

APLICAÇÃO DE MÉTODOS DE PREVISÃO DE DEMANDA EM LEITOS HOSPITALARES: UMA ABORDAGEM QUANTITATIVA EM TEMPOS DE PANDEMIA DO COVID-19

APPLICATION OF DEMAND FORECASTING METHODS IN HOSPITAL BEDS: A QUANTITATIVE APPROACH IN TIMES OF PANDEMIC COVID-19

Mateus Müller Franco¹, Amanda Dalla Rosa Monegat², Mônica Pasolini³, Bruna Caroline Orlandin⁴, Leandro Luis Corso⁵

¹Universidade de Caxias do Sul, Área do Conhecimento de Ciências Exatas e Engenharias, Curso de Engenharia de Produção, Rua Francisco Getúlio Vargas, 1130, Bairro Petrópolis, 95070-560 – Caxias do Sul - RS – Brasil. E-mail: mmfranco1@ucs.br

² Universidade de Caxias do Sul, Área do Conhecimento de Ciências Exatas e Engenharias, Curso de Engenharia de Produção, Rua Francisco Getúlio Vargas, 1130, Bairro Petrópolis, 95070-560 – Caxias do Sul - RS – Brasil. E-mail: adrmonegat@ucs.br

³Universidade de Caxias do Sul, Área do Conhecimento de Ciências Exatas e Engenharias, Curso de Engenharia de Produção, Rua Francisco Getúlio Vargas, 1130, Bairro Petrópolis, 95070-560 – Caxias do Sul - RS – Brasil. E-mail: mpasolini@ucs.br

⁴Universidade de Caxias do Sul, Área do Conhecimento de Ciências Exatas e Engenharias, Curso de Engenharia de Produção, Rua Francisco Getúlio Vargas, 1130, Bairro Petrópolis, 95070-560 – Caxias do Sul - RS – Brasil. E-mail: bcorlandin@ucs.br

⁵Universidade de Caxias do Sul, Área do Conhecimento de Ciências Exatas e Engenharias, Curso de Engenharia de Produção, Rua Francisco Getúlio Vargas, 1130, Bairro Petrópolis, 95070-560 – Caxias do Sul - RS – Brasil. E-mail: llcorso@ucs.br

RESUMO

Com a chegada da pandemia do COVID-19, diversos problemas na área da saúde começaram a ser identificados. Dentre eles, destaca-se a superlotação dos hospitais e a falta de leitos para atender toda a população. Posto isso, este estudo tem como objetivo aplicar métodos quantitativos de previsão de demanda em um município do Estado do Rio Grande do Sul, com o intuito de analisar as séries temporais sobre a ocupação de leitos hospitalares em um determinado período de enfrentamento da pandemia do coronavírus. Dessa forma, os resultados possibilitaram evidenciar o modelo matemático mais adequado para a problemática tratada, analisar os resultados graficamente e calcular os erros relacionados, assim como apoiar os processos decisórios e a formulação de estratégias eficientes na área em questão.

Palavras-chave: pesquisa operacional, previsão de demanda, séries temporais, leitos hospitalares, COVID-19.

ABSTRACT

With the arrival of the pandemic of COVID-19, several problems in the health area began to be identified. Among them, the overcrowding of hospitals and the lack of beds to serve the entire population stand out. Therefore, this study aims to apply quantitative methods of demand forecast in a city in the state of Rio Grande do Sul, in order to analyze the temporal series of hospital bed occupation in a certain period of the pandemic coronavirus. Thus, the results made it possible to highlight the most appropriate mathematical model for the problem in question, to analyze the results graphically and calculate the related errors, as well as to support the decision-making processes and the formulation of efficient strategies in the area in question.

Keywords: operations research, demand forecasting, time series, hospital beds, COVID-19.

1. INTRODUÇÃO

Planejar é uma atividade comum a qualquer tipo de empresa, necessitando envolver as mais diversas áreas e tomar decisões constantemente. Neste cenário, a previsão de demanda é caracterizada como uma base comum a todo planejamento, sendo um ponto de partida para praticamente todas as decisões organizacionais (MOREIRA, 2008). Logo, as aplicações com esta temática estão sendo aplicadas nos mais variados segmentos e áreas de atuação, como gestão da produção, projeção de vendas, logística, gestão ambiental, saúde, segurança, dentre outros.

