis obtidas (L_t) a tendência multiplicada pelo período que se deseja obter ($m \cdot b_t$) e, depois, multiplica-se pela sazonalidade para devolvê-la à previsão do período m desejado (CAIADO, 2006).

2.3.3 Holt-Winters multiplicativo

Este trabalho analisa apenas o método multiplicativo do modelo de Holt-Winters. Desta forma, o método pode ser utilizado para uso em séries temporais que apresentam tendência de forma linear e sazonalidade (CAIADO, 2006). Um dos pressupostos deste modelo é supor que a amplitude da sazonalidade varia de acordo com o tempo e que, geralmente, a variação ocorre de forma crescente, sendo capaz de englobar tanto a tendência linear quanto os efeitos sazonais. Todos os modelos de lineares de séries temporais possuem equivalência estatística com o modelo ARIMA, com exceção do modelo HW multiplicativo e, por este motivo, o modelo foi selecionado para este estudo comparativo.

A fórmula de cálculo do modelo Holt-Winters multiplicativo é apresentada nas equações 4, 5 e 6. A definição dos termos da equação são apresentados na sequência.

$$\text{Nível } L_t = \alpha (Y_t / S_{t-p}) + (1 - \alpha) [L_{t-1} + T_{t-1}] \quad (5)$$

$$\text{Tendência } T_t = \gamma [L_t - L_{t-1}] + (1 - \gamma) T_{t-1} \quad (6)$$

$$\text{Sazonalidade } S_t = \delta (Y_t / L_t) + (1 - \delta) S_{t-p} \quad (7)$$

$$\text{Previsão } \hat{Y}_t = (L_{t-1} + T_{t-1}) S_{t-p} \quad (8)$$

Termo	Descrição
L_t	nível no tempo t , α é o peso para o nível
T_t	tendência no tempo t
γ	peso para a tendência
S_t	componente sazonal no tempo t
δ	peso do componente sazonal
p	período sazonal
Y_t	valor do dado no tempo t

$\hat{Y}_t$ valor ajustado, ou previsão para um período à frente no tempo

2.3.4 Modelo ARIMA

O modelo ARIMA é um processo iterativo, necessariamente computadorizado devido à sua complexidade, e que produz um modelo auto-regressivo (AR) com média móvel integrada (*integrated moving average* - IMA) que observa fatores de tendência, sendo normalmente utilizado para previsões de curto e médio prazo (BALLOU, 2006). Além disso, os modelos auto-regressivos consideram níveis constantes (série estacionária). O ajuste da fórmula é feito através dos parâmetros p , d e q .

O modelo ARIMA é apresentado pela equação 9:

$$Y_t = c + \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \theta_1 e_{t-1} + \dots + \theta_q e_{t-q} + e_t \quad (9)$$

2.3.5 Modelo SARIMA

O modelo SARIMA é uma extensão do modelo ARIMA para séries temporais que apresentam sazonalidade (BOX; JENKINS, 1970). Este também é um processo iterativo e necessariamente computadorizado, porém que observa fatores sazonais adicionais.

O modelo SARIMA permite ajustes finos e flexibilização da previsão que se deseja fazer. Isto é feito através dos parâmetros P , D , Q e m . Como já explorado, modelos auto-regressivos (AR) não observam tendência ou sazonalidade. Para isso, o método SARIMA é construído em dois passos: o primeiro é a captura da tendência e da sazonalidade e então a captura da auto-correlação. Neste modelo é necessário fazer um passo de diferenciação nos dados a serem utilizados, para assim separar tendência e sazonalidade dos dados utilizados (CAIADO, 2006). O modelo SARIMA deriva de modelos de regressão de meados do século XX, tendo sido popularizado na sua forma conhecida hoje por Box e Jenkins na década de 1970 (BALLOU, 2006). Desta forma, o modelo SARIMA também é conhecido pelo nome de modelo *Box-Jenkins*.

A literatura evidencia que o modelo SARIMA é melhor utilizado por sistemas de *big data*, porém é menos popular, pois é difícil de ser explicado e de se interpretar seus coeficientes. Ele também extrapola dados passados para o futuro e quanto mais variáveis diferentes se utilizam, maiores são os riscos de sobrealimentar o modelo e gerar uma

previsão futura viciada, motivo pelo qual este método somente deve ser utilizado para curto e médio prazo (BALLOU, 2006).

Os modelos de regressão linear mais complexos como SARIMA e Holt-Winters consideram correções feitas período a período para se estabelecer valores mais fidedignos a seus coeficientes, porém como projetam-se depois dados no futuro, não há com o que compará-los para deduzir o erro dos modelos, assim, o MAPE e o MSE serão utilizados como medida de avaliação de desempenho para os modelos.

2.3.6 Métricas de desempenho - MAPE e MSE

O Erro Absoluto Médio Percentual (MAPE) serve para medir o erro de uma previsão em porcentagem. Ele é calculado com a média do erro percentual, pela equação 10.

$$\left(\frac{1}{n} \sum \frac{|REAL - PREVISÃO|}{REAL} \right) \times 100 \quad (10)$$

O MAPE é um dos principais métodos de medição de erros utilizado pelas organizações, porque costuma ter fácil interpretação, além de facilidade de leitura, já que é demonstrado em termos percentuais (WYATT, 2012). Outra possível vantagem é a possibilidade de analisar um resultado mesmo quando o volume total de determinada demanda não é conhecido, diferentemente do que acontece com medidas de valores absolutos.

Sugere-se utilizar o MAPE quando se tem acesso a um número grande de dados passados. Como o valor real da demanda está localizado no denominador na fórmula, o MAPE assume valores extremos em casos de baixa demanda de determinado item ou período. A sensibilidade na escala torna o método pouco indicado como medida de erro para baixos volumes de dados (WYATT, 2012).

Neste estudo, serão utilizadas séries temporais de 2018 a 2021 e assim o MAPE torna-se uma medida de cálculo de erros recomendável. Além da faixa de tempo contemplada em estudo, serão dois tipos de índices e seis regiões diferentes para cálculo de cada um deles, o que gera aproximadamente 432 dados isolados que precisam ser reunidos para se transformar em informações de análise.

O Erro Quadrado Médio (MSE) considera todos os erros de todos os períodos e eleva-os ao quadrado para criar valores que tornam mais sensível a observação da validade das previsões. O MSE é calculado a partir da média simples de

todos estes erros que estão elevados ao quadrado (KAY, 1993). O MSE sempre contará com valores positivos, visto que é necessário elevar os números ao quadrado para o seu cálculo e busca-se o resultado mais próximo de zero possível, demonstrando assim o menor erro possível na previsão. A fórmula do MSE pode ser demonstrada na equação 11 (KAY, 1993):

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2 \quad (11)$$

O MSE tem baixo requerimento computacional e é facilmente calculado, podendo ser utilizado em diversas situações para calcular o erro de demanda de um modelo estatístico baseado em séries temporais (KAY, 1993).

3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

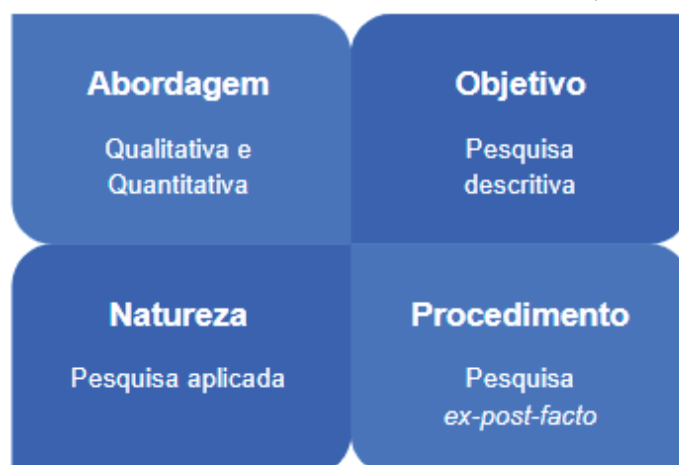
O problema de pesquisa e sua etapa de definição pode ser considerada como a fase mais importante de um projeto (GIL, 2002), pois, com base nisto, pode-se estabelecer a temática a ser abordada pelo pesquisador (MALHOTRA, 2012). Esta pesquisa tem as abordagens qualitativa e quantitativa. Possui uma abordagem qualitativa quanto à análise de conceitos presentes na literatura e no *e-commerce* brasileiro, visto que existem elementos ligados ao comportamento dos consumidores e de mercado neste segmento que não podem ser quantificáveis, são subjetivos. A parcela quantitativa deste estudo refere-se ao estudo dos indicadores do comércio eletrônico no Brasil, com aplicação de dois modelos estatísticos para previsão de demanda futura e análise de dados por meio de cálculos matemáticos e modelos computacionais.

Quanto à sua natureza, pode-se afirmar que este estudo se enquadra em uma pesquisa aplicada, pois tem objetivo de gerar novos conhecimentos a partir de dados passados, visando solucionar um problema específico: gerar previsão de demanda para o *e-commerce* no Brasil, informação ainda inexistente.

Quanto aos objetivos, esta é uma pesquisa descritiva: descreve as características do comércio eletrônico brasileiro e visa estabelecer relações entre variáveis: índices do mercado padronizados x pandemia causada pelo COVID-19.

A Figura 6 apresenta a classificação da pesquisa.

FIGURA 6 - METODOLOGIA DA PESQUISA



Fonte: A autora (2022).

Por fim, em relação aos procedimentos, pode-se dizer que esta pesquisa é *ex-post-facto*, pois baseia-se em fatos já ocorridos, que são as vendas e faturamento do *e-commerce*, transformados em índices. Os dados são coletados após a ocorrência dos eventos.

4 APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS

Para análise da acuracidade entre os modelos Holt Winter multiplicativo e SARIMA, o MAPE e MSE foram utilizados como métricas de desempenho. As séries temporais foram analisadas no período de 2018 a 2022, com dados disponíveis do site MCCENET, conforme Anexos 1 e 2 deste trabalho.

Na primeira análise, foram comparados os valores mais baixos de erro para o modelo Holt-Winters para previsão dos índices de vendas e de faturamento do *e-commerce* brasileiro em relação ao modelo SARIMA.

Para ambos os modelos analisados, foi necessário utilizar plataforma e ambiente computacional. O modelo Holt-Winters foi elaborado em uma planilha do software Microsoft Excel, utilizando-se de subsistemas embutidos como o Solver, para otimizar seus parâmetros e a ferramenta de *Data Analysis* para obter os intervalos de confiança, bem como da estrutura oferecida pelo Excel para reproduzir os cálculos de forma eficiente, período a período. O modelo SARIMA foi elaborado dentro do *software open source* estatístico Gretl (GRETl, 2022), que compila e interpreta dados econométricos. Há ainda uma facilidade no exercício do modelo Holt-Winters em relação ao SARIMA, em termos da sua execução em *software*, pois o Excel é mais popularmente conhecido.

O modelo Holt-Winters, modulado pelos parâmetros alfa, beta e gama, através do

Solver do Microsoft Excel, que gera múltiplas interações para minimizar o erro final da fórmula de previsão, tem uma ótima aderência aos dados apresentados. O que foi levado em consideração que ele é formado por, basicamente, seis parâmetros, sendo eles: nível, tendência, sazonalidade, bem como os valores de alfa, beta e gama. Para otimizar estes três últimos, no Solver, foi utilizado a métrica da raiz quadrática média dos erros (RMSE).

