

**PROPOSTA DE UM MODELO DE PREVISÃO DE DEMANDA PARA UMA
EMPRESA DE EQUIPAMENTOS ALIMENTÍCIOS INDUSTRIAIS**


**PROPOSAL FOR A DEMAND FORECASTING MODEL FOR AN INDUSTRIAL
FOOD EQUIPMENT COMPANY**

Recebido em: 20/02/2024

Reenviado em: 12/08/2024

Aceito em: 14/08/2024

Publicado em: 002/10/2024

André Luiz Emmel Silva¹ 
Universidade de Santa Cruz do Sul

Jorge André Ribas Moraes² 
Universidade de Santa Cruz do Sul

Silvio Cesar Ferreira da Rosa³ 
Universidade de Santa Cruz do Sul

Maríndia da Silveira Moura⁴ 
Universidade de Santa Cruz do Sul

Resumo: Diante de cenários cada vez mais competitivos e dinâmicos em que atendimento imediato das necessidades do mercado torna-se um diferencial competitivo, conseguir prever a demanda futura torna-se um elemento fundamental para o planejamento das atividades de uma organização e para a tomada de decisões. Nesse contexto, o presente estudo tem por objetivo propor um modelo de previsão de demanda para orientar o planejamento da cadeia de suprimentos em uma empresa de equipamentos alimentícios industriais. O estudo de caso foi dividido em: coleta de dados qualitativa e quantitativa, classificação ABC e definição das famílias de produto para serem analisadas, classificação ABC e definição dos produtos em função da família escolhida, análise do comportamento e características das séries temporais, definição e aplicação dos modelos de previsão, comparativo entre valores projetados e realizados e análise dos resultados. O estudo demonstrou que o método de Holt-Winters é o modelo adequado para ser aplicado em função do comportamento e características de sazonalidade e tendência identificadas na série de dados. Os resultados indicam que as previsões, apesar de apresentarem diferenças superiores e inferiores ao se comparar com a demanda real, ainda sim tornam-se um modelo aplicável a realidade da organização.

Palavras-chave: Previsão da Demanda; Método de Holt-Winters; Planejamento da Cadeia de Suprimentos.

¹ Doutorado em Tecnologia Ambiental pela Universidade de Santa Cruz do Sul (UNISC). Professor do Departamento de Engenharia, Arquitetura e Computação da Universidade de Santa Cruz do Sul (UNISC). E-mail: andresilva@unisc.br

² Doutorado em Engenharia de Produção pela Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC). Professor do Departamento de Engenharia, Arquitetura e Computação da Universidade de Santa Cruz do Sul (UNISC). E-mail: jorge@unisc.br

³ Doutorando e Mestre em Tecnologia Ambiental pela Universidade de Santa Cruz do Sul (UNISC). Professor do Departamento de Engenharia, Arquitetura e Computação da Universidade de Santa Cruz do Sul (UNISC). E-mail: scferreira@unisc.br

⁴ Graduação em Engenharia de Produção pela Universidade de Santa Cruz do Sul (UNISC). E-mail: marindia1@mx2.unisc.br

Abstract: Faced with increasingly competitive and dynamic scenarios in which immediate fulfillment of market needs becomes a competitive differentiator, being able to predict future demand becomes a fundamental element for planning an organization's activities and for decision making. In this context, the present study aims to propose a demand forecast model to guide supply chain planning in an industrial food equipment company. The case study was divided into: qualitative and quantitative data collection, ABC classification and definition of product families to be analyzed, ABC classification and definition of products according to the chosen family, analysis of the behavior and characteristics of the time series, definition and application of forecast models, comparison between projected and realized values and analysis of results. The results indicate that the models, despite presenting superior and inferior differences when comparing with the real demand, still becomes a model applicable to the reality of the organization.

Keywords: Demand Forecast; Holt-Winters method; Supply Chain Planning.

INTRODUÇÃO

As mudanças de ordem econômica ocasionadas pela globalização vêm impulsionando o desenvolvimento do mercado e dos negócios, passando a exigir de forma crescente diferenciais competitivos, custos reduzidos e melhores níveis de serviço ao cliente. As organizações passam nesse novo contexto a ter uma necessidade de uma visão da totalidade do negócio, em que fatores externos também precisam ser considerados. Nesse sentido, onde grande parte do mundo está intimamente integrada por meio do comércio de bens finais e intermediários, a cadeia de suprimentos é destacada e tem um papel fundamental, sendo o elo que conecta redes de fornecedores, fabricantes, centros de produção, distribuição e armazéns, suportando a operação dos negócios (BONADIO *et al.*, 2021; JOSHI, 2022).

Informação de suma importância para uma boa gestão da cadeia de suprimentos é a previsão da demanda. Ao ser captada e compartilhada aos diferentes níveis da organização, a demanda torna-se um importante meio para sustentar a tomada de decisões do negócio, em especial, quanto a alocação de recursos e materiais na quantidade e no momento adequado (ROSTAMI-TABAR *et al.*, 2015; MIRANDA *et al.*, 2019; ABOLGHASEMI *et al.*, 2020; BENHAMIDA *et al.*, 2021; FILDES; MA; KOLASSA, 2022). Melhorar a qualidade das previsões é fundamental, pois a imprecisão desta resulta em alocação de recursos e operações inadequadas e de alto custo, compromete o nível de serviço da organização, traduzindo como consequência o não atendimento ou a insatisfação do cliente (MIRCETIC *et al.*, 2022).

No entanto, entender o comportamento de um produto ou serviço é uma tarefa complexa e desafiadora, cercada de incertezas (FU; CHIEN, 2019; ACKERMANN; SELITTO, 2022; PETROPOULOS *et al.*, 2022), e os métodos de previsão podem ser empregados para identificar os principais fatores que influenciam na demanda. Estes podem abranger desde modelos simples de observações até mesmo mais complexos como sistemas econométricos ou redes neurais, por exemplo. Em suma, a escolha do método adequado dependerá de quais dados estão

disponíveis, dos padrões de séries temporais presentes, dos objetivos e da previsibilidade a ser considerada (GREEN; ARMSTRONG, 2015; HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2021; PETROPOULOS *et al.*, 2022; ZELLNER *et al.*, 2021).