Neste universo, da área da saúde, métodos de previsão de demanda estão sendo largamente utilizados, pelos importantes benefícios encontrados. Frente a isso, pode-se evidenciar os estudos desenvolvidos por Ordu, Demir e Tofallis (2019), na previsão de profissionais qualificados na área e serviços hospitalares; Huang *et al.* (2020), com a utilização de ARIMA em previsão de demanda de serviços médicos; Xu *et al.* (2020) em uma comparação de métodos de previsão para a demanda de dispositivos médicos; Subramanian (2021) com aplicação em cadeias de suprimentos em saúde; Koç e Türkoğlu (2021) em previsão de da demanda de equipamentos médicos em pandemia do COVID-19 na Turquia.

Posto isto, desde o ano de 2020, o mundo todo vem enfrentando a pandemia do COVID-19. Para isto, o enaltecimento da área da saúde foi destacado, visto a necessidade de gestão, mão de obra qualificada, infraestrutura, planejamento, e proposição de políticas públicas eficientes e implementáveis neste setor. Desse modo, com o avanço da contaminação do coronavírus, diversos problemas começaram a surgir, desde superlotação de hospitais, falta de profissionais e de leitos, escassez de insumos e matéria-prima, carência e inadequação de uso de equipamentos de proteção individual (EPIs), até a promoção de iniciativas que melhorem a saúde física e mental dos trabalhadores da saúde.

O Estado do Rio Grande do Sul, no início do mês de junho de 2021 já contava com mais de 1,15 milhões de pessoas contaminadas com o coronavírus. Deste 1,09 milhões estão recuperadas e 29.613 vieram a óbito. Ainda, os hospitais gaúchos estavam com 83,7% de leitos SUS e 96,7% de leitos privados ocupados. Já no município de Caxias do Sul, os hospitais estavam com 92,98% de ocupação (GOV RS, 2021).

Neste contexto, este estudo possui o propósito de responder a seguinte questão-problema: “Como analisar os dados de internação do COVID-19 e prever a demanda da necessidade de leitos em uma cidade que possui seis hospitais?”. Para isso, esta pesquisa detém como objetivo principal aplicar métodos quantitativos de previsão de demanda em uma cidade localizada na Serra Gaúcha, com o intuito de apoiar o processo de tomada de decisão municipal e analisar os possíveis cenários futuros.

Para tal fim, foram utilizados dados reais do período de pandemia sobre a capacidade e ocupação de leitos dos hospitais supracitados, possibilitando o uso destes modelos matemáticos. A vista disso, esta pesquisa foi dividida em seis principais seções, com o intuito de atingir os objetivos desta pesquisa. Desta maneira, elas são denominadas, respectivamente como introdução, referencial teórico, metodologia, resultados e discussões, considerações finais e referências.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

Nesta seção será apresentado o referencial teórico necessário para o entendimento dos conceitos, assim como da aplicação das técnicas escolhidas.

2.1. Previsão de demanda

De acordo com Borsato e Corso (2019), a previsão de demanda está entre os principais métodos utilizados para gerenciamento de processos. Apesar de sua complexidade de aplicação, o objetivo

consiste em obter uma estimativa da demanda futura a partir de dados e acontecimentos históricos. Como complemento, Dezordi, Silva e Ribeiro (2019), afirmam que é possível planejar com precedência, para que todos os recursos necessários estejam disponíveis, com as quantidades e qualidade necessária, no momento correto. Desta forma, obtém-se o menor estoque, com baixo custo e menor tempo de entrega, gerando satisfação do consumidor.

Segundo Tubino (2009), a modelagem de previsão de demanda segue cinco etapas básicas: objetivo do modelo; coleta e análise de dados; seleção da temática de previsão; obtenção das previsões; e por fim, monitoração do modelo.

De acordo com Santos *et al.* (2017), os modelos de previsões de demanda em geral são definidos em dois grandes grupos: quantitativos (métodos estatísticos) e qualitativos (métodos subjetivos). O método quantitativo é empregado quando possui dados amostrais históricos de demandas. O método qualitativo é utilizado quando o analista não dispõe de tempo para coletar e analisar os dados de demandas passadas.

2.2. Séries temporais

Segundo Santos *et al.* (2017), os métodos do tipo séries temporais, utilizam um conjunto de valores ao longo de um período e têm como objetivos definir valores futuros baseados em históricos passados. De acordo com Moro (2017), uma série temporal pode exibir até quatro características diferentes em seu comportamento: média, sazonalidade, ciclo e tendência, exemplificadas na Figura 1.