O website MCCENET fornece índices para faturamento e venda. Ambos, Holt-Winters e SARIMA, foram calculados com base nas duas amostras de dados disponíveis (venda e faturamento), que partem de janeiro de 2018 e vão até fevereiro de 2022. Para termos de cálculo das previsões, de dentro desta base de dados, foram utilizados os dados de janeiro de 2018 a dezembro de 2019 (24 séries temporais). O resto dos dados, de janeiro de 2020 a fevereiro de 2022 (26 séries temporais), foram utilizados somente para comparação dos erros em relação às previsões de ambos os modelos. Além disso, as previsões foram separadas em dois grupos, uma com 12 meses de previsão, outra com 26 meses de previsão, contemplando, no primeiro caso, de janeiro de 2020 a dezembro de 2020 e, no segundo, de janeiro de 2020 a fevereiro de 2022. Desta forma, os modelos foram aplicados sobre dois conjuntos de dados e geraram, inicialmente, quatro resultados cada, totalizando 8 resultados que são comparados à luz do MAPE e do MSE. Esta separação se faz necessária pela adaptabilidade que os modelos de previsão têm aos dados, ou seja, ambos os modelos são treinados aos valores e refletem isso em suas previsões

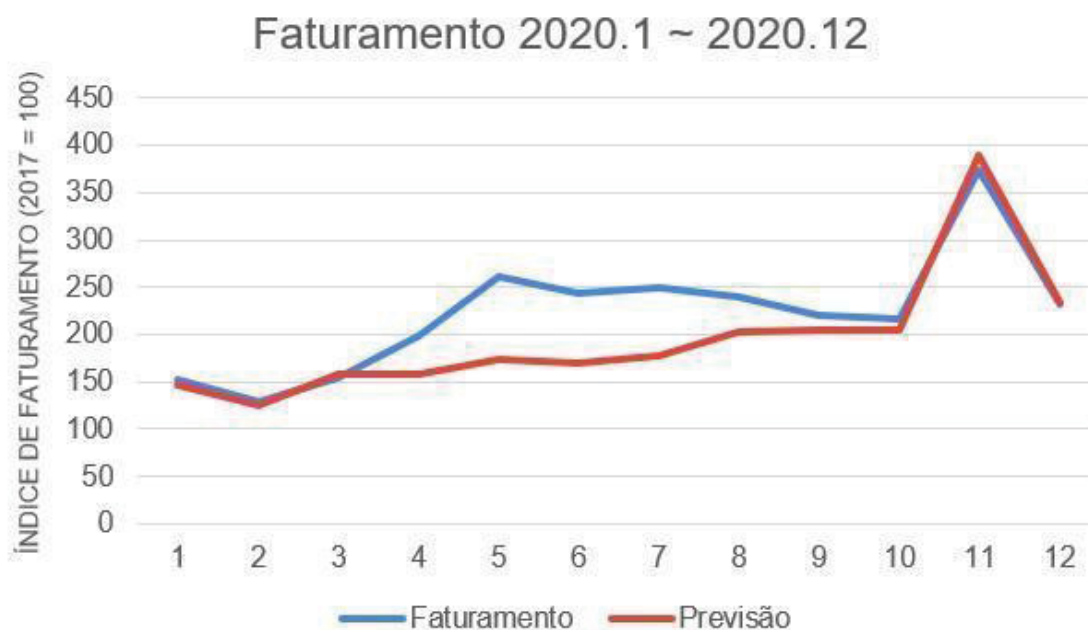
4.1 HOLT-WINTERS APLICADO AOS ÍNDICES DE FATURAMENTO

Os parâmetros para α , β e γ são 0,85, 1,00 e 0,10 respectivamente.

4.1.1 Prevendo janeiro de 2020 a dezembro de 2020 (12 séries temporais de previsão)

O faturamento previsto se aproxima muito do faturamento que realmente ocorreu nos meses de janeiro, fevereiro, março, outubro, novembro e dezembro. Para este cálculo, o MSE foi de 1821.173 e o MAPE foi de 0,128, o que indica que o desvio médio entre o previsto e o observado foi de 12,8%. A Figura 7 mostra a previsão calculada de faturamento pelo método *Holt-Winters* de janeiro de 2020 a dezembro de 2020.

FIGURA 7 - PREVISÃO FATURAMENTO POR HOLT-WINTERS DE JAN/2020 A DEZ/2020



4.1.2 Prevendo janeiro de 2020 a fevereiro 2022 (26 séries temporais de previsão)

O faturamento previsto se aproxima muito do faturamento que realmente ocorreu durante várias séries temporais ao longo dos meses analisados. Para este cálculo, o MSE foi de 1624.466 e o MAPE foi de 0,116, o que indica que o desvio médio entre o previsto e o observado foi de 11,6%. A Figura 8 mostra a previsão calculada de faturamento pelo método *Holt-Winters* de janeiro de 2020 a fevereiro de 2022.

FIGURA 8 - PREVISÃO FATURAMENTO POR HOLT-WINTERS DE JAN/2020 A FEV/2022



4.2 HOLT-WINTERS APLICADO AOS ÍNDICES DE VENDA

Os parâmetros para α , β e γ são 0,51, 1,00 e 0.

4.2.1 Prevendo janeiro de 2020 a dezembro de 2020 (12 séries temporais de previsão)

As vendas previstas se aproximam muito das vendas ocorridas nos meses de janeiro, fevereiro, março, outubro, novembro e dezembro. Para este cálculo, o MSE foi de 2658.356 e o MAPE foi de 0,157, o que indica que o desvio médio entre o previsto e o observado foi de 15,7%. A Figura 9 mostra a previsão calculada de vendas pelo método *Holt-Winters* de janeiro de 2020 a dezembro de 2020.

FIGURA 9 - PREVISÃO VENDA POR HOLT-WINTERS DE JAN/2020 A DEZ/2020



Fonte: A autora (2022).

4.2.2 Prevendo janeiro de 2020 a fevereiro 2022 (26 séries temporais de previsão)

As vendas previstas se aproximam muito das vendas ocorridas durante várias séries temporais ao longo dos meses analisados. Para este cálculo, o MSE foi de 1788.801 e o MAPE foi de 0,125, o que indica que o desvio médio entre o previsto e o observado foi de 12,5%. A Figura 10 mostra a previsão calculada de vendas pelo método *Holt-Winters* de janeiro de 2020 a fevereiro de 2022.

FIGURA 10 - PREVISÃO VENDA POR HOLT-WINTERS DE JAN/2020 A FEV/2022



Fonte: A autora (2022).

4.3 SARIMA APLICADO AOS ÍNDICES DE FATURAMENTO

Os parâmetros do modelo são os seguintes:

SARIMA Faturamento

AR-1; I-0; MA-1 (1, 0, 1) e SAZONAL AR-0; I-0; MA-0 (0, 0, 0);

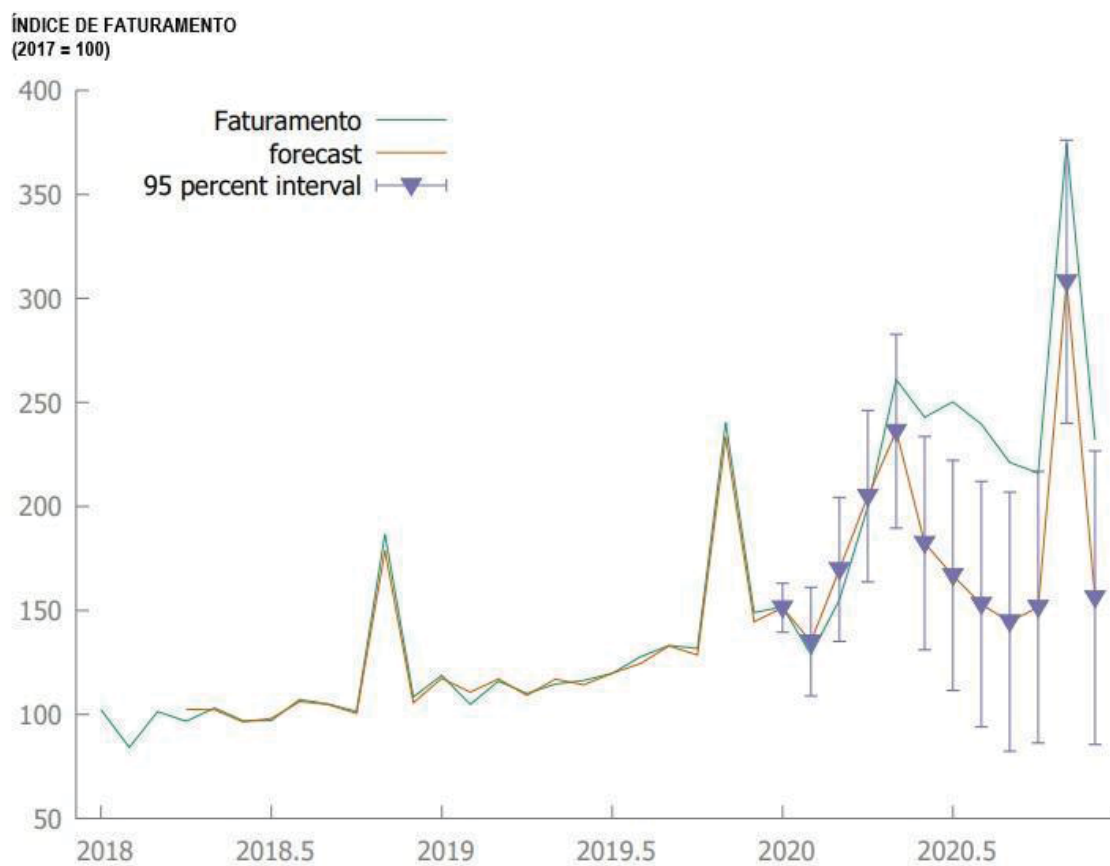
SARIMA Vendas

AR-2; I-1; MA-2 (2, 1, 2) e SAZONAL AR-0 I-0 MA-1 (0, 0, 1);

4.3.1 Prevendo janeiro de 2020 a dezembro de 2020 (12 séries temporais de previsão)

O faturamento previsto se aproxima do ocorrido nos meses de janeiro, fevereiro, março e abril. Para este cálculo, o MSE foi de 3266.648 e o MAPE foi de 0,197, o que indica que o desvio médio entre o previsto e o observado foi de 19,7%, ficando inferior ao modelo Holt-Winters, mas ainda dentro do intervalo de confiança de 95%. Os desenhos no gráfico dos períodos anteriores à 2020 foram plotados automaticamente pelo *software*, visando ajustar o modelo aos dados apresentados, para que possa criar a curva de previsão. A Figura 11 mostra a previsão calculada de faturamento pelo método SARIMA de janeiro de 2020 a dezembro de 2020.

FIGURA 11 - PREVISÃO FATURAMENTO POR SARIMA DE JAN/2020 A DEZ/2020

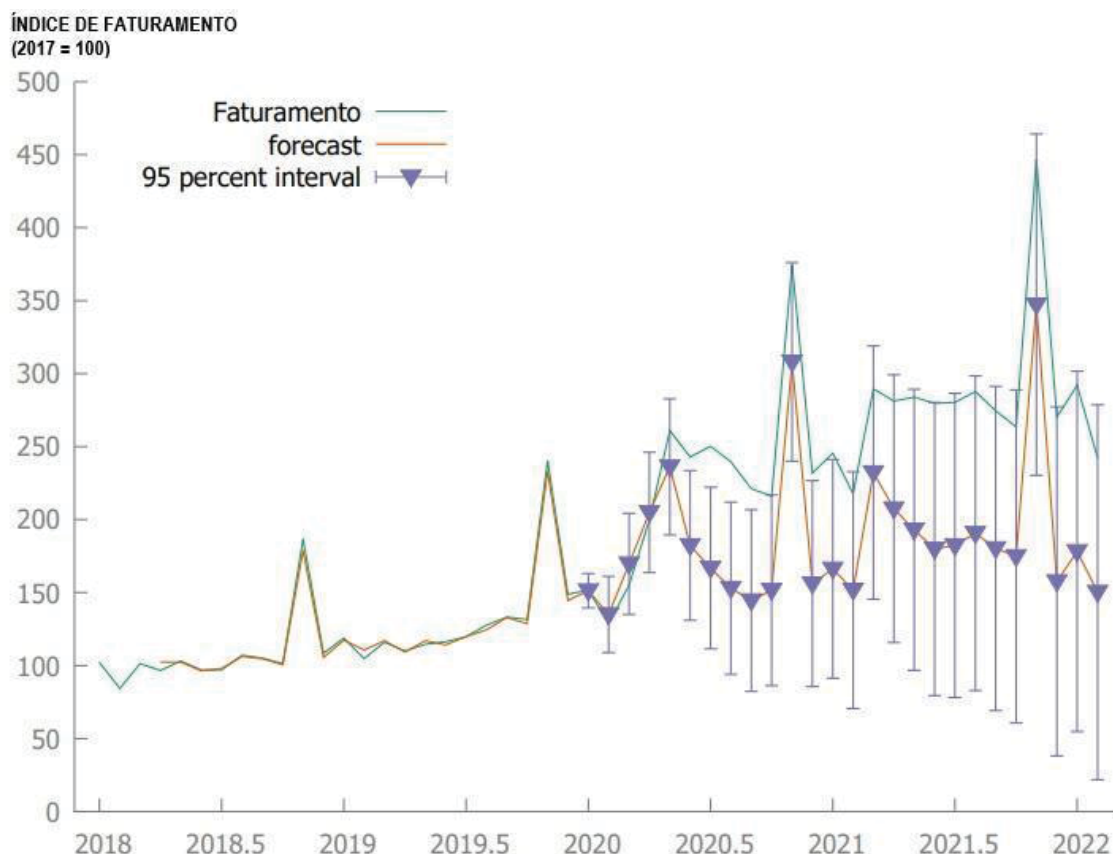


Fonte: A autora (2022).