O modelo Holt-Winters foi proposto pela primeira vez no início dos anos 1960 e é uma extensão do método de suavização exponencial do método Holt (TIRKEŞ; GÜRAY; ÇELEBI, 2017), e assim como outros métodos quantitativos tem como objetivo encontrar através de dados históricos, modelos (estatísticos e/ou matemáticos) que permitam traduzir de forma adequada o comportamento futuro (ALVES *et al.*, 2019; PINÇE; TURRINI; MEISSNER, 2021). Tem por característica decompor uma série temporal em componentes, suavizar seus valores passados e após recompor os componentes para estimar as previsões (MIRANDA *et al.*, 2019). O Holt-Winters é um dos algoritmos de previsão mais amplamente utilizados (TRULL; DÍAZ; TRONCOSO, 2020; AHMAR *et al.*, 2023), sendo utilizado com objetivo de gerar previsões de demanda de curto prazo quando seus dados contêm tendências e comportamentos de sazonalidade (HYNDMAN *et al.*, 2002; VERÍSSIMO *et al.*, 2012; FAVERJON; BEREZOWSKI, 2018).

Três padrões temporais estão associados a este método: nível, tendência e sazonalidade. Cada qual apresenta equações fundamentais e que variam entre aditivo ou multiplicativo conforme o tipo de sazonalidade associada ao modelo temporal. O aditivo tem como característica apresentar a amplitude da variação de sazonalidade constante em um intervalo de tempo; já no multiplicativo a variação sazonal diminui ou aumenta no decorrer do tempo (ACKERMANN; SELLITTO, 2022).

Nesse contexto, considerando a importância da previsão de demanda na orientação do processo de planejamento da cadeia de suprimentos, é que o presente estudo se concentra. A organização em estudo é uma empresa fabricante de equipamentos alimentícios industriais e tem como modelo de negócio uma orientação de vendas baseado em uma carteira de pedidos com um curto horizonte de planejamento aliado a um *mix* de produtos com comportamentos de demandas instáveis e sazonais.

Além disso, possui a característica de estar inserida em um mercado que exige que o produto acabado tenha um prazo de entrega reduzido, e conseqüentemente disponibilidade interna de componentes para fabricação. Devido à falta de uma previsibilidade futura da demanda e tempo de ressuprimento associado aos itens, tornando necessária uma política de compra e estocagem de uma variada gama de componentes. Isso por sua vez reflete diretamente

em custos de estocagem e que na maioria das vezes ainda não refletem necessariamente a realidade da demanda de vendas.

A partir da situação apresentada o objetivo deste trabalho é desenvolver uma proposta de previsão da demanda para orientar o planejamento da cadeia de suprimentos em uma empresa equipamentos alimentícios industriais.

PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Trata-se de um trabalho de natureza aplicada, de objetivo exploratório e a abordagem quali-quantitativa. Quanto aos procedimentos de coleta classifica-se como estudo de caso, e as fontes de informação são de natureza bibliográfica e de campo. Limita-se ao estudo, propor um modelo de previsão da demanda para orientar o planejamento da cadeia de suprimentos. Além disso, não se pretende generalizar os resultados aqui encontrados. Mesmo replicando a metodologia deste estudo, estes podem variar e conseqüentemente levar a conclusões diferentes em outras empresas.

O presente trabalho foi desenvolvido em uma empresa equipamentos alimentícios industriais fundada em 1991, especializada na produção de fogões à lenha e equipamentos para a área da gastronomia, localizada no Vale do Rio Pardo, no estado do Rio Grande do Sul. Com produção média de 200 mil produtos por ano, possui um parque fabril de 110 mil metros quadrados, comportando os processos de conformação, solda, usinagem, tratamento químico, pintura, fundição e montagem.

O estudo de caso foi dividido em: (i) coleta de dados qualitativa e quantitativa; (ii) classificação ABC e definição das famílias de produto para serem analisadas; (iii) classificação ABC e definição dos produtos em função da família escolhida de produtos; (iv) análise do comportamento e características das séries temporais; (v) definição e aplicação dos modelos de previsão; (vi) comparativo entre valores projetados e realizados; e (vii) análise dos resultados.

Para a proposição da previsão, inicialmente as famílias de produto da empresa foram analisadas através de uma curva ABC. Com isso a família de fogão à lenha, a qual apresentou maior representatividade histórica financeira, foi considerada. A partir dela, realizou-se o desdobramento de seus modelos em função também do método ABC. Os 3 produtos da curva “A” com maior representatividade financeira foram delimitados para a construção dos modelos de previsão, sendo eles: “FOG LEN FERRO FUNDIDO 01” (FL001); “FOG LEN 01 D FLOR BRANCO” (FL203) e “FOG LEN 02 D GAB FLOR BRANCO” (FL103). Para o tratamento

dos dados, utilizou-se o *software* Minitab, o qual viabilizou a construção de gráficos, tabelas e análises estatísticas.

RESULTADOS

COLETA DE DADOS QUALITATIVA

A primeira etapa correspondeu a uma sessão de *brainstorming* com os envolvidos no contexto de gestão da demanda. O *brainstorming* é uma forma de geração de ideias em que os membros do grupo participam ativamente do diálogo e da interação, compartilhando verbalmente suas ideias, uma de cada vez (AL-SAMARRAIE; HURMUZAN, 2018). Participaram desta etapa sete pessoas: o diretor comercial e diretor industrial, os gerentes do comercial, suprimentos e industrial, e os dois analistas de PCP, onde foram questionados sobre quais fatores estão interferindo para a empresa não cumprir com o prazo de entrega prometido ao cliente. Através das respostas, possível identificar informações preliminares e importantes para o desenvolvimento do estudo: mercado consumidor com prazo de entrega reduzido; modelo de negócio com orientação de vendas baseado em uma carteira de pedidos com um curto horizonte de planejamento; *mix* de produtos com comportamentos distintos com demandas instáveis e sazonais; instabilidade na entrada de pedidos; e quantidades solicitadas que contrastam com os níveis de estoques dos itens os quais vinham sendo projetados, gerando rupturas de estoque devido ao longo tempo de ressuprimento associado ao fornecedor.