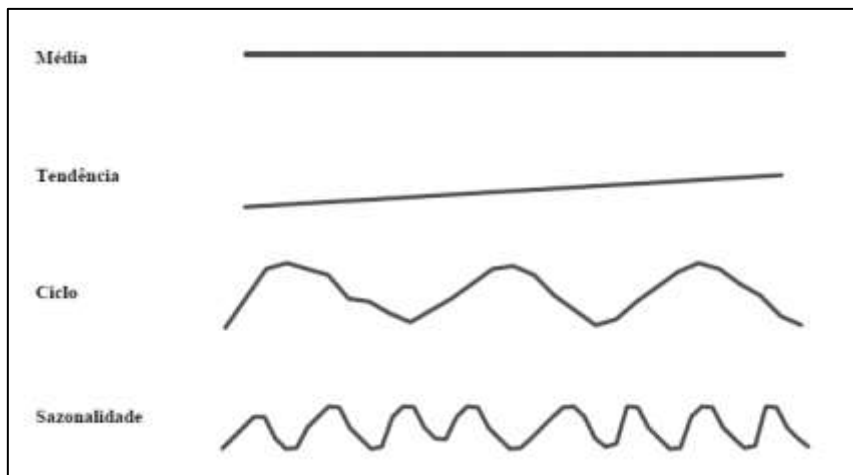


Figura 1 – Características das séries temporais.
Fonte: Adaptado de Moro (2017).

2.3. Média móvel simples e ponderada

O método de média móvel consiste em determinar previsões por meio do cálculo de médias, considerando para tal n períodos de tempo imediatamente passados (RITZMAN; KRAJEWSKI, 2004). Segundo estes autores, a técnica de Média Móvel Simples (MMS) permite a escolha do número de períodos a considerar no cálculo. Moreira (2008) esclarece que é possível prever apenas um período à frente, ou seja, o período seguinte.

A Média Móvel Ponderada consiste na atribuição de pesos para cada elemento histórico de demanda, no qual a soma deve ser igual a um (RITZMAN; KRAJEWSKI, 2004). A ponderação dos dados da série temporal visa enfatizar a demanda dos períodos mais recentes concedendo pesos maiores a estes dados, aumentando seu grau de influência sobre a concepção da previsão futura (MOREIRA, 2008).

2.4. Suavização exponencial simples

Para Alves *et al.* (2019) o método estatístico com suavização exponencial simples para a previsão por séries temporais é apropriado para dados estacionários nos quais não há tendência significativa nos dados no decorrer do tempo. Ferro, Lima e Trentin (2019), destacam que a técnica de suavização exponencial simples é utilizada para os casos em que a série temporal se mantém constante sob um valor médio.

2.5. Suavização exponencial de Holt e Holt-Winters

O método de Holt, também chamado de Média Móvel Exponencialmente Ponderada de 2ª Ordem, ou “dupla suavização”, trata-se do mesmo modelo utilizado no item 2.4, tal como α , β varia entre zero e um, para calcular o nível e a inclinação da série temporal, apresentando uma nova previsão mais suavizada que a anterior, sendo menos sujeita a variações bruscas, fornecendo, por fim, uma correção do efeito de tendência. Desta maneira, o método de Holt amplia o método SES, passando a considerar dados que apresentem tendência linear mediante a utilização de uma constante que afeta a tendência da série histórica (HOLT, 1957; PELLEGRINI; FOGLIATTO, 2001; MOREIRA, 2008; VERÍSSIMO *et al.*, 2013).

De acordo com Araújo *et al.* (2018), quando a série apresenta componentes de nível, sazonalidade e tendência, os modelos de *Holt-Winters* são bastante utilizados para previsão. Os modelos de *Holt-Winters* são classificados em dois grupos: aditivo, que considera a amplitude da variação sazonal constante ao longo do tempo, e o multiplicativo que considera a amplitude da variação sazonal aumentando ou diminuindo como função do tempo. Os modelos de projeção para estas séries conceituam-se por dois tipos de efeitos sazonais: aditivo e multiplicativo. O padrão de comportamento característico das séries em que se aplica o modelo aditivo é definido pela amplitude constante da variação sazonal. No modelo multiplicativo, a amplitude do ciclo sazonal aumenta ou diminui como função do tempo (PELLEGRINI; FOGLIATTO, 2001).

2.6. Modelos matemáticos

De acordo com os autores citados no referencial teórico, o Quadro 1 apresenta as equações matemáticas para os métodos de previsão.

Quadro 1 – Métodos de previsão.
Fonte: Os Autores (2021).