4.3.2 Prevendo janeiro de 2020 a fevereiro 2022 (26 séries temporais de previsão)

O faturamento previsto se aproxima do ocorrido nos meses de janeiro, fevereiro, março e abril de ambos os anos, porém os erros somente aumentam para os demais meses. Para este cálculo, o MSE foi de 6018.048 e o MAPE foi de 0,265, o que indica que o desvio médio entre o previsto e o observado foi de 26,5%, ficando inferior ao modelo Holt-Winters, mas ainda dentro do intervalo de confiança de 95%. Os desenhos no gráfico dos períodos anteriores à 2020 foram plotados automaticamente pelo *software*, visando ajustar o modelo aos dados apresentados, para que possa criar a curva de previsão. A Figura 12 mostra a previsão calculada de faturamento pelo método SARIMA de janeiro de 2020 a fevereiro de 2022.

FIGURA 12 - PREVISÃO FATURAMENTO POR SARIMA DE JAN/2020 A FEV/2022



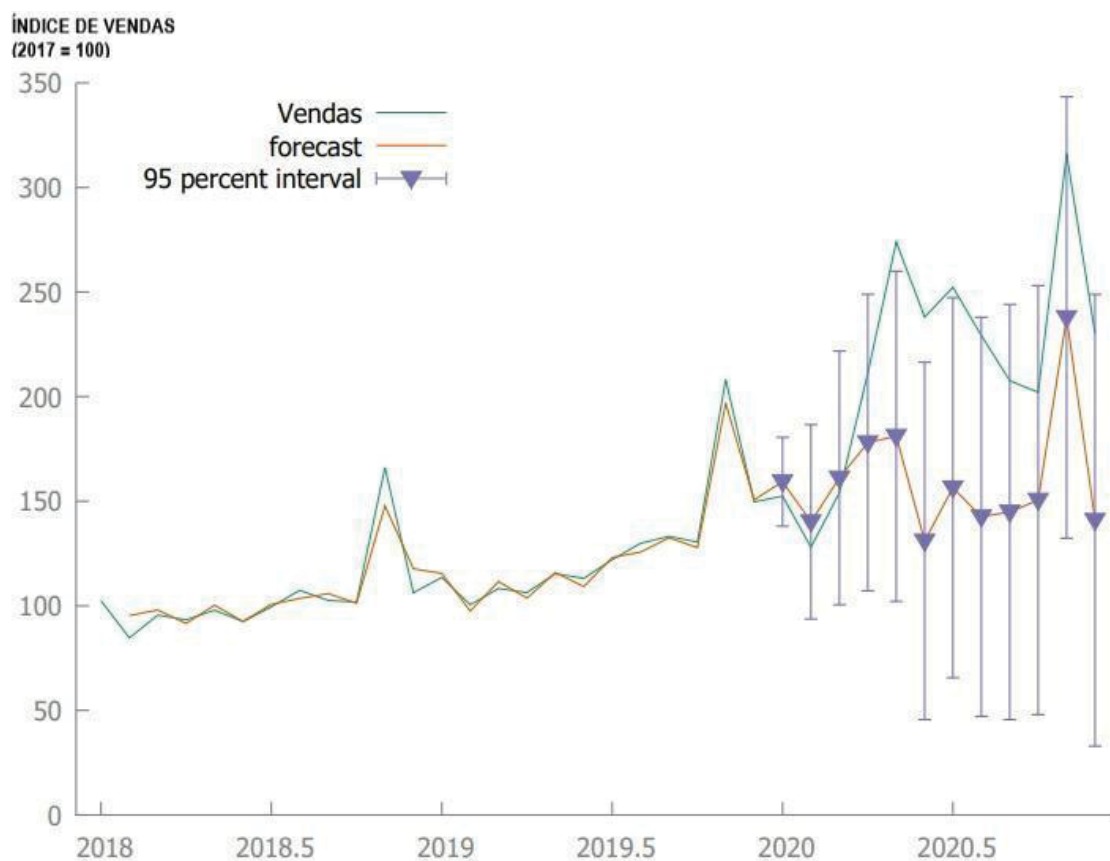
Fonte: A autora (2022).

4.4 SARIMA APLICADO AOS ÍNDICES DE VENDA

4.4.1 Prevendo janeiro de 2020 a dezembro de 2020 (12 séries temporais de previsão)

O número de vendas previsto se aproxima do ocorrido nos meses de janeiro, fevereiro e março. Para este cálculo, o MSE foi de 4901.125 e o MAPE foi de 0,257, o que indica que o desvio médio entre o previsto e o observado foi de 25,7%, ficando inferior ao modelo Holt-Winters e com três de suas séries projetadas saindo do intervalo de confiança de 95%. Os desenhos no gráfico dos períodos anteriores à 2020 foram plotados automaticamente pelo *software*, visando ajustar o modelo aos dados apresentados, para que possa criar a curva de previsão. A Figura 13 mostra a previsão calculada de vendas pelo método SARIMA de janeiro de 2020 a dezembro de 2020.

FIGURA 13 - PREVISÃO VENDAS POR SARIMA DE JAN/2020 A DEZ/2020

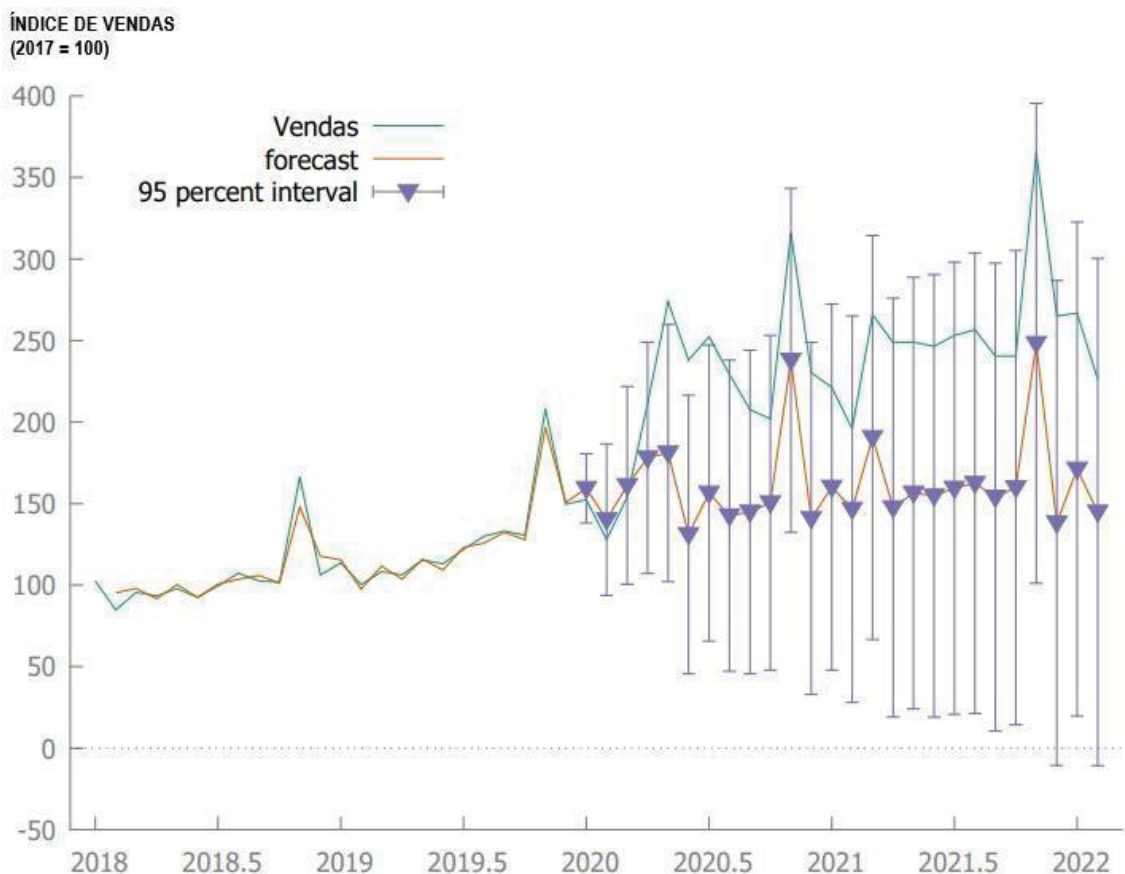


Fonte: A autora (2022).

4.4.2 Prevendo janeiro de 2020 a fevereiro 2022 (26 séries temporais de previsão)

O número de vendas previsto se aproxima do ocorrido somente nos meses de janeiro, fevereiro e março de 2020. Para este cálculo, o MSE foi de 6736.008 e o MAPE foi de 0,307, o que indica que o desvio médio entre o previsto e o observado foi de 30,7%, ficando inferior ao modelo Holt-Winters e com três de suas séries projetadas saindo do intervalo de confiança de 95%. Os desenhos no gráfico dos períodos anteriores à 2020 foram plotados automaticamente pelo *software*, visando ajustar o modelo aos dados apresentados, para que possa criar a curva de previsão. A Figura 14 mostra a previsão calculada de vendas pelo método SARIMA de janeiro de 2020 a fevereiro de 2022.

FIGURA 14 - PREVISÃO VENDAS POR SARIMA DE JAN/2020 A FEV/2022



Fonte: A autora (2022).

5 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Esta pesquisa teve o propósito de elucidar o melhor modelo linear para obtenção de dados de previsão de demanda entre os dois métodos abordados (SARIMA e *Holt-Winters*) no *e-commerce* brasileiro. O melhor modelo selecionado foi o *Holt-Winters*, como demonstram os resultados abaixo em todos os casos. Os motivos para isto são os valores reduzidos de erros, provenientes da possibilidade de se modificar fracionariamente os parâmetros de ajuste α , β e γ do modelo *Holt-Winters*, contra os parâmetros p , d , q , P , D , Q e m do modelo SARIMA que são números inteiros e que, por estarem presente em maior quantidade, podem sobrecarregar o modelo, como mencionado anteriormente.

TABELA 1 - RESULTADOS

Faturamento (12 m)	MSE	MAPE
Holt-Winters	1821,17	12,79%
SARIMA	3266,64	19,65%

Faturamento (26 m)	MSE	MAPE
Holt-Winters	1624,46	11,64%
SARIMA	6018,04	26,52%

Vendas (12 m)	MSE	MAPE
Holt-Winters	2658,35	15,68%
SARIMA	4901,12	25,68%

Vendas (26 m)	MSE	MAPE
Holt-Winters	1788,80	12,53%
SARIMA	6736,00	30,74%

Fonte: A autora (2022).

A comparação dos modelos é relevante, pois cada aplicação tem suas individualidades e alguns encaixam-se melhor que outros devido à menor quantidade de erros em suas previsões. A solução de problemas econômicos é de extrema importância, dentre eles o de previsão de demanda, sobretudo no *e-commerce*, que necessita rápida adaptação e resposta, não permitindo muitos erros, devido à alta competitividade, presença de grandes *players* e margens reduzidas.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Esta pesquisa teve o propósito de estimar, analisar e comparar dois métodos lineares de previsão de demanda: *Holt-Winters* Multiplicativo e SARIMA e o objetivo foi atingido. Os dois modelos foram aplicados nos índices de vendas e faturamento do comércio eletrônico do Brasil no período de janeiro de 2018 a dezembro de 2019 visando estimar a demanda para os mesmos índices no período de janeiro de 2020 a fevereiro de 2022. Após analisar o desempenho dos dois métodos por meio do Erro Absoluto Médio

Percentual (MAPE) e Erro Quadrado Médio (MSE), evidenciou-se que o modelo Holt-Winters é o mais recomendável para o uso dentre os dois modelos abordados no estudo, conforme demonstrado nos cálculos disponíveis no tópico 5 deste trabalho.

O presente estudo trouxe contribuições teóricas à literatura, uma vez que não existem estudos anteriores que tenham aplicado os dois modelos de previsão de demanda abordados no trabalho no *e-commerce* no Brasil, apenas estudos de compras *online* de forma isolada ou então uso de SARIMA e *Holt-Winters* Multiplicativo em outros contextos. Além de afirmações simbólicas, este estudo testou e comparou os resultados dos modelos de previsão de forma estruturada e à luz de medidas de desempenho para que as análises seguissem um padrão embasado na literatura. O período de tempo abordado no estudo mostra-se com um diferencial frente a outros estudos do setor, porque engloba um momento de pandemia e cenário atípico no Brasil e no mundo, além de promover *insights* estratégicos sobre as previsões de demanda e modelos que podem ser aplicados sem grande complexidade em diversas empresas, e ainda que o *software* Gretl exija algum treinamento, para o Excel, os cálculos e previsões utilizados neste trabalho são mais facilmente reproduzidos e interpretados por tomadores de decisão.