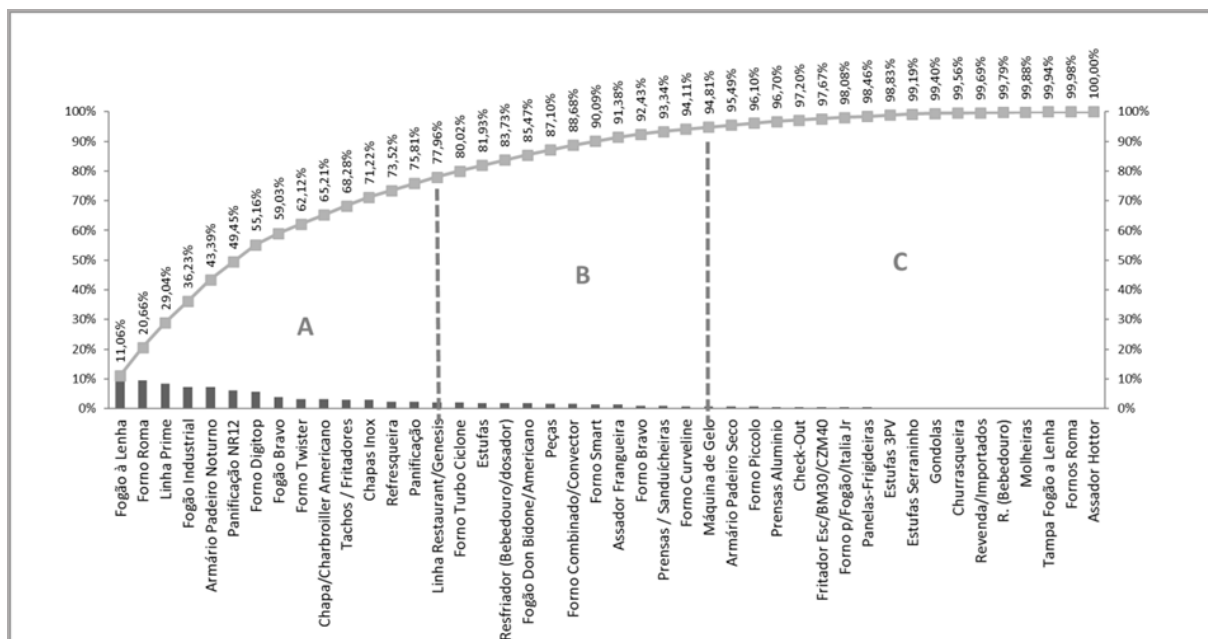
Diante das informações relatadas constatou-se a dificuldade em que a organização enfrenta no que diz respeito ao processo de planejamento de compra de matéria prima e insumos, elencada pelas áreas de planejamento e suprimentos em virtude falta de previsibilidade da demanda. Faz-se necessária uma política de compra e estocagem de uma variada gama de componentes, mas que, no entanto, reflete diretamente em custos de estocagem e que na maioria das vezes ainda não refletem necessariamente a realidade da demanda de vendas, gerando muitas vezes rupturas de estoque e principalmente comprometendo o prazo de entrega do produto final ao cliente os níveis de serviço projetados.

COLETA DE DADOS QUANTITATIVA

Nesta etapa conduziu-se a estruturação quantitativa do estudo. Inicialmente um relatório de vendas e faturamento histórico dos produtos foi disponibilizado pela empresa. A partir dele uma curva ABC das famílias de produto foi desenvolvida. Para isso, uma média histórica de

faturamento referente ao período de 4 anos foi considerado (2019 a 2022), e desta análise inicial uma relação de 44 famílias de produtos foram identificadas, sendo 15 famílias pertencentes a classificação “A”, 12 a “B” e 17 a “C”, conforme apresenta a figura 1.

Figura 1 - Curva ABC de faturamento 2019 a 2022 das famílias.



Elaboração: Autores, 2023.

A partir da análise agregada das famílias de produtos conduziu-se a seleção destas para o desdobramento posterior de modelos de previsão. Para isso, o critério escolhido foi a família com maior representatividade financeira à organização, sendo neste caso a de fogão à lenha, com um índice de 11,06% de faturamento médio em um intervalo histórico de 4 anos. O desdobramento em função de modelos desta família totalizou 206 registros. A próxima etapa foi a classificação dos dados para o estudo das séries temporais envolvidas. Esta análise envolveu as demandas dos três produtos com maior representatividade de vendas na família fogão a lenha, sendo aqui chamados de FL001, FL203 e FL103. Estes totalizam um percentual acumulado de 28,09% do faturamento dentro da família. Para os 3 produtos definidos realizou-se o levantamento das quantidades vendidas mensalmente em um período de 4 anos, conforme apresenta a tabela 1.

Tabela 1 - Dados históricos de vendas

Ano	Mês	Período	FL001	FL203	FL103
2019	Janeiro	P1	35	1	1

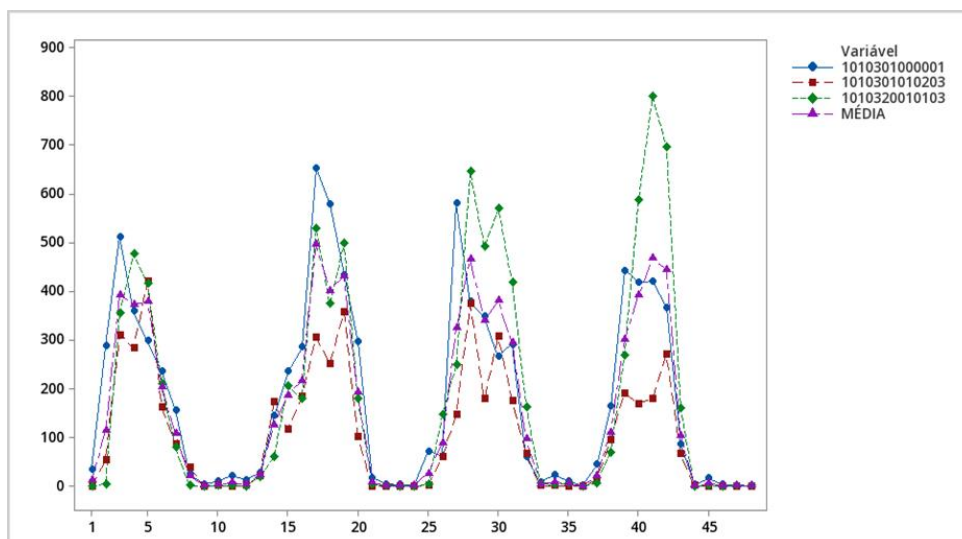
2019	Fevereiro	P2	287	53	5
2019	Março	P3	511	310	354
2019	Abril	P4	359	283	476
2019	Maiο	P5	298	421	415
2019	Junho	P6	236	163	209
2019	Julho	P7	156	86	79
2019	Agosto	P8	25	39	2
2019	Setembro	P9	10	1	1
2019	Outubro	P10	10	1	1
2019	Novembro	P11	22	1	1
2019	Dezembro	P12	13	1	1
2020	Janeiro	P13	27	22	19
2020	Fevereiro	P14	144	172	60
2020	Março	P15	235	117	205
2020	Abril	P16	285	184	179
2020	Maiο	P17	652	306	528
2020	Junho	P18	578	252	374
2020	Julho	P19	433	358	499
2020	Agosto	P20	296	101	180
2020	Setembro	P21	18	1	5
2020	Outubro	P22	10	1	1
2020	Novembro	P23	10	1	1
2020	Dezembro	P24	10	1	1
2021	Janeiro	P25	72	2	3
2021	Fevereiro	P26	62	60	14 6
2021	Março	P27	580	14 7	24 9
2021	Abril	P28	378	37 4	64 5
2021	Maiο	P29	348	18 0	49 1
2021	Junho	P30	266	30 7	56 9
2021	Julho	P31	290	17 5	41 8
2021	Agosto	P32	61	66	16 3
2021	Setembro	P33	9	1	6
2021	Outubro	P34	23	2	3
2021	Novembro	P35	11	1	7
2021	Dezembro	P36	10	1	1
2022	Janeiro	P37	45	13	7