Média Móvel Simples	$P_t = \sum_{t=1}^n R_{t-1} / n$	Onde: Pt é a média móvel simples para o período t; R _{t-1} é a demanda real para o período t-1; n é a quantidade de períodos.
Média Móvel Ponderada	$P_t = \sum_{t=1}^n W_{t-1} R_{t-1} / \sum W_t$	Onde: Pt é a previsão da média móvel ponderada para o período t; W _{t-1} é o peso atribuído ao período t-1; R _{t-1} é a demanda real para o período t-1; n é a quantidade de períodos.

Suavização Exponencial Simples	$P_{t+1} = \alpha R_t + (1 - \alpha)P_t$	Onde: P_{t+1} é a previsão para o período t+1; R_t é a demanda real para o período t; P_t é a previsão para o período t; α é a constante de amortecimento ($0 \leq \alpha \leq 1$).
Suavização Exponencial de Holt	$P_{t+n} = L_t + nT_t$ $L_t = \alpha R_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1})$ $T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}$	Onde: P_{t+n} é a previsão para o período t+n; L_t é a previsão inicial para o período t; T_t é a tendência para período t; n é a quantidade de períodos. α é a constante de amortecimento ($0 \leq \alpha \leq 1$); β é a constante de tendência ($0 \leq \beta \leq 1$).
Suavização Exponencial de Winters Multiplicativo	$P_{t+n} = (L_t + nT_t)S_{t-s+n}$ $L_t = \alpha(R_t/S_{t-s}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1})$ $T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}$ $S_t = \gamma(R_t/S_{t-s}) + (1 - \gamma)S_{t-s}$	Onde: P_{t+n} é a previsão para o período t+n; L_t é a previsão inicial para o período t; T_t é a tendência para período t; S_t é o índice sazonal para o período t; s é o período de tempo para uma estação completa de sazonalidade. α é a constante de amortecimento ($0 \leq \alpha \leq 1$); β é a constante de tendência ($0 \leq \beta \leq 1$); γ é a constante de sazonalidade ($0 \leq \gamma \leq 1$).
Suavização Exponencial de Winters Aditivo	$P_{t+n} = L_t + nT_t + S_{t-s+n}$ $L_t = \alpha(R_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + S_{t-1})$ $T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}$ $S_t = \gamma(R_t - L_t) + (1 - \gamma)S_{t-s}$	Onde: P_{t+n} é a previsão para o período t+n; L_t é a previsão inicial para o período t; T_t é a tendência para período t; S_t é o índice sazonal para o período t; s é o período de tempo para uma estação completa de sazonalidade. α é a constante de amortecimento ($0 \leq \alpha \leq 1$); β é a constante de tendência ($0 \leq \beta \leq 1$); γ é a constante de sazonalidade ($0 \leq \gamma \leq 1$).

2.7. Erros de previsão

A acuracidade é mensurada por meio do somatório dos erros gerados por cada método, assim, o modelo de previsão satisfatório para uma dada série de dados é o que apresentar menor erro associado (PELLEGRINI, 2000). O erro de previsão consiste na diferença entre o valor previsto e o valor real observado, e matematicamente pode ser expresso como (CAVALHEIRO, 2003):

$$E_t = R_t - P_t \quad (1)$$

Onde:

E_t é o erro de previsão para o período t;

P_t é a previsão para o período t;

R_t é a demanda real do período t.

Se a demanda e a previsão forem conhecidas para n períodos de tempo, então tem-se diferentes formas para calcular o erro total (CAVALHEIRO, 2003) descritas por:

$$MQE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2 \quad (2)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |e_t| \quad (3)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{e_t}{R_t} \cdot 100 \right| \quad (4)$$

Onde:

MQE é a média do quadrado dos erros;

MAE é a média absoluta dos erros;

MAPE é a média percentual dos erros;

Et é o erro de previsão para o período *t*;

Rt é a demanda real do período *t*.

Sendo o *MAE* a média dos erros absolutos. No cálculo do *MQE*, a elevação quadrática intensifica a contribuição dos maiores erros e o *MAPE* relaciona o erro de previsão ao nível de demanda (KRAJEWSKI; RITZMAN; MALHOTRA, 2009).

3. METODOLOGIA

Este estudo pertence a área de Pesquisa Operacional (PO) e a subárea de Análise de Demanda, classificado pela Associação Brasileira de Engenharia de Produção (ABEPRO). Ele é especificado como de natureza aplicada, com abordagem quantitativa, de objetivo descritivo e exploratório, assim como com a utilização de procedimentos técnicos do tipo de pesquisa bibliográfica e estudo de caso (LAKATOS; MARCONI, 2011).