A pandemia causada pelo COVID-19 e o período de isolamento social contribuíram para o crescimento de transações *online* e há fortes evidências de que a pergunta de pesquisa “O Coronavírus e a restrição de fluxo de pessoas em lojas físicas fizeram com que o *e-commerce* brasileiro fosse impulsionado?” pode ser respondida de forma afirmativa. O modelo *Holt-Winters* mostrou-se adequado para uso em períodos de incertezas e sazonalidades e pode ser utilizado por gestores de diversas organizações.

6.1 RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Estudos futuros poderão analisar e aplicar os modelos Holt-Winters Multiplicativo e SARIMA para índices do *e-commerce* das várias regiões brasileiras isoladamente, uma vez que estes dados estão disponíveis, porém neste caso aconselha-se que o autor delimite também um ramo do comércio para estudo, pois algumas regiões têm maior número de faturamento do que outras devido a serem produtoras e exportadoras de determinados produtos, como exemplo: a maior loja de eletrônicos da América Latina encontra-se no Espírito Santo, no entanto, é um estado com 4 milhões de habitantes, que representa menos de 2% da população total do Brasil, o que indica que este não comporta o número total de vendas da loja. Devido a sua característica, a loja realiza entregas para todo o país e alguns países da América Latina. Nesse sentido, um estudo

por região necessitaria de atenção especial a estas características da venda *online*. Futuros trabalhos também poderiam aplicar os modelos de previsão de demanda SARIMA e Holt-winters aos índices de *e-commerce* de outros países ou ainda utilizar estes modelos para prever demandas de segmentos de mercados específicos.

6.2 LIMITAÇÕES DO TRABALHO

O presente estudo limitou-se ao estudo dos índices de faturamento e vendas do *e-commerce* no Brasil como um todo, encontrados em uma única base de dados e sem divisão por regiões do país. Foram utilizados dados de 2018 a 2022 porque a base englobava somente estas séries temporais. Os índices não foram divididos em diferentes ramos de atuação do comércio eletrônico. Utilizou-se somente dois modelos de previsão de demanda que mostraram-se adequados ao *e-commerce* de acordo com a literatura encontrada, desprezando os possíveis resultados que poderiam ser obtidos caso houvesse uso de outros métodos dentre os muitos existentes.

REFERÊNCIAS

- ALON, I. et al. Usage of public corporate communications of social responsibility in Brazil, Russia, India and China (BRIC). **International Journal of Emerging Markets**, v. 5, n. 1, p. 6–22, 26 jan. 2010.
- ANTONIALLI F., MESQUITA D.L., VALADARES G.C., DE REZENDE D.C., DE OLIVEIRA A.F. Olive oil consumption: a preliminary study on Brazilian consumers. **British Food Journal**, 2018.
- ARRUDA FILHO E.J.M., DOS SANTOS A.J.C., BRITO E.P.Z. Technology consumer behavior: A study of hedonic/utilitarian preference via virtual space. **International Journal of Business Information Systems**, 2015.
- ASHRAF, A. R. et al. Perceived values and motivations influencing m-commerce use: A nine-country comparative study. **International Journal of Information Management**, v. 59, p. 102318, 1 ago. 2021.
- BALLOU, R. H. **Gerenciamento da Cadeia de Suprimentos / Logística Empresarial**. 5. ed. Porto Alegre: Bookman, 2006.
- BAPTISTA, G.; OLIVEIRA, T. Why so serious? Gamification impact in the acceptance of mobile banking services. **Internet Research**, v. 27, n. 1, p. 118–139, 6 fev. 2017.
- BARAN, R.; LEGEY, L. F. L. The introduction of electric vehicles in Brazil: Impacts on oil and electricity consumption. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 80, n. 5, p. 907–917, jun. 2013.
- BARBOZA, M. N. L.; FILHO, E. J. M. A. Green Consumption Values in Mobile Apps. **Journal of International Consumer Marketing**, v. 31, n. 1, p. 66–83, jan. 2019.
- BARRY, J. M. et al. Examining institutional effects on B2B relationships through the lens of transitioning economies. **Industrial Marketing Management**, v. 93, p. 221–234, fev. 2021.
- BASTIDAS, D.; MC ISAAC, F. Reaching Brazil's Nationally Determined Contributions: An assessment of the key transitions in final demand and employment. **Energy Policy**, v. 135, p. 110983, dez. 2019.
- BELÉM, F. M.; SILVA, R. M.; DE ANDRADE, C. M. V.; PERSON, G.; MINGOTE, F.; BALLEST, R.; ALPONTI, H.; DE OLIVEIRA, H. P.; ALMEIDA, J. M.; GONÇALVES M. A. Fixing The Curse Of The Bad Product Descriptions - Search-Boosted Tag Recommendation For E-Commerce Products. **Elsevier Sci Ltd.**, Oxford, v. 57, n. 5, set. 2020.
- BELIAEVA, T. et al. Dynamics of digital entrepreneurship and the innovation ecosystem. **International Journal of Entrepreneurial Behavior & Research**, v. 26, n. 2, p. 266–284, 15 out. 2019.
- BIDERMAN, C; HERMANN, B; COTELO, F. Economic impacts of Sao Paulo downtown rehabilitation: a simplified approach with micro-foundations. **Regional Studies**, 2017.

BOCLIN, ADSC; DE MELLO, R. A decision support method for environmental impact assessment using a fuzzy logic approach. **Ecological Economics**, 2006.

BORGES M., HOPPEN N., LUCE F.B. Information technology impact on market orientation in e-business. **Journal of Business Research**, 2009.

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M. **Time series analysis: forecasting and control**. San Francisco: Holden Day, 1970.

BRANDÃO M., DO CANTO CAVALHEIRO G.M., JOIA L.A. Examining a Brazilian internet start-up from a knowing organisation perspective: The case of Cuponeria. **International Journal of Entrepreneurship and Small Business**, 2018.

BRASHEAR, T. G. et al. A Profile of the Internet Shopper: Evidence from Six Countries. **Journal of Marketing Theory and Practice**, v. 17, n. 3, p. 267–282, jul. 2009.

BRIGGS, E.; DERETTI, S.; KATO, H. T. Linking organizational service orientation to retailer profitability: Insights from the service-profit chain. **Journal of Business Research**, set. 2018.

CAIADO, J. **Métodos de previsão de séries temporais: texto de apoio**. Instituto Politécnico de Setúbal - Escola Superior de Ciências Empresariais - Departamento de Economia e Gestão. Setúbal, 2006.

CAMPOS D.F., LIMA JR J.T.A., SILVA A.B., FERNANDES A.J. Professional competencies in supply chain management in the mid-sized supermarket sector in Brazil. **Supply Chain Management**, 2019.

CAÑEDO ANDALIA, R. et al. Diferencias de citación entre la producción científica en salud de Cuba publicada en revistas nacionales y extranjeras. **Revista Cubana de Ciências da Saúde**, p. 148–167, 2015.

CARREIRA, JS; LULLI, G; ANTUNES, AP. The airline long-haul fleet planning problem: The case of TAP service to/from Brazil. **European Journal of Operational Research**, 2017.

CARVALHO C.E., ROSSETTO C.R., VERDINELLI M.A. Strategic Orientation as a Mediator Between Environmental Dimensions and Performance: A Study of Brazilian Hotels. **Journal of Hospitality Marketing and Management**, 2016.

CEPNI, O; GUNEY, IE; SWANSON, NR. Forecasting and nowcasting emerging market GDP growth rates: The role of latent global economic policy uncertainty and macroeconomic data surprise factors. **Journal of Forecasting**, 2020.

CEPNI, O; GUNEY, IE; SWANSON, NR. Nowcasting and forecasting GDP in emerging markets using global financial and macroeconomic diffusion indexes. **Journal of Forecasting**, 2019.

CEPNI, O; GUPTA, R; GUNEY, IE; YILMAZ, M. Forecasting local currency bond risk premia of emerging markets: The role of cross-country macrofinancial linkages. **Journal of Forecasting**, 2020.

CERYNO, P. S.; SCAVARDA, L. F.; KLINGEBIEL, K. Supply chain risk: empirical research

in the automotive industry. **Journal of Risk Research**, v. 18, n. 9, p. 1145–1164, 8 maio 2014.

CHANG, Y; CHOI, Y; KIM, CS; MILLER, JI; PARK, JY. Forecasting regional long-run energy demand: A functional coefficient panel approach. **Energy Economics**, 2021.

CHANG, Y. et al. Forecasting regional long-run energy demand: A functional coefficient panel approach. **Energy Economics**, v. 96, p. 105117, 1 abr. 2021.

CHOPRA, S.; MEINDL, P. **Gerenciamento da Cadeia de Suprimentos: Estratégia, Planejamento e Operações**. São Paulo, SP: Pearson Prentice Hall, 2003.

CLARO, D. P.; VOJNOVSKIS, D.; RAMOS, C. When channel conflict positively affect performance: evidence from ICT supplier-reseller relationship. **Journal of Business & Industrial Marketing**, v. 33, n. 2, p. 228–239, 5 mar. 2018.

Comércio eletrônico deve crescer 18% em 2020 e movimentar R\$ 106 bilhões. **ABCOMM**, São Paulo, 14 de fev. de 2020. Disponível em:

<<https://abcomm.org/noticias/comercio-eletronico-deve-crescer-18-em-2020-e-movimentar-r-106-bilhoes/>>. Acesso em: 02 de fev. de 2021.

CORRÊA, H.; CORRÊA, C. **Administração de Produção e Operações**. 3. ed. São Paulo: Atlas, 2016.

Coronavírus: Brasil confirma primeiro caso da doença. Disponível em:

<

CRUZ, P. et al. Mobile banking rollout in emerging markets: evidence from Brazil. **International Journal of Bank Marketing**, v. 28, n. 5, p. 342–371, 27 jul. 2010.

CURTH, M et al. Trust In Online Shopping: A Comparative Study Between Brazil And Portugal. **Univ. Nove Julho**, São Paulo, v. 19, n. 2, p. 237-260, abr./jun. 2020.

CURVELO SANTANA, J. C. et al. Refurbishing and recycling of cell phones as a sustainable process of reverse logistics: A case study in Brazil. **Journal of Cleaner Production**, v. 283, p. 124585, 10 fev. 2021.

DANT, R. P. et al. A Cross-National Comparison of Brand Perceptions of Global Franchise Chains in the BRICS. **Journal of Marketing Channels**, v. 23, n. 4, p. 196–216, out. 2016.

DE ARAÚJO A.C., MATSUOKA E.M., UNG J.E., MASSOTE A., SAMPAIO M. An exploratory study on the returns management process in an online retailer. **International Journal of Logistics Research and Applications**, 2018.

DE CAMPOS LIMA C.B., FERREIRA R.N., VIEIRA D.G., DE CASTRO J.F.T., LIMA G.B.A., DE FARIA ALVIM WASSERMAN J.C. Decision-making improvement in petroleum rigs: A service assessment. **International Journal of Services and Operations Management**, 2020.

DE CARVALHO R.S.M.C., DUMKE DE MEDEIROS D. A methodology for assessing the main difficulties faced by SMEs in implementing ISO 9001:2015 requirements. **Total Quality Management and Business Excellence**, 2021.

DE CARVALHO V.D.H., POLETO T., NEPOMUCENO T.C.C., COSTA A.P.P.C.S. A study on relational factors in information technology outsourcing: analyzing judgments of small and medium-sized supplying and contracting companies' managers. **Journal of Business and Industrial Marketing**, 2021.

DE GUIMARÃES, J. C. F. et al. Governance and quality of life in smart cities: Towards sustainable development goals. **Journal of Cleaner Production**, v. 253, p. 119926, 20 abr. 2020.

DE LIMA, DP; FIORIOLLI, JC; PADULA, AD; PUMI, G. The impact of Chinese imports of soybean on port infrastructure in Brazil: A study based on the concept of the Bullwhip Effect. **Journal of Commodity Markets**, 2018.

DE MAGALHAES, DJAV. Analysis of critical factors affecting the final decision-making for online grocery shopping. **Research in Transportation Economics**, 2021.

DE MELLO BANDEIRA R.A., MAÇADA A.C.G., DE BRITO MELLO L.C.B. Logistics outsourcing: The decision-making process in contracting companies. **International Journal of Logistics Systems and Management**, 2015.