2022	Fevereiro	P38	164	95	70
2022	Março	P39	442	19 1	26 9
2022	Abril	P40	417	16 9	58 7
2022	Maio	P41	421	18 0	79 9
2022	Junho	P42	365	27 0	69 5
2022	Julho	P43	86	66	16 1
2022	Agosto	P44	10	1	1
2022	Setembro	P45	16	1	1
2022	Outubro	P46	3	1	1
2022	Novembro	P47	10	1	1
2022	Dezembro	P48	10	1	1

Elaboração: Autores, 2023.

Os dados foram então tratados com auxílio do *software* estatístico Minitab e plotados em forma de gráfico para poder analisar o comportamento das vendas ao longo da série histórica. Além de analisar a curva de cada modelo, uma curva da média histórica resultante da sobreposição dos 3 produtos também foi considerada. O gráfico da figura 2 mostra essas informações.

Figura 2 - Comportamento de vendas históricas dos 3 produtos da família fogão à lenha

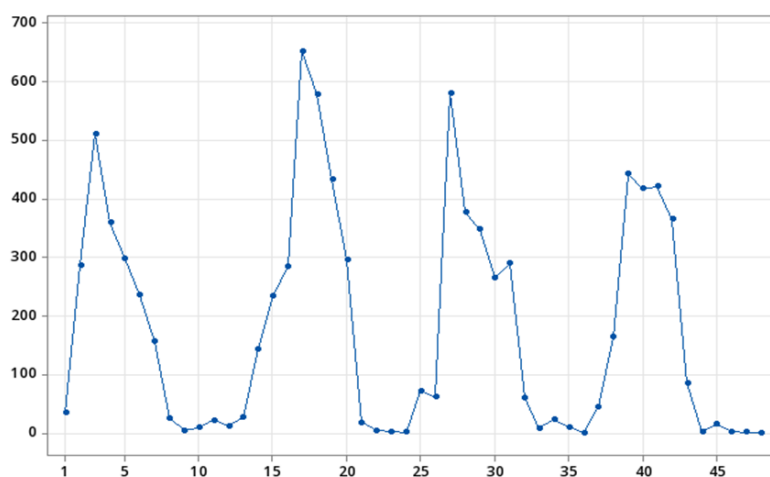


Elaboração: Autores, 2023. Fonte: Minitab, 2023.

Historicamente os produtos apresentam pico de venda nos meses de março, abril, maio e junho. Esse período é considerado a safra da empresa. A partir de setembro as vendas baixam consideravelmente, período este caracterizado como entressafra. Tal comportamento é característico de uma demanda sazonal (picos crescentes e decrescentes ao longo da série temporal).

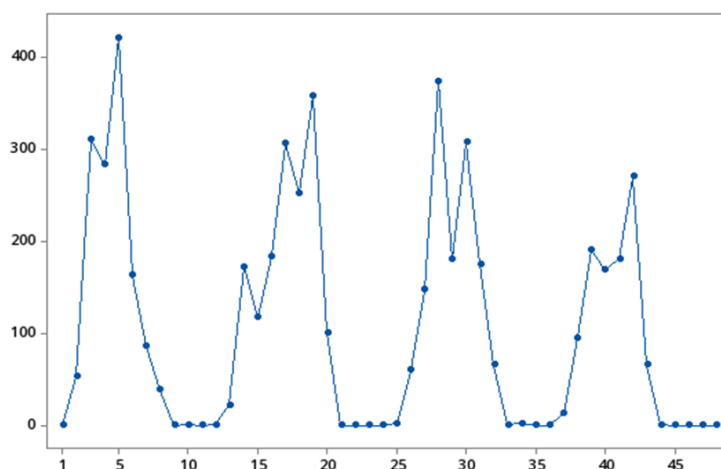
As figuras 3, 4 e 5 apresentam os comportamentos históricos para cada produto. Em todos os casos componentes de sazonalidade e tendência podem ser percebidos, sendo que para o produto FL001 e FL203 tendências decrescentes são observadas e para o produto FL103 uma tendência crescente.

Figura 3 - Comportamento de vendas históricas em 48 meses para o produto FL001.



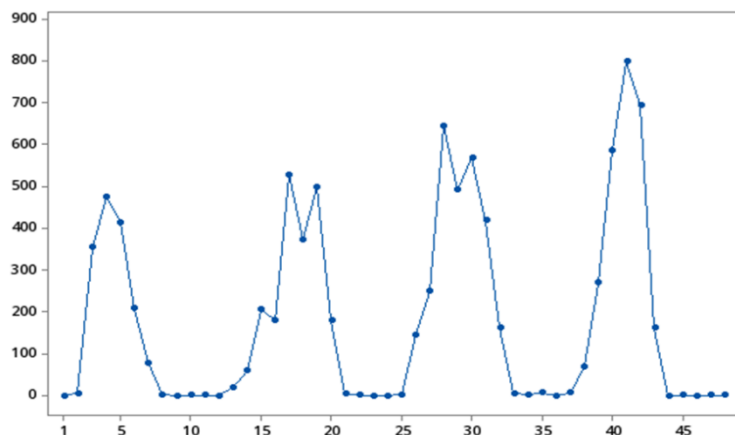
Elaboração: Autores, 2023. Fonte: Minitab, 2023.

Figura 4 - Comportamento de vendas históricas em 48 meses para o produto FL203.



Elaboração: Autores, 2023. Fonte: Minitab, 2023.

Figura 5 - Comportamento de vendas históricas em 48 meses para o produto FL103



Elaboração: Autores, 2023. Fonte: Minitab, 2023.