A coleta de dados foi realizada junto ao site do Governo do Estado do Rio Grande do Sul, referente ao monitoramento do COVID-19 dos municípios gaúchos. Para isso, utilizou-se de 48 amostras diárias, relativas ao período de 14/04/2021 a 31/05/2021, pertencentes ao histórico de leitos ocupados na cidade de Caxias do Sul – Rio Grande do Sul (RS). Assim sendo, para esta mensuração, recorreu-se dos dados de leitos de UTI adulto referentes a seis hospitais da cidade anunciada, denominados como Hospital do Círculo, Hospital Geral, Hospital Pompéia, Hospital Saúde, Hospital Unimed e Hospital Virvi Ramos. Diante do exposto, para atingir os objetivos deste estudo, esta pesquisa foi dividida em quatro etapas principais, conforme exibe a Figura 2 a seguir.

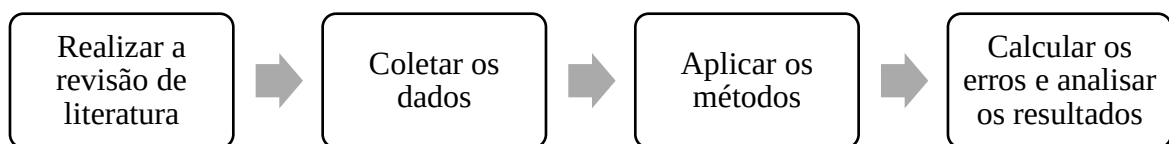


Figura 2 - Etapas de desenvolvimento do trabalho.

Fonte: Os Autores (2021).

Nesta conjuntura, com a finalidade de detalhar as etapas apresentadas, serão descritas abaixo as informações referentes a cada item desta pesquisa. São eles:

a) Etapa 1 – Realizar a revisão de literatura: esta etapa é referente ao referencial teórico e revisão da literatura preliminar, pertencente a seção 2 desta pesquisa;

b) Etapa 2 – Coletar os dados: nesta fase, os dados foram coletados no site oficial de acompanhamento do COVID-19 no Estado do RS e analisados com o apoio do *Microsoft Excel*;

c) Etapa 3 – Aplicar os métodos: neste estágio, foram aplicados os métodos de previsão de demanda adotados nesta pesquisa, com o estudo de cada série temporal. Portanto, os modelos matemáticos escolhidos foram: Média Móvel Simples (MMS), Média Móvel Ponderada (MMP),

Suavização Exponencial Simples (SES), Suavização Exponencial de Holt (SEH), e Suavização Exponencial de Winters Multiplicativo e Aditivo (SEW). A vista disso, os quatro primeiros foram desenvolvidos por meio de aplicação no *Microsoft Excel* e o modelo de Winters com o apoio do SPSS (do inglês, *Statistical Package for the Social Science*). Desta maneira, a aplicação dos métodos permite considerar o valor previsto e o valor real de cada período estipulado, assim como os indicadores de acuracidade *MQE*, *MAE* e *MAPE* apresentados no referencial teórico desta pesquisa;

d) Etapa 4 – Calcular os erros e analisar os resultados: nesta etapa, com os cálculos e análises dos erros, identificou-se os métodos mais apropriados para as séries temporais da problemática tratada, concebendo as menores variações entre os dados previstos e os dados reais, possibilitando assim, a análise dos resultados e a obtenção das conclusões e recomendações finais.

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Nesta seção, apresentam-se os resultados concebidos por meio do desenvolvimento das etapas apresentadas na metodologia desta pesquisa.

4.1. Coletar os dados

Como descrito, este estudo de previsão é correspondente à análise de demanda de leitos hospitalares para tratamento de paciente diagnosticados com COVID-19 em seis hospitais da cidade de Caxias do Sul – RS, município este localizado na Serra Gaúcha e que concentra o atendimento de diversas cidades da região. Desse modo, o Quadro 2 exibe abaixo este histórico de 48 dias de leitos ocupados na cidade mencionada.

Quadro 2 – Dados coletados.
Fonte: GOV RS (2021); Os Autores (2021).