DE OLIVEIRA, DSP; MONTES, GC. Sovereign credit news and disagreement in expectations about the exchange rate: evidence from Brazil. **Journal of Economic Studies**, 2021.

DE OLIVEIRA, LK; MORGANTI, E; DABLANC, L; DE OLIVEIRA, RLM. Analysis of the potential demand of automated delivery stations for e-commerce deliveries in Belo Horizonte, Brazil. **Research in Transportation Economics**, 2017.

DE OLIVEIRA, M. J.; HUERTAS, M. K. Z.; LIN, Z. B. Factors Driving Young Users' Engagement With Facebook: Evidence From Brazil. **Pergamon-Elsevier Science Ltd.**, Oxford, v. 54, p. 54-61, jan. 2016.

DE SIQUEIRA CAMPOS BOCLIN, A.; DE MELLO, R. A decision support method for environmental impact assessment using a fuzzy logic approach. **Ecological Economics**, v. 58, n. 1, p. 170–181, jun. 2006.

DIAS, M. V. X. et al. The impact on electricity demand and emissions due to the introduction of electric cars in the São Paulo Power System. **Energy Policy**, v. 65, p. 298–304, fev. 2014.

DIAS, MVX; HADDAD, J; NOGUEIRA, LH; BORTONI, ED; DA CRUZ, RAP; YAMACHITA, RA; GONCALVES, JL. The impact on electricity demand and emissions due to the introduction of electric cars in the Sao Paulo Power System. **Energy Policy**, 2014.

DIDONET S., SIMMONS G., DÍAZ-VILLAVICENCIO G., PALMER M. The relationship between small business market orientation and environmental uncertainty. **Marketing Intelligence and Planning**, 2012.

DUARTE A.L.C.M., MACAU F., FLORES E SILVA C., SANCHES L.M. Last mile delivery to the bottom of the pyramid in Brazilian slums. **International Journal of Physical Distribution and Logistics Management**, 2019.

EBIT NIELSEN. **Webshoppers**, São Paulo, 2020. Disponível em: <<https://company.ebit.com.br/webshoppers>>. Acesso em: 27 de março de 2022.

E-commerce brasileiro faturou R\$ 61,9 bilhões em 2019, 16,3% acima de 2018.

E-Commerce Brasil, São Paulo, 19 de fev. de 2020. Disponível em:

<<https://www.ecommercebrasil.com.br/noticias/e-commerce-brasileiro-faturou-r-619-bilhoes-em-2019-163-acima-de-2018/>>. Acesso em: 02 de fev. de 2021.

FARIA, WR; HADDAD, EA. Modeling land use and the effects of climate change in Brazil. **Climate Change Economics**, 2017.

FERNANDES, E; FONSECA, MVDA; ALONSO, PSR. Natural gas in Brazil's energy matrix: demand for 1995-2010 and usage factors. **Energy Policy**, 2005.

FERNANDES, E. et al. Educational data mining: Predictive analysis of academic performance of public school students in the capital of Brazil. **Journal of Business Research**, v. 94, p. 335–343, jan. 2019.

FERREIRA, J; CALLOU, G; JOSUA, A; TUTSCH, D; MACIEL, P. An Artificial Neural Network Approach To Forecast The Environmental Impact Of Data Centers. **MDPI**, Basel, v. 10, n. 3, mar. 2019.

FERREIRA, J. B.; DA ROCHA, A.; DA SILVA, J. F. Impacts of technology readiness on emotions and cognition in Brazil. **Journal of Business Research**, v. 67, n. 5, p. 865–873, maio 2014.

FERREIRA, V. M. R. et al. Building loyalty in e-commerce: does consumer income matter. **International Journal of Business and Systems Research**, v. 14, n. 1, p. 74, 2020.

FERREIRA V.M.R., PARENTE J., PONCHIO M.C., ZAMBALDI F. Building loyalty in e-commerce: Does consumer income matter?. **International Journal of Business and Systems Research**, 2020.

FETSCHERIN M., BOULANGER M., FILHO C.G., SOUKI G.Q. The effect of product category on consumer brand relationships. **Journal of Product and Brand Management**, 2014.

Fevereiro chega ao fim como pior mês de contágio por Covid no país. Disponível em: <<https://g1.globo.com/saude/coronavirus/noticia/2022/02/28/fevereiro-chega-ao-fim-como-pior-mes-de-contagio-por-covid-no-pais.ghtml>>. Acesso em: 19 jul. 2022.

FILDES, R.; MA, S.; KOLASSA S. Retail forecasting: Research and practice. **International Journal of Forecasting**. Dec, 2019.

FOIA, LA. Analysing a Web-based e-commerce learning community: a case study in Brazil. **Internet Research**, 2002.

FRARE, A. B.; BEUREN, I. M. Fostering individual creativity in startups: comprehensive performance measurement systems, role clarity and strategic flexibility. **European Business Review**, v. ahead-of-print, n. ahead-of-print, 31 maio 2021.

FREEDMAN, D. A. **Statistical Models: Theory and Practice**. p. 26. 2009.

FREGIDOU-MALAMA, M.; HYDER, A. S. Multilevel trust in international marketing of healthcare services: A five-country comparative study. **International Business Review**, p.

101895, jul. 2021.

GAGLIANONE, W. P.; GUILLÉN, O. T. DE C.; FIGUEIREDO, F. M. R. Estimating inflation persistence by quantile autoregression with quantile-specific unit roots. **Economic Modelling**, v. 73, p. 407–430, 1 jun. 2018.

GAGLIANONE, WP; ISSLER, JV; MATOS, SM. Applying a microfounded-forecasting approach to predict Brazilian inflation. **Empirical Economics**, 2017.

GIBBS, J.; KRAEMER, K. L.; DEDRICK, J. Environment and Policy Factors Shaping Global E-Commerce Diffusion: A Cross-Country Comparison. **The Information Society**, v. 19, n. 1, p. 5–18, jan. 2003.

GIL, Antonio Carlos. **Como Elaborar Projetos de Pesquisa**. 4. ed. Editora Atlas, 2002.

GOUVEA R., KAPELIANIS D., MONTOYA M. Marketing Challenges and Opportunities in Emerging Economies: A Brazilian Perspective. **Thunderbird International Business Review**, 2018.

GRACIANO, P; GULARTE, AC; LERMEN, FH; DE BARCELLOS, MD. Consumer values in the Brazilian market for ethical cosmetics. **International Journal of Retail e Distribution Management**, 2021.

GREENHALGH, T. et al. Storylines of research in diffusion of innovation: a meta-narrative approach to systematic review. **Social Science & Medicine**, v. 61, n. 2, p. 417–430, jul. 2005.

Gretl. Disponível em: <<http://gretl.sourceforge.net/>>.

GUPTA, R.; SUN, X. Forecasting economic policy uncertainty of BRIC countries using Bayesian VARs. **Economics Letters**, v. 186, p. 108677, jan. 2020.

HAMMOUDEH, S.; MCALEER, M. Risk management and financial derivatives: An overview. **The North American Journal of Economics and Finance**, v. 25, p. 109–115, ago. 2013.

HOELTGEBAUM, H. et al. A score-driven model of short-term demand forecasting for retail distribution centers. **Journal of Retailing**, v. 97, n. 4, p. 715–725, 1 dez. 2021.

HUNT, I.; WATTS, A.; BRYANT, S. K. Walmart's international expansion: successes and miscalculations. **Journal of Business Strategy**, v. 39, n. 2, p. 22–29, 16 abr. 2018.

HOLT, C. C. Forecasting Trends and Seasonals by Exponentially Weighted Averages. **ONR Memorandum**, n. 52, Carnegie Institute of Technology, Pittsburgh, USA, 1957.

HUNT I., WATTS A., BRYANT S.K. Walmart's international expansion: successes and miscalculations. **Journal of Business Strategy**, 2018.

JACOBSEN L.F., DE BARCELLOS M.D., HOPPE A., LÄHTEENMÄKI L. Virtual Consumer Communities for Innovation: A Cross-Cultural Perspective. **Journal of International Consumer Marketing**, 2019.

JANJEVIC, M.; WINKENBACH, M.; MERCHÁN, D. Integrating collection-and-delivery

points in the strategic design of urban last-mile e-commerce distribution networks. Transportation Research Part E: **Logistics and Transportation Review**, v. 131, p. 37–67, nov. 2019.

JAWAD M., NAZ M., MAROOF Z. Era of digital revolution: Digital entrepreneurship and digital transformation in emerging economies. **Business Strategy and Development**, 2021.

JOIA, L. A.; GUTMAN, L. F. D.; MORENO, V. Intention of use of home broker systems from the stock market investors' perspective. **The Journal of High Technology Management Research**, v. 27, n. 2, p. 184–195, 1 jan. 2016.

JOIA, L. A.; MACÊDO, D. G. DE; OLIVEIRA, L. G. DE. Antecedents of resistance to enterprise systems: The IT leadership perspective. **Journal of High Technology Management Research**, v. 2, n. 25, p. 188–200, 2014.

JOIA, LA. The hidden value of sporadic customers in e-retailing - An empirical investigation. **Internet Research**, 2005.

JOIA L.A., CORREIA J.C.P. CIO competencies from the IT professional perspective: Insights from Brazil. **Journal of Global Information Management**, 2018.

JUNIOR D.S.G., DE SANT'ANNA C.H.M., SOARES E.J.O., DE MELO F.J.C., DE MEDEIROS D.D. Measurement of logistics service quality of e-commerce. **International Journal of Logistics Systems and Management**, 2020.

KANANUKUL, C.; JUNG, S.; WATCHRAVESRINGKAN, K. Building customer equity through trust in social networking sites. **Journal of Research in Interactive Marketing**, v. 9, n. 2, p. 148–166, 8 jun. 2015.

KHAROUF, H. et al. Understanding online event experience: The importance of communication, engagement and interaction. **Journal of Business Research**, v. 121, fev. 2020.

KNOLL S., MARQUES C.S.S., LIU J., ZHONG F., PADULA A.D., JARDIM BARCELLOS J.O. The Sino-Brazilian beef supply chain: mapping and risk detection. **British Food Journal**, 2017.

KOHLSCHEEN, E.; ANDRADE, S. C. Official FX interventions through derivatives. **Journal of International Money and Finance**, v. 47, p. 202–216, out. 2014.

KOROL, T. Early warning models against bankruptcy risk for Central European and Latin American enterprises. **Economic Modelling**, v. 31, p. 22–30, mar. 2013.

LACERDA, A. B. et al. Basic Health Units services quality assessment through Kano and SERVQUAL models. **Benchmarking: An International Journal**, 30 nov. 2021.

LEBOW, Sara. **Worldwide ecommerce continues double-digit growth following pandemic push to online**, 2021. Disponível em: <<https://www.emarketer.com/content/worldwide-ecommerce-continues-double-digitgrowth-following-pandemic-push-online?ecid=NL1014>>. Acesso em: 25 de março de 2022.

Linha do tempo do Coronavírus no Brasil - Sanar Medicina. Disponível em: <<https://www.sanarmed.com/linha-do-tempo-do-coronavirus-no-brasil>>.

LIU, XL; WU, FS; CHU, WL. Diffusion of Mobile Telephony in China: Drivers and Forecasts. **IEEE Transactions of Engineering Management**, 2012.

LOHMANN, T; HERING, AS; REBENNACK, S. Spatio-temporal hydro forecasting of multireservoir inflows for hydro-thermal scheduling. **European Journal of Operational Research**, 2016.

LOPES, E. L.; DE LAMÔNICA FREIRE, O. B.; HERRERO LOPES, E. Competing scales for measuring perceived quality in the electronic retail industry: A comparison between E-S-Qual and E-TailQ. **Electronic Commerce Research and Applications**, v. 34, p. 100824, mar. 2019.

LOUREIRO, S. M. C.; ARAÚJO, C. M. B. DE. Luxury values and experience as drivers for consumers to recommend and pay more. **Journal of Retailing and Consumer Services**, v. 21, n. 3, p. 394–400, maio 2014.

LUISA DOS SANTOS VIEIRA C., SÉRGIO COELHO A., MENDES LUNA M.M. ICT implementation process model for logistics service providers. **Industrial Management & Data Systems**, 2013.

MA, S.; FILDES, R. Retail sales forecasting with meta-learning. **European Journal of Operational Research**. v. 1, p. 111-128. 2021.

MAGALHÃES, DJAV. Analysis of critical factors affecting the final decision-making for online grocery shopping. **Research in Transportation Economics**, v. 87, p. 101088, 1 jun. 2021.