ESCOLHA DO MÉTODO DE PREVISÃO E AJUSTES DO MODELO

Pelas análises preliminares realizadas no conjunto de dados, em que se revelou a presença de componentes de tendência e sazonalidade, torna-se apropriado para a geração dos modelos de previsão a escolha do método de Holt-Winters. Este baseia-se em três equações de análise: uma para tendência, outra para nível e outra para sazonalidade.

Para este último caso pode-se haver o efeito multiplicativo ou aditivo e sua escolha irá depender do efeito que reduza os erros associados ao modelo. Para a definição do efeito sazonal foi utilizada a técnica de decomposição do Minitab. A figura 6 apresenta os parâmetros considerados nesta técnica. Já a tabela 2 apresenta os resultados das estatísticas de erros para ambos os casos.

Figura 6 - Técnica de decomposição para definição do efeito sazonal a ser aplicado.

Fonte: Minitab, 2023.

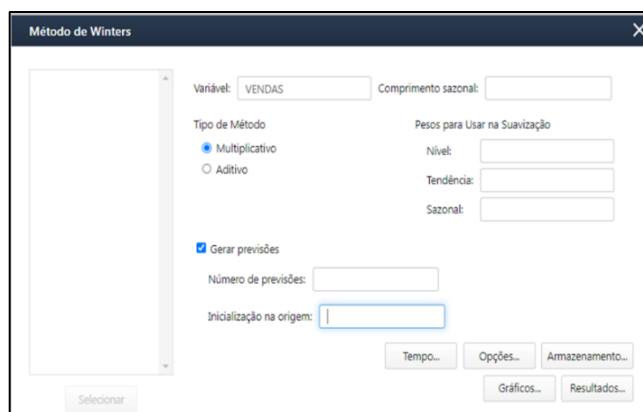
Tabela 2 - Comparação das estatísticas de erro entre efeito Aditivo e Multiplicativo.

Produto	MAPE - Aditivo	MAPE - Multiplicativo
FL001	3,074	2,111
FL203	2,098	2,031
FL103	3,015	3,020

Elaboração: Autores, 2023.

Conforme apresenta a tabela 2, o efeito sazonal que apresenta menor erro entre as estatísticas geradas pelo *software* está o multiplicativo para os 3 modelos. Este será o efeito sazonal considerado para realizar as previsões para os próximos períodos. O modelo de previsão para cada produto foi desenvolvido a partir do pacote estatístico do método de Holt-Winters do Minitab. Os parâmetros considerados pelo *software* podem ser visualizados na figura 7.

Figura 7 - Parâmetros do método de Holt-Winters utilizados no *software* Minitab.



Fonte: Minitab, 2023.

O *software* possui variáveis de entrada do modelo, como o comprimento sazonal, número de previsões, inicialização na origem e pesos de suavização, sendo importante para a atribuição de valores a cada variável identificar o comportamento dos dados na série temporal. Considerando esses critérios, o comprimento sazonal considerado foi 48, tendo em vista que é o número de períodos analisados. O número de previsões correspondeu a 12, que é o intervalo de períodos em que se projetou a previsão futura, ou seja, os próximos 12 meses. Para a variável inicialização considerou-se 48 e corresponde ao período final da série temporal. É a partir dele que os próximos períodos da previsão P49 a P60 foram calculados.

Já a escolha dos valores para os parâmetros α (nível), β (tendência) e γ (sazonalidade) foi realizada pelo pacote estatístico do Minitab através de sucessivos testes para que se encontrasse a minimização de alguns índices, como o MAPE (erro percentual médio absoluto), MAD (desvio médio absoluto) e MSD (desvio quadrado médio). A premissa da minimização

dos erros é projetar previsões com maior nível de acuracidade, minimizando os possíveis riscos associados à tomada de decisões. Os valores otimizados das constantes de suavização estão apresentados na tabela 3.

Tabela 3 - Definição das constantes de suavização do modelo Holt-Winters para cada produto.

Produto	α (nível)	β (tendência)	γ (sazonalidade)
FL001	0,4	0,4	0,4
FL203	1,0	1,0	1,0
FL103	1,0	1,0	1,0

Elaboração: Autores, 2023.

DISCUSSÃO

Nesta etapa apresentam-se os resultados obtidos através da aplicação do modelo de Holt-Winters para cada produto. Uma projeção de vendas para os próximos 12 meses de 2023 foi considerada. A tabela 4 apresenta os resultados.

Tabela 4 - Previsão de venda gerada para cada produto.

Mês projetado	Período projetado	Produtos		
		FL101	FL203	FL103
Janeiro	P49	1	1	1
Fevereiro	P50	5	49	5
Março	P51	361	288	362
Abril	P52	482	263	487
Mai	P53	420	391	424
Junho	P54	212	151	214
Julho	P55	80	80	81
Agosto	P56	2	36	2
Setembro	P57	2	1	1
Outubro	P58	2	1	1
Novembro	P59	2	1	1
Dezembro	P60	2	1	1
Total		1.571	1.263	1.580

Elaboração: Autores, 2023.