Quantidade correspondente	Período	Demanda	Quantidade correspondente	Período	Demanda
	Dia, mês e ano	Leitos ocupados		Dia, mês e ano	Leitos ocupados
1	14/04/2021	329	25	08/05/2021	269
2	15/04/2021	324	26	09/05/2021	282
3	16/04/2021	315	27	10/05/2021	284
4	17/04/2021	316	28	11/05/2021	291
5	18/04/2021	315	29	12/05/2021	267
6	19/04/2021	304	30	13/05/2021	291
7	20/04/2021	313	31	14/05/2021	288
8	21/04/2021	303	32	15/05/2021	283
9	22/04/2021	299	33	16/05/2021	296
10	23/04/2021	291	34	17/05/2021	285
11	24/04/2021	305	35	18/05/2021	284
12	25/04/2021	311	36	19/05/2021	294
13	26/04/2021	298	37	20/05/2021	289
14	27/04/2021	303	38	21/05/2021	290
15	28/04/2021	293	39	22/05/2021	298
16	29/04/2021	290	40	23/05/2021	295

17	30/04/2021	288	41	24/05/2021	293
18	01/05/2021	301	42	25/05/2021	310
19	02/05/2021	293	43	26/05/2021	252
20	03/05/2021	199	44	27/05/2021	298
21	04/05/2021	291	45	28/05/2021	242
22	05/05/2021	290	46	29/05/2021	137
23	06/05/2021	281	47	30/05/2021	206
24	07/05/2021	286	48	31/05/2021	304

4.2. Aplicar os métodos

Nesta etapa, os cinco métodos de previsão de demanda para séries temporais escolhidos foram aplicados, de acordo com as modelagens matemáticas apresentadas no referencial teórico desta pesquisa.

4.2.1. Aplicação da MMS e MMP

Para desenvolvimento dos métodos de média móvel simples (MMS) e média móvel ponderada (MMP), inicialmente, foi definido a quantidade de períodos históricos considerados para gerar as previsões. Foram propostos três cenários para cada série temporal considerando n igual a 4, 5 e 6. Em seguida, foram calculados as previsões e os erros absoluto, quadrático e percentual correspondente a cada dado histórico. A Figura 3 ilustra graficamente os resultados obtidos para os métodos.

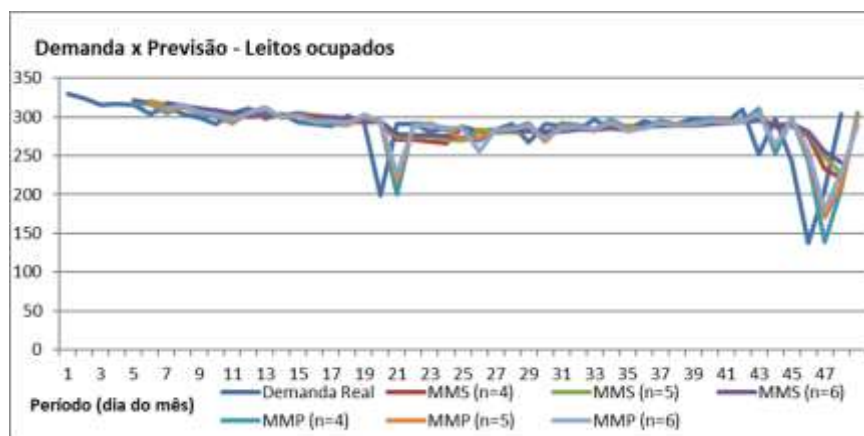


Figura 3 - Demanda versus métodos de MMS e MMP.

Fonte: Os Autores (2021).

Conforme evidenciado pelos gráficos, as séries temporais obtidas pelo método de MMS tendem a linearidade, respondendo menos as variações da demanda. A aleatoriedade diminui, respondendo menos aos picos de oscilação. A linearização das previsões reflete sobre o resultado dos erros a cada período uma vez que o método não incorpora as alterações bruscas da demanda. Para o método de MMP, foi realizada a atribuição de pesos de ponderação para os elementos históricos considerados a cada cálculo de previsão. Os valores atribuídos foram definidos e otimizados com suporte do suplemento *Solver* do *Excel* para obter a combinação que resultasse no menor resultado para o *MAPE*. Evidencia-se que os modelos de MMP apesar de apresentarem um retardo de comportamento da curva de previsão em relação à série temporal real, reagem aos picos de variação de demanda retratando uma curva de previsão mais acurada, onde $n=6$ visualmente gera os resultados mais próximos a demanda real.

4.2.2. Aplicação da SES

Para desenvolvimento do método de suavização exponencial simples (SES), também foram geradas as previsões para cada dado histórico das séries e os respectivos erros. Utilizou-se novamente o procedimento de otimização com auxílio do *Solver*, para definição da constante de amortecimento α . A Figura 4 apresenta os resultados obtidos bem como valor da constante α considerada em cada caso.



Figura 4 - Demanda versus métodos de SES.
Fonte: Os Autores (2021).