MAINARDES E.W., GOMES V.C.A., MARCHIORI D., CORREA L.E., GUSS V. Consequences of customer experience quality on franchises and non-franchises models. **International Journal of Retail and Distribution Management**, 2019.

MAKRIDAKIS, S.; ANDERSEN, A.; CARBONE, R.; FILDES, R.; HIBON, M.; LEWANDOWSKI, R; NEWTON, J.; PARZEN, E.; WINKLER, R. The accuracy of extrapolation (time series) methods: results of a forecasting competition. **Journal of Forecasting**. v.1, p. 111-153, 1982.

MALAQUIAS, R. F.; HWANG, Y. Mobile banking use: A comparative study with Brazilian and U.S. participants. **International Journal of Information Management**, v. 44, p. 132–140, fev. 2019.

MALAQUIAS, R. F.; SILVA, A. F. Understanding the use of mobile banking in rural areas of Brazil. **Technology in Society**, v. 62, p. 101260, ago. 2020.

MALHOTRA, Naresh. **Pesquisa de Marketing: Uma Orientação Aplicada**, 2012.

MATUSZELAŃSKI K., KOPCZEWSKA K. Customer Churn in Retail E-Commerce Business: Spatial and Machine Learning Approach. **Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research**, 2022.

MAURO C. HERNANDEZ, J.; AFONSO MAZZON, J. Adoption of internet banking:

proposition and implementation of an integrated methodology approach. **International Journal of Bank Marketing**, v. 25, n. 2, p. 72–88, 6 mar. 2007.

MCCENET Índice de Faturamento Online. Disponível em: <<https://www.mccenet.com.br/indice-de-faturamento-online>>. Acesso em: 31 mar. 2022.

MCCENET Índice de Vendas Online. Disponível em: <<https://www.mccenet.com.br/indice-de-vendas-online>>. Acesso em: 31 mar. 2022.

MEDRANO, X.D. et al. Using the maximal covering location problem to design a sustainable recycling network. **Journal of Cleaner Production**, v. 275, p. 124020, 1 dez.

MELO, P. L. DE R. et al. Regional development and the institutional environment for franchise chains: frontiers of small and medium-sized cities. Competitiveness Review: An **International Business Journal**, v. ahead-of-print, n. ahead-of-print, 11 out. 2021.

MINISTÉRIO DA SAÚDE. **Coronavírus Brasil**. Disponível em: <<https://covid.saude.gov.br/>>.

MONTEIRO T.A., GIULIANI A.C., PIZZINATTO N.K., LARIOS-GOMEZ E. Managing the digital consumer: insights from Brazil and Spain. **Journal of Manufacturing Technology Management**, 2019.

MORETTIN, P.; TOLOI, C. **Previsão de séries temporais**. 2. ed. São Paulo: Atual, 1987.

MUNIZ, E. C. L. et al. Customer knowledge management and smart tourism destinations: a framework for the smart management of the tourist experience – SMARTUR. **Journal of Knowledge Management**, v. 25, n. 5, p. 1336–1361, 17 nov. 2020.

NARDON, L.; ATEN, K. Beyond a better mousetrap: A cultural analysis of the adoption of ethanol in Brazil. **Journal of World Business**, v. 43, n. 3, p. 261–273, jul. 2008.

NETO, AR; CANDIDO, O. What does Google say about credit developments in Brazil?. **Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics**, 2021.

NETO M.T.R., DE SOUZA J.C., SOUKI G.Q. Identifying variables that predict clients' propensity to end their checking accounts. **International Journal of Bank Marketing**, 2011.

NOGUTI, V.; RUSSELL, C. A. The Moderating Role of Social Norms on the Effects of Product Placement in Television Fiction: A Field Study in Brazil. **Journal of Current Issues & Research in Advertising**, v. 36, n. 1, p. 20–34, 2 jan. 2015.

OKOLI, C; MBARIKA, VWA; MCCOY, S. The effects of infrastructure and policy on e-business in Latin America and Sub-Saharan Africa. **European Journal of Information Systems**, 2010.

OLIVEIRA, J.; PEREDA, P. The impact of climate change on internal migration in Brazil. **Journal of Environmental Economics and Management**, v. 103, p. 102340, 1 set. 2020.

OLIVEIRA, L.; FLEURY, A.; FLEURY, M. T. Digital power: Value chain upgrading in an age of digitization. **International Business Review**, p. 101850, mar. 2021.

- OLIVEIRA, L. K. DE et al. Analysis of the potential demand of automated delivery stations for e-commerce deliveries in Belo Horizonte, Brazil. **Research in Transportation Economics**, v. 65, p. 34–43, out. 2017.
- OLIVEIRA, M.; RIBEIRO, J.; MACÁRIO, R. Are we planning investments to fail? Consequences of traffic forecast effects on PPP contracts: Portuguese and Brazilian cases. **Research in Transportation Economics**, v. 59, p. 167–174, 1 nov. 2016.
- PETROPOULOS, F.; MAKRIDAKIS, S.; ASSIMAKOPOULOS V.; NIKOLOPOULOS, K. “Horses for Courses” in demand forecasting. **European Journal of Operational Research**, v. 237, n. 1, p. 152-163. 2014.
- PICOTO, W. N.; PINTO, I. Cultural impact on mobile banking use – A multi-method approach. **Journal of Business Research**, out. 2020.
- PIGATTO, G. et al. Have you chosen your request? Analysis of online food delivery companies in Brazil. **British Food Journal**, v. 119, n. 3, p. 639–657, 6 mar. 2017.
- POHLMANN, C. R. et al. The role of the focal company in sustainable development goals: A Brazilian food poultry supply chain case study. **Journal of Cleaner Production**, p. 118798, out. 2019.
- POZZEBON M., VAN HECK E. Local adaptations of generic application systems: The case of Veiling Holambra in Brazil. **Journal of Information Technology**, 2006.
- RODRIGUES C.C., BARROS A. From Caciques and Godfathers to Second-Order Corruption. **Journal of Management Inquiry**, 2022.
- RODRIGUES T.A., MOTA C.M.M., OJIAKO U., DWEIRI F. Assessing the objectives of dry ports: main issues, challenges and opportunities in Brazil. **International Journal of Logistics Management**, 2021.
- ROHDEN S.F., MATOS C.A. Online service failure: how consumers from emerging countries react and complain. **Journal of Consumer Marketing**, 2022.
- ROSELLI L., CARLUCCI D., ROVER O.J., DE GENNARO B. The Effects of Extrinsic Cues on Olive Oil Price in Brazil. **Journal of International Food and Agribusiness Marketing**, 2018.
- SAMPAIO C.H., LADEIRA W.J., SANTINI F.D.O. Apps for mobile banking and customer satisfaction: a cross-cultural study. **International Journal of Bank Marketing**, 2017.
- SANT’ANNA A.P., DE ARAUJO RIBEIRO R.O. Statistical modeling and probabilistic composition in the prediction of the customer lifetime value. **Benchmarking**, 2009.
- SCARABOTO D., FIGUEIREDO B. Holy Mary Goes ’Round: Using Object Circulation to Promote Hybrid Value Regimes in Alternative Economies. **Journal of Macromarketing**, 2017.
- SCHMIDT-KESSEN M.J., NOGUEIRA R., CANTERO GAMITO M. Success or Failure?—Effectiveness of Consumer ODR Platforms in Brazil and in the EU. **Journal of Consumer Policy**, 2020.

SCORNAVACCA E., JR., BARNES S.J., LUIZ BECKER J. Developing automated e-survey and control tools: An application in industrial management. **Industrial Management & Data Systems**, 2004.

SEHNEM S., PIEKAS A., DAL MAGRO C.B., FABRIS J., LEITE A. Public policies, management strategies, and the sustainable and competitive management model in handicrafts. **Journal of Cleaner Production**, 2020.

SELLITTO M.A. The after-sales strategy of an industrial equipment manufacturer: evaluation and control. **International Journal of Quality and Reliability Management**, 2021.

SILVA, R. R. B. et al. Two-stage stochastic energy procurement model for a large consumer in hydrothermal systems. **Energy Economics**, v. 107, p. 105841, 1 mar. 2022.

SINGH N., FASSOTT G., CHAO M.C.H., HOFFMANN J.A. Understanding international web site usage: A cross-national study of German, Brazilian, and Taiwanese online consumers. **International Marketing Review**, 2006.

SOARES, L. J.; MEDEIROS, M. C. Modeling and forecasting short-term electricity load: A comparison of methods with an application to Brazilian data. **International Journal of Forecasting**, v. 24, n. 4, p. 630–644, out. 2008.

SOARES, L. J.; SOUZA, L. R. Forecasting electricity demand using generalized long memory. **International Journal of Forecasting**, v. 22, n. 1, p. 17–28, jan. 2006.

STEINER P.H., MAAS P. When customers are willing to disclose information in the insurance industry: A multi-group analysis comparing ten countries. **International Journal of Bank Marketing**, 2018.

TAVARES J.M., COBANOGU C., IVANOV S. Generation z and non-generation z as potential sea cruisers. **Tourism in Marine Environments**, 2021.

TIGRE P.B. Brazil in the age of electronic commerce. **Information Society**, 2003.

TONTINI, G. Identifying opportunities for improvement in online shopping sites. **Journal of Retailing and Consumer Services**, v. 31, p. 228–238, jul. 2016.

TORRINI, F. C. et al. Long term electricity consumption forecast in Brazil: A fuzzy logic approach. **Socio-Economic Planning Sciences**, v. 54, p. 18–27, jun. 2016.

TRKMAN, P. et al. The impact of business analytics on supply chain performance. **Decision Support Systems**, v. 49, n. 3, p. 318–327, jun. 2010.

TUBINO, D. **Manual de planejamento e controle da produção**. São Paulo, SP: Atlas, 2000.

VACLAVIK, M. C.; MACKE, J.; FATURI E SILVA, D. “Do not talk to strangers”: A study on trust in Brazilian ridesharing apps. **Technology in Society**, v. 63, p. 101379, 1 nov. 2020.

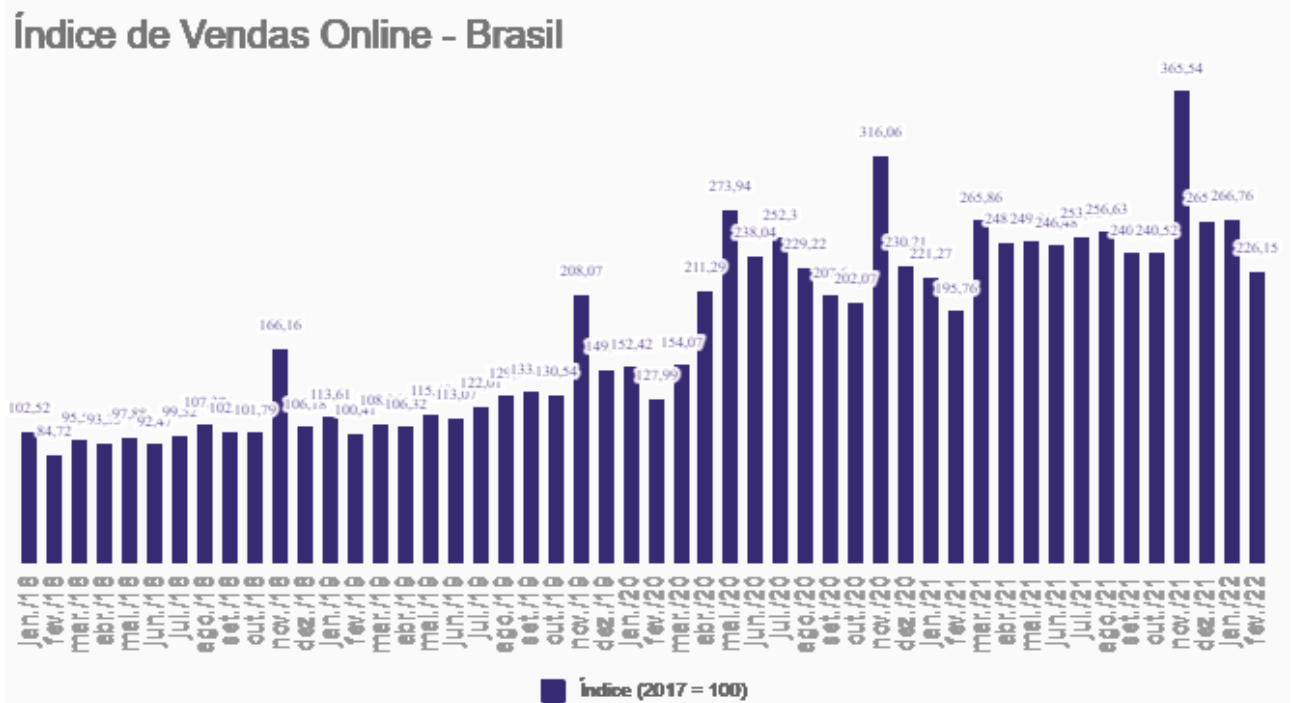
VEIGA, C. P.; VEIGA C. R. P.; CATAPAN, A.; TORTATO, U.; DA SILVA, W. V. Demand forecasting in food retail: a comparison between the HoltWinters and ARIMA models. **WSEAS Transactions on Business and Economics**. v. 11, 2014.