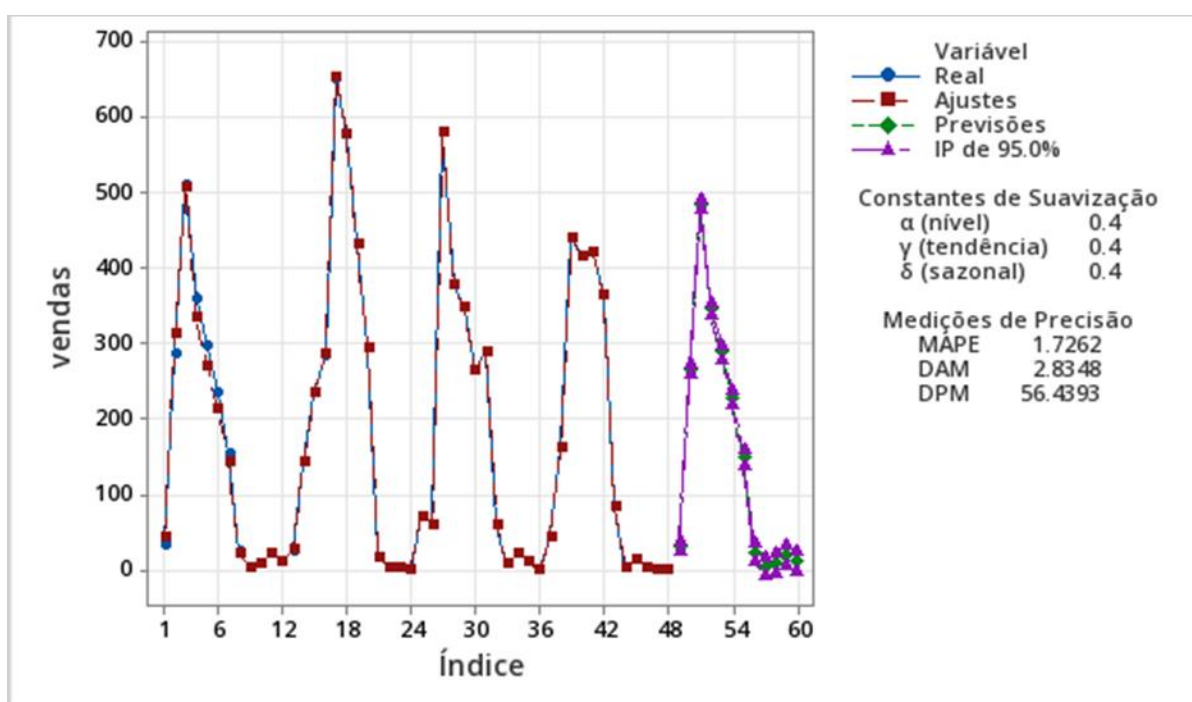
Percebe-se através da tabela que o maior volume de vendas projetado está no intervalo de meses de março até junho, período este que corresponde a safra do fogão à lenha. A partir de julho às vendas começam a diminuir consideravelmente, chama-se este período de entressafra do fogão à lenha. A projeção anual estimada pelo método aplicado é que para 2023

vendam-se no total 4.414 fogões à lenha dos modelos analisados, sendo destes: 1.571 do produto FL001, 1.263 do FL203 e 1.580 do FL103.

As figuras 8, 9 e 10 mostram o comportamento previsto para cada produto. A variável “real” representa a série histórica de vendas coletada, o “ajuste” é adequação dos dados em função dos parâmetros de suavização α (nível), β (tendência) e γ (sazonalidade) visando diminuir os erros associados ao modelo, já a “previsão” é a variável que representa a projeção dos dados no intervalo de tempo definido.

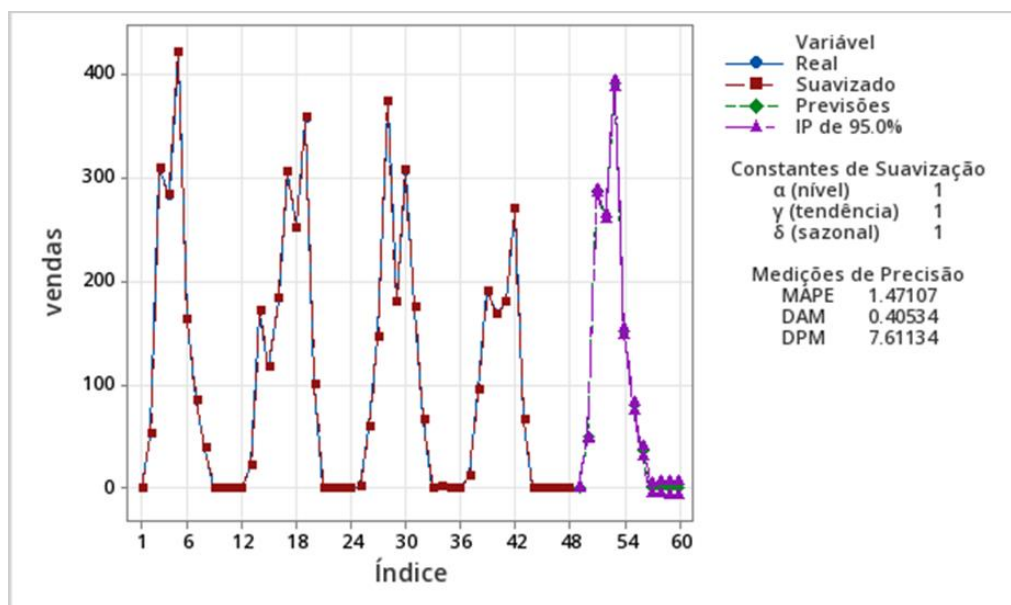
Para os 3 modelos de produto uma margem de precisão de 95% (superior e inferior) foi considerado pelo *software* Minitab. Avalia-se que para todos os casos os dados se ajustaram aos modelos teóricos propostos, tendo em vista que as linhas de ajuste para cada gráfico estão próximas da demanda real, ou seja, sinaliza que os resíduos/erros da previsão foram minimizados.

Figura 8 - Gráfico do método de Holt-Winters para vendas do produto FL001.



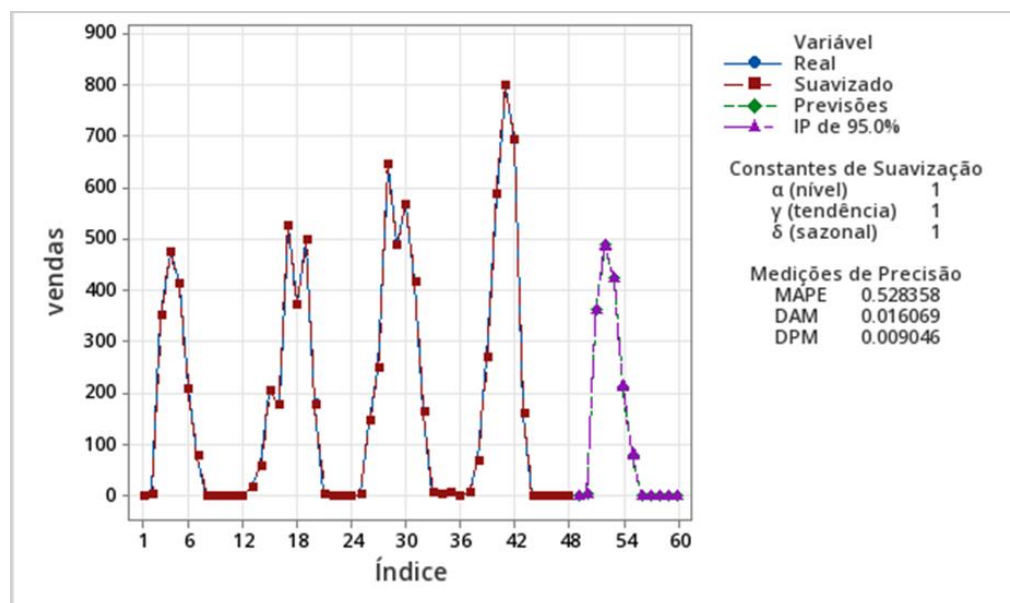
Elaboração: Autores, 2023. Fonte: Minitab, 2023.