Para a SES com o parâmetro α otimizado, é possível visualizar a tendência decrescente da série temporal. Percebe-se que as previsões respondem pouco as variações de demanda, no entanto, a linearização dos resultados gera em média erros menores em relação aos que seriam obtidos para valores de α não otimizados, mesmo que estes gerem resultados que respondam aos picos de variação.

4.2.3. Aplicação da SEH

Para aplicação do modelo de Holt, foram considerados dados de 6 períodos consecutivos para identificação do comportamento da série e cálculo dos valores iniciais de nível e tendência. Disposto destes valores, foram realizados os cálculos de nível, tendência, as previsões com fatores otimizados e os erros para todos os períodos seguintes. A Figura 5 exibe os resultados encontrados.



Figura 5 - Demanda versus métodos de SEH.
Fonte: Os Autores (2021).

Para a previsão obtida, a resposta às variações de comportamento é compreendida pelo método, porém com um retardo em relação ao período de acontecimentos. De modo prático, as projeções em relação à demanda são inversas e conseqüentemente os erros ora seriam maiores ora menores, podendo ocasionar em termos de planejamento, a má ocupação de leitos devido as sobra ou falta de vagas em determinados períodos.

4.2.4. Aplicação da SEW

As previsões para cada período da série histórica tanto para o método de *Winters* multiplicativo quando para o aditivo foram geradas com suporte do *software* SPSS. Obtidas as previsões, estas foram transferidas para o *Excel* onde os erros foram calculados seguindo a mesma metodologia adotada nos demais métodos.

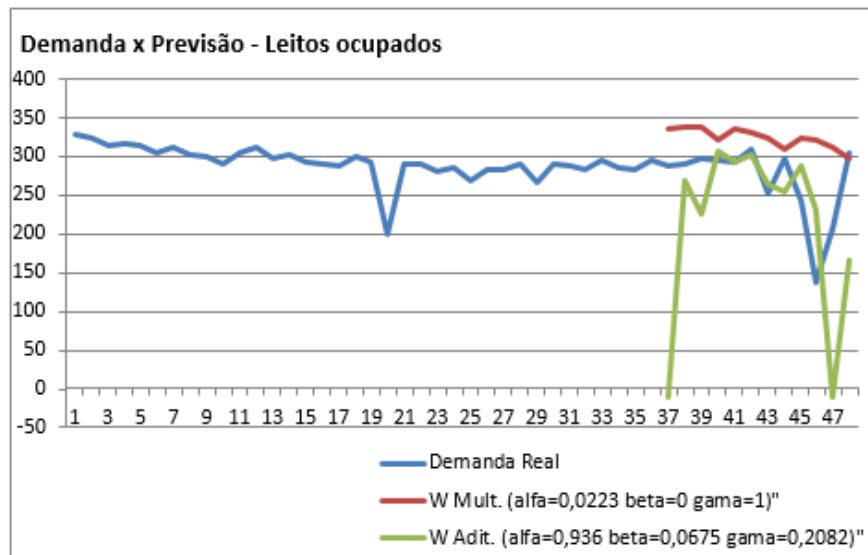


Figura 6 - Demanda versus métodos de SEW.
Fonte: Os Autores (2021).

Pelos resultados obtidos para o modelo de *Winters* aditivo, as variações de demanda são absorvidas pelo modelo. Em decorrência da representatividade do método, é possível alegar que a parcela de média e tendência da série também é representada pela previsão. Apesar da ocorrência de alguns pontos de discrepância, como o primeiro ponto que poderia ser desconsiderado, graficamente, percebe-se que o modelo acompanha o comportamento dos dados reconhecendo a oscilação. No entanto, para o modelo de *Winters* multiplicativo, evidencia-se claramente por meio do gráfico que o método não representa adequadamente a série temporal.

4.2. Calcular os erros e analisar os resultados

Em sequência, com a finalização das etapas anteriores, foi possível calcular e analisar os erros atrelados a problemática tratada nesta pesquisa, assim como os indicadores de acuracidade *MAE*, *MQE* e *MAPE*. Como complemento, pode-se determinar o melhor modelo quantitativo para as séries temporais deste problema. Assim sendo, o Quadro 3 exhibe estes resultados.

Quadro 3 – Indicadores de acuracidade.
Fonte: Os Autores (2021).