- VEIGA, C. P.; VEIGA C. R. P.; PUCHALSKI, W.; COELHO, L. S.; TORTATO, U. Demand forecasting based on natural computing approaches applied to the foodstuff retail segment. **Journal of Retailing and Consumer Services**. V. 31. p. 174-181. jul, 2016.
- VEIGA, C. P. **Análise de métodos quantitativos de previsão de demanda: Estudo comparativo e desempenho financeiro**. 2009. 152 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção e Sistemas) – Faculdade de Engenharia de Produção e Sistemas, Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Curitiba (PR), 2009. Disponível em: http://www.biblioteca.pucpr.br/tede/tde_busca/arquivo.php?codArquivo=2727. Acesso em: 11 fev. 2021.
- VERSCHOORE J.R., ADAMI V.S. Interplay of Competition and Cooperation in Wind Farm Interorganizational Projects: Relational Approach. **Journal of Management in Engineering**, 2020.
- VIEIRA, V. A. et al. In pursuit of an effective B2B digital marketing strategy in an emerging market. **Journal of the Academy of Marketing Science**, v. 47, n. 6, p. 1085–1108, 22 ago. 2019.
- VINCENZI, S. L. et al. Assessment of environmental sustainability perception through item response theory: A case study in Brazil. **Journal of Cleaner Production**, v. 170, p. 1369–1386, jan. 2018.
- WAGNER MAINARDES, E.; DE ALMEIDA, C. M.; DE-OLIVEIRA, M. e-Commerce: an analysis of the factors that antecede purchase intentions in an emerging market. **Journal of International Consumer Marketing**, v. 31, n. 5, p. 447–468, 6 maio 2019.
- WANKE, P. F. et al. An original information entropy-based quantitative evaluation model for low-carbon operations in an emerging market. **International Journal of Production Economics**, v. 234, p. 108061, 1 abr. 2021.
- WATANABE E.A.D.M., FREITAS M.G.M.T.D., DEMO G. Food Waste in Restaurants: Evidence from Brazil and the United States. **Journal of International Food and Agribusiness Marketing**, 2021.
- WERDERITS SILVA, D. E.; DA SILVA CÉSAR, A.; CONEJERO, M. A. Prevention of food waste and alternative destinations for unused food in Brazil. **Journal of Cleaner Production**, v. 318, p. 128545, out. 2021.
- WINTERS, P. R. Forecasting Sales by Exponentially Weighted Moving Averages. **Management Science**, v. 6, n.3, p.324-342, 1960.
- WONG, G. et al. RAMESES publication standards: meta-narrative reviews. **BMC Medicine**, v. 11, n. 1, 29 jan. 2013.
- WYATT, N. **The financial times essential guide to budgeting and forecasting: how to deliver accurate numbers**. Londres: Pearson, 2012.
- YOSHIKUNI A.C. Effects on corporate performance through ISS-enabled strategy-making on dynamic and improvisational capabilities. **International Journal of Productivity and Performance Management**, 2021.

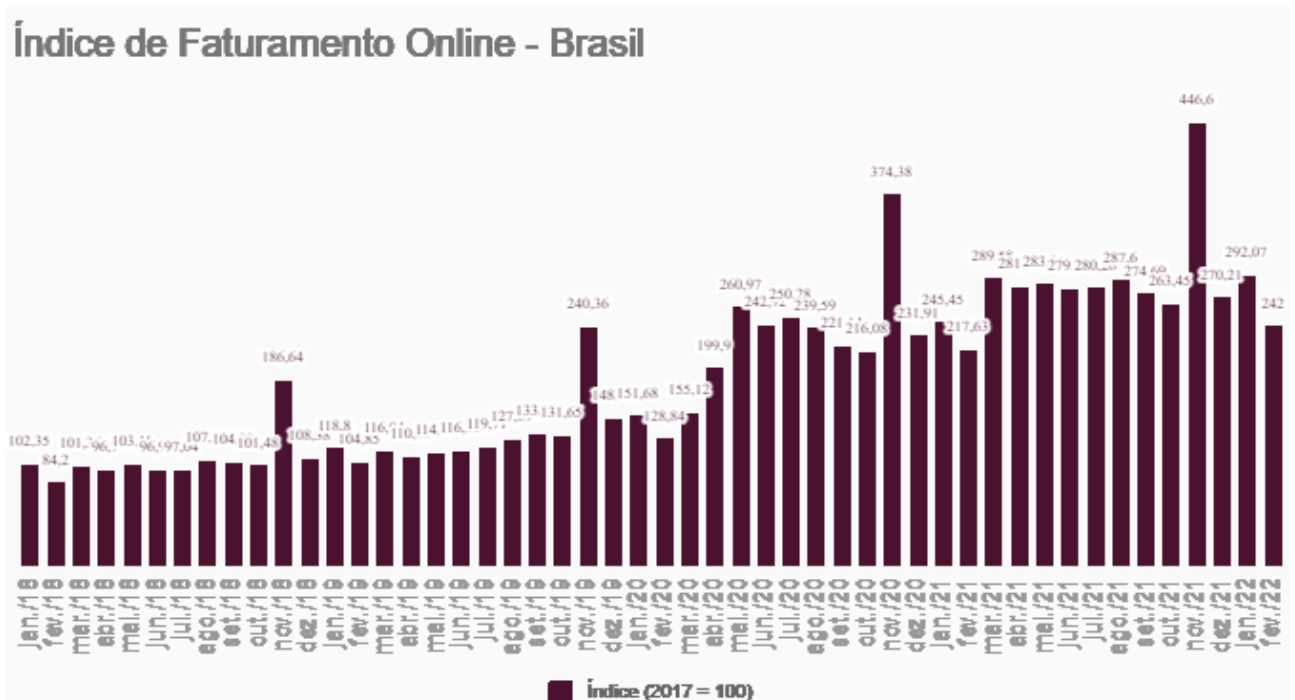
ZILBER S.N., VASCONCELLOS E. The adoption of e-business from a strategic perspective: The case of the Celta at General Motors Brazil. **International Journal of Automotive Technology and Management**, 2005.

ANEXO 1 – GRÁFICOS MCCENET

VENDAS ONLINE (JAN/2018 À FEV/2022)



FATURAMENTO ONLINE (JAN/2018 À FEV/2022)



ANEXO 2 – TABELAS MCCENET

VENDAS ONLINE (JAN/2018 A FEV/2022)

Índice de Vendas Online e Variações - Brasil					
Período	Índice (2017 = 100)	no mês (var.%)	versus o mês do ano anterior (var.%)	Acumulado no ano (var.%)	Acumulado dos últimos 12 meses (var.%)
jan./18	102,52	-4,34	10,67	10,67	
fev./18	84,72	-17,36	6,08	8,55	
mar./18	95,55	12,79	0,06	5,52	
abr./18	93,35	-2,31	13,19	7,33	
mai./18	97,88	4,86	2,29	6,25	
jun./18	92,47	-5,53	1,82	5,5	
jul./18	99,52	7,62	6,69	5,67	
ago./18	107,37	7,89	5,43	5,64	
set./18	102,55	-4,49	5,91	5,67	
out./18	101,79	-0,74	-1,94	4,82	
nov./18	166,16	63,23	3,78	4,67	
dez./18	106,18	-36,09	-0,92	4,17	
jan./19	113,61	6,99	10,82	10,82	4,24
fev./19	100,41	-11,62	18,52	14,31	5,11
mar./19	108,26	7,82	13,3	13,97	6,15
abr./19	106,32	-1,8	13,89	13,95	6,27
mai./19	115,42	8,56	17,91	14,77	7,51
jun./19	113,07	-2,03	22,28	15,99	9,04
jul./19	122,01	7,91	22,6	16,98	10,31

ago./19	129,9	6,46	20,97	17,54	11,63
set./19	133,18	2,53	29,87	18,98	13,58
out./19	130,54	-1,98	28,24	19,94	16,07
nov./19	208,07	59,4	25,23	20,71	18,86
dez./19	149,65	-28,08	40,93	22,43	22,43
jan./20	152,42	1,85	34,16	34,16	24,43
fev./20	127,99	-16,03	27,47	31,02	25,06
mar./20	154,07	20,38	42,31	34,82	27,38
abr./20	211,29	37,14	98,74	50,67	34,17
mai./20	273,94	29,65	137,35	69,06	44,4
jun./20	238,04	-13,11	110,52	76,2	51,5
jul./20	252,3	5,99	106,78	80,99	58,56
ago./20	229,22	-9,15	76,46	80,34	63,15
set./20	207,6	-9,43	55,88	77,21	64,88
out./20	202,07	-2,67	54,79	74,72	66,55
nov./20	316,06	56,41	51,9	71,28	69,11
dez./20	230,21	-27,16	53,83	69,57	69,57
jan./21	221,27	-3,88	45,17	45,17	69,77
fev./21	195,76	-11,53	52,95	48,72	71,08
mar./21	265,86	35,81	72,56	57,17	73,11

abr./21	248,77	-6,43	17,74	44,27	64,86
mai./21	249,01	0,1	-9,1	28,37	49,84
jun./21	246,48	-1,02	3,55	23,27	41,04
jul./21	253,16	2,71	0,34	19,17	32,57
ago./21	256,63	1,37	11,96	18,16	27,96
set./21	240,43	-6,31	15,81	17,89	25,29
out./21	240,52	0,04	19,03	18,01	23,16
nov./21	365,54	51,98	15,66	17,69	19,84
dez./21	265,09	-27,48	15,15	17,47	17,47
jan./22	266,76	0,63	20,56	20,56	16,14
fev./22	226,15	-15,22	15,52	18,19	14,37

FATURAMENTO ONLINE (JAN/2018 A FEV/2022)

Índice de Faturamento Online e Variações - Brasil					
Período	Índice (2017 = 100)	no mês (var.%)	versus o mês do ano anterior (var.%)	Acumulado no ano (var.%)	Acumulado dos últimos 12 meses (var.%)
jan./18	102,35	0,04	9,65	9,65	
fev./18	84,20	-17,74	6,96	8,42	
mar./18	101,36	20,39	4,52	7,02	
abr./18	96,7	-4,59	15,24	8,97	
mai./18	103,11	6,62	6,37	8,41	
jun./18	96,96	-5,96	5,90	7,99	
jul./18	97,04	0,08	4,22	7,43	
ago./18	107,13	10,39	6,49	7,3	
set./18	104,99	-2,00	9,88	7,6	
out./18	101,48	-3,34	1,83	6,98	
nov./18	186,64	83,91	11,53	7,68	
dez./18	108,38	-41,93	5,94	7,53	
jan./19	118,80	9,62	16,08	16,08	8,09
fev./19	104,85	-11,74	24,53	19,89	9,3
mar./19	116,04	10,67	14,48	17,99	10,11
abr./19	110,05	-5,16	13,81	16,94	10,05
mai./19	114,58	4,11	11,13	15,71	10,43
jun./19	116,32	1,52	19,96	16,41	11,51
jul./19	119,71	2,92	23,36	17,4	12,97

ago./19	127,69	6,66	19,19	17,65	14,02
set./19	133,22	4,33	26,89	18,73	15,41
out./19	131,65	-1,17	29,73	19,85	17,63
nov./19	240,36	82,57	28,79	21,26	20,04
dez./19	148,91	-38,05	37,39	22,62	22,62
jan./20	151,68	1,87	27,68	27,68	23,59
fev./20	128,84	-15,06	22,88	25,43	23,47
mar./20	155,12	20,40	33,68	28,25	25,04
abr./20	199,90	28,86	81,64	41,31	30,43
mai./20	260,97	30,55	127,77	58,87	40,05
jun./20	242,92	-6,91	108,84	67,41	47,23
jul./20	250,28	3,03	109,07	73,64	54,12
ago./20	239,59	-4,27	87,64	75,57	59,74
set./20	221,14	-7,7	66,00	74,36	62,67
out./20	216,08	-2,29	64,13	73,23	65,05
nov./20	374,38	73,26	55,76	70,3	67,99
dez./20	231,91	-38,06	55,74	68,93	68,93
jan./21	245,45	5,84	61,82	61,82	71,3
fev./21	217,63	-11,33	68,92	65,08	74,21
mar./21	289,58	33,06	86,68	72,77	78,16
abr./21	281,22	-2,89	40,68	62,68	73,71

mai./21	283,91	0,96	8,79	46,99	61,62
jun./21	279,68	-1,49	15,13	40,2	53,4
jul./21	280,26	0,21	11,98	35,12	45,56
ago./21	287,6	2,62	20,04	32,9	40,53
set./21	274,69	-4,49	24,21	31,86	37,57
out./21	263,45	-4,09	21,92	30,82	34,77
nov./21	446,6	69,52	19,29	29,05	30,59
dez./21	270,21	-39,5	16,52	27,97	27,97
jan./22	292,07	8,09	18,99	18,99	25,31
fev./22	242	-17,14	11,2	15,33	22,27