Figura 9 - Gráfico do método de Holt-Winters para vendas do produto FL203.



Elaboração: Autores, 2023. Fonte: Minitab, 2023.

Figura 10 - Gráfico do método de Holt-Winters para vendas do produto FL103.



Elaboração: Autores, 2023. Fonte: Minitab, 2023.

Com o objetivo de validar o modelo proposto de previsão de vendas e identificar se o mesmo é adequado e poder orientar à organização para planejamento de materiais, realizou-se o comparativo entre os valores projetados e a demanda real de vendas para os quatro primeiros períodos do ano de 2023, dados estes que estavam disponíveis até o momento na base de dados do ERP. Para representar as diferenças previstas e realizadas, adotou-se a técnica MAD (desvio

médio absoluto) a qual consiste na média do módulo dos erros do período analisado. A equação (1) apresenta este método, sendo X_i a demanda real, X a demanda projetada e n o número de períodos analisados. Segundo Tubino (2022) quanto menor o valor resultante, menor a variabilidade apresentada pelo modelo. A tabela 5 apresenta o comparativo para o produto FL001.

$$MAD = \frac{\sum |X_i - X|}{n} \quad (1)$$

Tabela 5 - Comparação das vendas projetadas *versus* realizadas para o produto FL001.

Período	Mês	Previsto	Realizado	Diferença	MAD
P49	Janeiro	1	4	4	
P50	Fevereiro	5	9	4	
P51	Março	361	345	26	
P52	Abril	482	467	31	
Total		849	799	45	

Elaboração: Autores, 2023.

Conforme apresenta a tabela 5, observa-se uma diferença de 45 fogões no período geral da análise e um MAD de 9,5. Percebe-se, portanto, que existem disparidades no modelo nos períodos analisados, no entanto, ainda se considera que o mesmo possa ser aplicado a realidade da organização, tendo em vista às dificuldades hoje enfrentadas devido à falta de um horizonte futuro para planejar materiais. Neste caso, considera-se que ajustes subjetivos em especial pela área comercial sejam conduzidos. Isso torna-se importante para que se possa adequar o modelo em função do comportamento do mercado que está sendo observado. A tabela 6 por sua vez apresenta o comparativo realizado para o produto FL203.

Tabela 6 - Comparativo projetado de vendas *versus* realizado para o produto FL203.

Período	Mês	Previsto	Realizado	Diferença	MAD
P49	Janeiro	1	0	1	
P50	Fevereiro	49	33	16	
P51	Março	288	320	19	
P52	Abril	263	278	15	
Total		601	631	64	

Elaboração: Autores, 2023

Para este modelo de produto um MAD de 16 foi encontrado, maior diferença dos três produtos e de 64 fogões no somatório período total analisado. As maiores diferenças encontram-

se nos meses de fevereiro e março. Em linhas gerais entende-se que o modelo também pode servir como uma base inicial de análise, tendo em vistas as mesmas circunstâncias apresentadas anteriormente devido à falta de horizonte da carteira de pedidos. Considerando essas disparidades, ressalta-se também a importância que o modelo seja avaliado e adequações especialmente da área comercial sejam realizadas.

Por fim, os resultados apresentados na tabela 7 indicam um MAD de 7,25 para o produto FL103, a menor diferença de variabilidade encontrada entre os três produtos. Entende-se nesse caso, que o modelo projetado está de acordo com o comportamento que vem sendo apresentado no ano de 2023 até o momento. Apesar de apresentar a menor diferença, sugere-se que os dados de projeção sejam validados pela área comercial para o restante dos períodos afim de que se ajuste valores que podem não refletir o comportamento observado no mercado.

Tabela 7 - Comparativo projetado de vendas *versus* realizado para o produto FL103.

Período	Mês	Previsto	Realizado	Diferença	MAD
P49	Janeiro	1	0	1	
P50	Fevereiro	5	2	3	
P51	Março	362	345	42	
P52	Abril	487	495	30	
Total		885	842	29	

Elaboração: Autores, 2023

Os resultados satisfatórios encontrados neste trabalho ao aplicar Holt-Winters vai de encontro ao que outros autores também encontraram. Ahmar et al. (2023), utilizaram Holt-Winters para recomendar um modelo eficaz para prever a produção de grãos alimentícios na Índia. Tirkeş, Güray e Çelebi (2017) obtiveram os melhores resultados no planejamento da demanda de geleias e sucos de frutas com os modelos Holt-Winters, quando comparado com outros métodos. Trull, Díaz e Troncoso (2020) aplicaram com sucesso o método Holt-Winters para prever a demanda de eletricidade na Espanha, obtendo alta precisão nas previsões.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

A metodologia utilizada conduziu o estudo na busca de seu objetivo: propor um modelo de previsão de demanda para orientar o planejamento da cadeia de suprimentos em uma empresa de equipamentos alimentícios industriais.

O levantamento qualitativo com profissionais envolvidos no contexto da gestão da demanda, ajudou a identificar de forma mais detalhada as características do mercado

consumidor e dos produtos analisados. Além disso, também foi identificada as dificuldades presentes na organização devida a falta de previsibilidade da demanda e como esta interfere no planejamento de materiais e por consequência o atendimento da demanda do cliente. Já os dados quantitativos foram um marco importante para o estudo, pois a partir deles foi possível identificar características e comportamento dos dados e com isso definir e aplicar os métodos de previsão para cada produto definido. A classificação ABC apontou a família Fogão a Lenha como a mais representativa financeiramente com 11,06% de faturamento médio em um intervalo histórico de 4 anos. Dentro da família, o destaque está para os produtos FL001, FL203 e FL103, totalizando um percentual acumulado de 28,09% do faturamento.

Método de Holt-Winters foi o modelo mais adequado para ser aplicado em função do comportamento e características de sazonalidade e tendência identificadas na série de dados. O modelo foi validado ao se fazer num comparativo entre os valores projetados e a demanda real de vendas para os quatro primeiros períodos do ano de 2023.

Através dos resultados apresentados, conclui-se que o modelo Holt-Winters proposto tem aplicabilidade a realidade da organização, indicando que o mesmo pode retratar o comportamento previsto para os próximos meses do ano. Sugere-se que as diferenças superiores e inferiores apresentadas nos três produtos sejam avaliados por especialistas da empresa, para que adequem os modelos em função dos comportamentos do mercado percebidos.

REFERÊNCIAS

ABOLGHASEMI, M.; BEH, E.; TARR, G.; GERLACH, R. Demand forecasting in supply chain: The impact of demand volatility in the presence of promotion. **Computers & Industrial Engineering**, v.142, p.1-12, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106380>

ACKERMANN, A. E. F; SELLITTO, M. A. Demand forecasting methods: a literature review. **Innovar**, v. 32, n. 85, p. 83-99, 2022. DOI: <https://doi.org/10.15446/innovar.v32n85.100979>

AHMAR, A. S.; SINGH, P. K.; RULIANA, R.; PANDEY, A. K.; GUPTA, S. Comparison of ARIMA, SutteARIMA, and Holt-Winters, and NNAR Models to Predict Food Grain in India. **Forecasting**, v. 5, n. 1, p. 138-152, 2023. DOI: <https://doi.org/10.3390/forecast5010006>

ALVES, C. C.; HOEPERS, E.; CORAZZA, E. J.; SANTOS, G. J.; CRISTOFOLINI, R.; CRUZ, A. C. Application of statistical methods with exponential smoothing double and triple for demand forecasting in the inventory management. **Revista Produção Online**, v. 19, n. 3, p. 1001-1026, 2019. DOI: <https://doi.org/10.14488/1676-1901.v19i3.3539>

AL-SAMARRAIE, H.; HURMUZAN, S. A review of brainstorming techniques in higher education. **Thinking Skills and Creativity**, v. 27, p. 78-91, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.tsc.2017.12.002>.

BENHAMIDA, F. Z.; KADDOURI, O.; OUHROUCHE, T.; BENAICHOUCHE, M.; MANSILLA, D. C.; IPIÑA, D. L. Demand Forecasting Tool For Inventory Control Smart Systems. **Journal of communications software and systems**, v. 17, n. 2, 2021. DOI: <https://doi.org/10.24138/jcomss-2021-0068>

BONADIO, B.; HUO, Z.; LEVCHENKO, A. A.; NAYAR, N. P. Global supply chains in the pandemic. **Journal of International Economics**, v. 133, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jinteco.2021.103534>

FAVERJON, C.; BEREZOWSKI, J. Choosing the Best Algorithm for Event Detection Based on the Intend Application: A Conceptual Framework for Syndromic Surveillance. **J. Biomed. Inform**, v. 85, p. 126-135, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2018.08.001>

FILDES, R.; MA, S.; KOLASSA, S. Retail forecasting: Research and practice. **International Journal of Forecasting**, v.38, n. 4, 2022, p.1283-1318, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2019.06.004>

FU, W.; CHIEN, C. F. UNISON data-driven intermittent demand forecast framework to empower supply chain resilience and an empirical study in electronics distribution. **Computers & Industrial Engineering**, v.135, p. 940-949, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.07.002>

GREEN, K. C; ARMSTRONGBC, J. S. Simple versus complex forecasting: The evidenc. **Journal of Business Research**, v. 68, n. 8, p. 1678-1685, 2015. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2015.03.026>

HYNDMAN, R. J.; ATHANASOPOULOS, G. **Forecasting: principles and practice**, 3rd. Australia: Melbourne, 2021.

HYNDMAN, R. J.; KOEHLER, A. B.; SNYDER, R. D.; GROSE, S. A state space framework for automatic forecasting using exponential smoothing methods. **International Journal of Forecasting**, v. 18, n. 3, p. 439-454, 2002. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(01\)00110-8](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(01)00110-8)

JOSHI, S. A review on sustainable supply chain network design: Dimensions, paradigms, concepts, framework and future directions. **Sustainable Operations and Computers**, v. 3, p.136-148, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.susoc.2022.01.001>

MIRANDA, R. G.; ANDRADE, G. J. P. O.; GERBER, J. Z.; BORNIA, A. C. Structured method to the process of demand planning in organizations. **Revista ADMPG**, v. 4, n. 2, 2019.

MIRCETIC, D.; TABAR, B. R.; NIKOLICIC, S.; MASLARIC, M. Forecasting hierarchical time series in supply chains: na empirical investigation. **International Journal of Production**

Research, v. 60, n. 8, p. 2514-2533, 2022. DOI:
<https://doi.org/10.1080/00207543.2021.1896817>

PETROPOULOS, F.; APILETTI, D.; ASSIMAKOPOULOS, V.; BABAI, M. Z.; BARROW, D. K.; TAIEB, S. B. et al. Forecasting: Theory and Practice. **International Journal of Forecasting**, v. 38, n. 3, p. 705-871, 2022. DOI:
<https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.11.001>

PINÇE, Ç.; TURRINI, L.; MEISSNER, J. Intermittent demand forecasting for spare parts: A Critical review. **Omega**, v. 105, p. 2-14, 2021. DOI:
<https://doi.org/10.1016/j.omega.2021.102513>

ROSTAMI-TABAR, B.; BABAI, M.; ZIED, D. Y.; SYNTETOS, A. Non-stationary demand forecasting by cross-sectional aggregation. **International Journal of Production Economics**, v. 170, p. 297-309, 2015. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2015.10.001>

TIRKEŞ, G.; GURAY, C.; ÇELEBI, N. Demand forecasting: a comparison between the holt-winters, trend analysis and decomposition models. **Tehnički vjesnik**, v. 24, n. 2, p. 503-509, 2017. DOI: <https://doi.org/10.17559/TV-20160615204011>

TRULL, O.; DÍAZ, J. C. G.; TRONCOSO, A. Initialization Methods for Multiple Seasonal Holt-Winters Forecasting Models. **Mathematics**, v. 8, n. 2, p. 268, 2020. DOI:
<https://doi.org/10.3390/math8020268>

TUBINO, Dalvio Ferrari. **Planejamento e controle da produção**. 3.ed. São Paulo: Atlas, 2022.

VERÍSSIMO, A. J.; ALVES, C. C.; HENNING, E.; AMARAL, C. E.; CRUZ, A. C. Statistical methods exponential smoothing holtwinters to forecast demand in a company of the metal mechanic sector. **Revista Gestão Industrial**, v. 8, n. 4, p. 154-171, 2012. DOI:
<https://doi.org/10.3895/S1808-04482012000400009>

ZELLNER, M.; ABBAS, A. E.; BUDESCU, D. V.; GALSTYAN, A. A survey of human judgement and quantitative forecasting methods. **Royal Society**, v. 8, n. 2, p. 1-30, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1098/rsos.201187>