ANEXO 3 – PLANILHA HOLT-WINTERS FATURAMENTO

Period	Month	Date	Value	Level	Trend	Seasonal
	1 janeiro	2018.1	102.35			0.95
	2 fevereiro	2018.2	84.2			0.78
	3 março	2018.3	101.36			0.94
	4 abril	2018.4	96.7			0.90
	5 maio	2018.5	103.11			0.96
	6 junho	2018.6	96.96			0.90
	7 julho	2018.7	97.04			0.90
	8 agosto	2018.8	107.13			1.00
	9 setembro	2018.9	104.99			0.98
	10 outubro	2018.10	101.48			0.94
	11 novembro	2018.11	186.64			1.74
	12 dezembro	2018.12	108.38			1.01
	1 janeiro	2019.1	118.8	124.81	17.28	0.95
	2 fevereiro	2019.2	104.85	135.12	10.31	0.78
	3 março	2019.3	116.04	126.43	-8.69	0.94
	4 abril	2019.4	110.05	121.68	-4.74	0.90
	5 maio	2019.5	114.58	119.11	-2.57	0.96
	6 junho	2019.6	116.32	127.14	8.03	0.90
	7 julho	2019.7	119.71	133.02	5.88	0.90
	8 agosto	2019.8	127.69	129.76	-3.26	1.00
	9 setembro	2019.9	133.22	134.96	5.20	0.98
	10 outubro	2019.10	131.65	139.60	4.63	0.94
	11 novembro	2019.11	240.36	139.33	-0.26	1.73
	12 dezembro	2019.12	148.91	146.45	7.12	1.01
	1 janeiro	2020.1	151.68			
	2 fevereiro	2020.2	128.84			
	3 março	2020.3	155.12			
	4 abril	2020.4	199.9			
	5 maio	2020.5	260.97			
	6 junho	2020.6	242.92			
	7 julho	2020.7	250.28			
	8 agosto	2020.8	239.59			
	9 setembro	2020.9	221.14			
	10 outubro	2020.10	216.08			
	11 novembro	2020.11	374.38			
	12 dezembro	2020.12	231.91			
	1 janeiro	2021.1	245.45			
	2 fevereiro	2021.2	217.63			
	3 março	2021.3	289.58			
	4 abril	2021.4	281.22			
	5 maio	2021.5	283.91			
	6 junho	2021.6	279.68			
	7 julho	2021.7	280.26			

8 agosto	2021.8	287.6
9 setembro	2021.9	274.69
10 outubro	2021.10	263.45
11 novembro	2021.11	446.6
12 dezembro	2021.12	270.21
1 janeiro	2022.1	292.07
2 fevereiro	2022.2	242

Forecast	Error	Constantes de Suavização	
		alfa	0.85
		beta	1.00
		gama	0.10
		RMSE	33.22

Forecast	Error	Abs Error	Sqr Error	Err/Act Abs	K
142.09	-37.24	37.24	1387.03	0.355	
145.43	-29.39	29.39	863.65	0.253	
117.73	-7.68	7.68	59.00	0.070	
116.94	-2.36	2.36	5.57	0.021	
116.54	-0.22	0.22	0.05	0.002	
135.18	-15.47	15.47	239.23	0.129	
138.91	-11.22	11.22	125.81	0.088	
126.50	6.72	6.72	45.12	0.050	
140.16	-8.51	8.51	72.40	0.065	
144.23	96.13	96.13	9241.20	0.400	
139.07	9.84	9.84	96.77	0.066	K
146.17	5.51	5.51	30.36	0.036	1
125.71	3.13	3.13	9.81	0.024	2
157.76	-2.64	2.64	6.94	0.017	3
157.39	42.51	42.51	1807.30	0.213	4
174.60	86.37	86.37	7459.07	0.331	5
170.80	72.12	72.12	5200.91	0.297	6
177.07	73.21	73.21	5360.28	0.293	7
202.37	37.22	37.22	1385.18	0.155	8
205.75	15.39	15.39	236.94	0.070	9
205.35	10.73	10.73	115.10	0.050	10
389.82	-15.44	15.44	238.29	0.041	11
233.88	-1.97	1.97	3.88	0.008	12
227.45	18.00	18.00	324.15	0.073	13
192.51	25.12	25.12	631.00	0.115	14
238.03	51.55	51.55	2657.05	0.178	15
234.22	47.00	47.00	2208.95	0.167	16
256.51	27.40	27.40	750.78	0.097	17
247.91	31.77	31.77	1009.29	0.114	18
254.10	26.16	26.16	684.16	0.093	19

287.34	0.26	0.26	0.07	0.001	20
289.21	-14.52	14.52	210.85	0.053	21
285.93	-22.48	22.48	505.40	0.085	22
537.94	-91.34	91.34	8342.29	0.205	23
320.02	-49.81	49.81	2481.03	0.184	24
308.72	-16.65	16.65	277.28	0.057	25
259.31	-17.31	17.31	299.74	0.072	26
SOMAS 12	326.15	366.23	21854.07	1.53	0.00
SOMAS 26	341.29	805.60	42236.12	3.029	

count	count
12	26
MSE	MSE
1821.1729	1624.46633
MAPE	MAPE
12.8%	11.6%

Faturamento	Previsão	
151.68	146.169942	1
128.84	125.707581	2
155.12	157.755239	3
199.9	157.38761	4
260.97	174.604118	5
242.92	170.802659	6
250.28	177.066049	7
239.59	202.371934	8
221.14	205.747086	9
216.08	205.351754	10
374.38	389.816763	11
231.91	233.879795	12
245.45	227.445877	13
217.63	192.510281	14
289.58	238.03342	15
281.22	234.2205	16
283.91	256.509669	17
279.68	247.910734	18
280.26	254.103519	19
287.6	287.338828	20
274.69	289.210832	21
263.45	285.931131	22
446.6	537.936158	23
270.21	320.019962	24
292.07	308.721812	25
242	259.312982	26

ANEXO 4 – PLANILHA HOLT-WINTERS VENDAS

Period	Month	Date	Value	Level	Trend	Seasonal
	1 janeiro	2018.1	102.52			0.98
	2 fevereiro	2018.2	84.72			0.81
	3 março	2018.3	95.55			0.92
	4 abril	2018.4	93.35			0.90
	5 maio	2018.5	97.88			0.94
	6 junho	2018.6	92.47			0.89
	7 julho	2018.7	99.52			0.96
	8 agosto	2018.8	107.37			1.03
	9 setembro	2018.9	102.55			0.98
	10 outubro	2018.10	101.79			0.98
	11 novembro	2018.11	166.16			1.60
	12 dezembro	2018.12	106.18			1.02
	1 janeiro	2019.1	113.61	115.44	11.27	0.98
	2 fevereiro	2019.2	100.41	125.05	9.61	0.81
	3 março	2019.3	108.26	126.15	1.10	0.92
	4 abril	2019.4	106.32	122.85	-3.30	0.90
	5 maio	2019.5	115.42	121.23	-1.62	0.94
	6 junho	2019.6	113.07	123.59	2.36	0.89
	7 julho	2019.7	122.01	126.85	3.26	0.96
	8 agosto	2019.8	129.9	128.02	1.17	1.03
	9 setembro	2019.9	133.18	132.31	4.29	0.98
	10 outubro	2019.10	130.54	135.06	2.75	0.98
	11 novembro	2019.11	208.07	134.04	-1.02	1.60
	12 dezembro	2019.12	149.65	140.08	6.04	1.02
	1 janeiro	2020.1	152.42			
	2 fevereiro	2020.2	127.99			
	3 março	2020.3	154.07			
	4 abril	2020.4	211.29			
	5 maio	2020.5	273.94			
	6 junho	2020.6	238.04			
	7 julho	2020.7	252.3			
	8 agosto	2020.8	229.22			
	9 setembro	2020.9	207.6			
	10 outubro	2020.10	202.07			
	11 novembro	2020.11	316.06			
	12 dezembro	2020.12	230.21			
	1 janeiro	2021.1	221.27			
	2 fevereiro	2021.2	195.76			
	3 março	2021.3	265.86			
	4 abril	2021.4	248.77			
	5 maio	2021.5	249.01			
	6 junho	2021.6	246.48			
	7 julho	2021.7	253.16			
	8 agosto	2021.8	256.63			
	9 setembro	2021.9	240.43			
	10 outubro	2021.10	240.52			
	11 novembro	2021.11	365.54			
	12 dezembro	2021.12	265.09			

1 janeiro	2022.1	266.76
2 fevereiro	2022.2	226.15

Forecast	Error	Constantes de Suavização	
		alfa	0.51
		beta	1.00
		gama	0.00
		RMSE	25.52

Forecast	Error	Abs Error	Sqr Error	Err/Act Abs	K
126.71	-26.30	26.30	691.64	0.262	
134.66	-26.40	26.40	696.80	0.244	
127.25	-20.93	20.93	438.00	0.197	
119.54	-4.12	4.12	17.01	0.036	
119.61	-6.54	6.54	42.82	0.058	
125.94	-3.93	3.93	15.47	0.032	
130.11	-0.21	0.21	0.04	0.002	
129.20	3.98	3.98	15.86	0.030	
136.60	-6.06	6.06	36.75	0.046	
137.81	70.26	70.26	4935.94	0.338	
133.02	16.63	16.63	276.39	0.111	K
143.81	8.61	8.61	74.21	0.057	1
123.75	4.24	4.24	17.99	0.033	2
145.11	8.96	8.96	80.33	0.058	3
147.18	64.11	64.11	4110.31	0.303	4
159.99	113.95	113.95	12983.49	0.416	5
156.51	81.53	81.53	6646.74	0.342	6
174.21	78.09	78.09	6097.32	0.309	7
194.18	35.04	35.04	1227.73	0.153	8
191.41	16.19	16.19	262.14	0.078	9
195.89	6.18	6.18	38.17	0.031	10
329.40	-13.34	13.34	178.03	0.042	11
216.65	13.56	13.56	183.84	0.059	12
215.13	6.14	6.14	37.74	0.028	13
182.69	13.07	13.07	170.90	0.067	14
211.58	54.28	54.28	2946.33	0.204	15
212.12	36.65	36.65	1343.21	0.147	16
228.09	20.92	20.92	437.72	0.084	17
220.84	25.64	25.64	657.30	0.104	18
243.45	9.71	9.71	94.31	0.038	19
268.88	-12.25	12.25	149.97	0.048	20
262.75	-22.32	22.32	498.24	0.093	21
266.71	-26.19	26.19	685.66	0.109	22
445.00	-79.46	79.46	6313.43	0.217	23
290.52	-25.43	25.43	646.63	0.096	24

	286.45	-19.69	19.69	387.62	0.074	25
	241.63	-15.48	15.48	239.48	0.068	26
SOMAS 12	417.11	443.80	31900.27	1.88	0.00	
SOMAS 26	382.73	811.02	46508.83	3.26		

count	count
12	26
MSE	MSE
2658.35605	1788.80098
MAPE	MAPE
15.7%	12.5%

Vendas	Previsão	
152.42	143.81	1
127.99	123.75	2
154.07	145.11	3
211.29	147.18	4
273.94	159.99	5
238.04	156.51	6
252.3	174.21	7
229.22	194.18	8
207.6	191.41	9
202.07	195.89	10
316.06	329.40	11
230.21	216.65	12
221.27	215.13	13
195.76	182.69	14
265.86	211.58	15
248.77	212.12	16
249.01	228.09	17
246.48	220.84	18
253.16	243.45	19
256.63	268.88	20
240.43	262.75	21
240.52	266.71	22
365.54	445.00	23
265.09	290.52	24
266.76	286.45	25
226.15	241.63	26