Método	MAD	MQE	MAPE
MMS n=4	-4,75	1000,19	7,61
MMS n=5	-5,69	1028,13	7,65
MMS n=6	-6,38	1039,17	7,76
MMP n=4	-1,23	1252,36	8,80
MMP n=5	-1,95	1107,60	8,15
MMP n=6	-2,81	1064,85	8,15
SES	-5,29	906,37	7,05
Holt	2,12	1379,92	9,18
SEW Aditivo	52,89	14566,77	33,36
SEW Multiplicativo	-56,05	5490,52	27,50

Por fim, de acordo com o exposto acima, destacam-se os resultados encontrados com os indicadores de acuracidade, principalmente os valores relacionados ao *MAPE*. Assim sendo, o erro percentual absoluto médio é referente a média percentual dos erros, como apresentado no referencial teórico desta pesquisa, porém, considerando a divisão entre o erro de previsão e o valor real. Desta maneira, quanto menor o valor no indicador do *MAPE*, maior a precisão nos dados previstos. Neste cenário, consegue-se concluir que o método de SES é o mais adequado para a série temporal analisada, apresentando os menores erros dentre todos os modelos aplicados, com 7,05% de erro médio percentual. Em suma, o método da SES foi o que apresentou as melhores previsões de leitos ocupados neste objeto de estudo.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Como principais conclusões obtidas, destacam-se os resultados satisfatórios obtidos, assim como o atingimento dos objetivos desta pesquisa, por meio da aplicação de seis métodos quantitativos de previsão de demanda para a série temporal estabelecida na problemática deste estudo, levando em considerações as variações de ocupação de leitos de hospitais da cidade de Caxias do Sul – RS. Desta maneira, com a aplicação deste modelos matemáticos que consideram os dados históricos, foi possível utilizar da premissa que os dados passados são importantes para o futuro e aplicar estes métodos estatísticos, gerar as previsões, calcular os erros atrelados a cada método e apresentar graficamente os resultados obtidos.

Isto posto, é importante ressaltar que o método de previsão mais adequado para a série temporal apresentada nesta pesquisa foi o método de Suavização Exponencial Simples (SES), por visualizar a tendência decrescente da série temporal e ter apresentado, principalmente, os menores erros dentre todas as aplicações, além de ser o método que mais adequadamente elucida a demanda de leitos hospitalares em uma pandemia do COVID-19. Em sequência, destacam-se os métodos MMS e MMP. Diante disso, cabe salientar que os resultados encontrados fazem parte de um contexto, local e período específico, não podendo ser generalizado para outros municípios, espaço de tempo e fase em que se encontram no combate ao coronavírus.

Neste cenário, ainda se evidencia que a possibilidade de prever a demanda futura acaba por apoiar os processos decisórios na área da saúde, assim como possibilitar a inclusão de estratégias que beneficiem as partes interessadas e atender as suas necessidades, sejam elas dos órgãos hospitalares,

dos profissionais e dos pacientes, proporcionando a aliança teórico-prática de conteúdos costumeiramente aplicados na indústria para o uso tão eficiente quanto na área da saúde.

Em complemento, como principais dificuldades e limitações encontradas realça-se o acesso a tabulação dos dados pela Prefeitura de Caxias do Sul – RS, não sendo possível obter os números históricos de internações hospitalares. Por este motivo, os dados foram coletados pelo site oficial do Governo do Estado do RS, possuindo assim, conformidade e o alcance necessário. Ainda, enfatiza-se a dificuldade de modelagem matemática do método SEW pelo *Microsoft Excel*, necessitando de um aporte tecnológico de maior escala, decidindo assim, pelo uso do SPSS.

Por fim, como recomendações de trabalhos futuros, sugere-se a replicação desta pesquisa em outros municípios gaúchos que estejam enfrentado problemas de superlotação em leitos de UTI para pacientes com COVID-19, possibilitando o emprego de métodos quantitativos que auxiliem a prever a demanda de leitos, assim como, da necessidade de criação de novos, de acordo com os números oficiais e atualizados do Estado. Em contrapartida, indica-se a utilização em um espaço de tempo maior, compactando os períodos por semana, com o intuito de avaliar a previsão de demanda nos municípios em intervalos de tempos superiores, considerando as diferentes variações e situações da pandemia no Estado do RS. Por fim, recomenda-se a utilização de modelos de Inteligência Artificial, *Deep Learning*, *Machine Learning* e/ou Redes Neurais Artificiais (RNA) que possam prover a maximização dos resultados já encontrados, do mesmo modo que consigam operar com reconhecimento de padrões complexos e contribuir com a propagação de estudos na literatura para esta área.

6. REFERÊNCIAS

ALVES, C. C., et al. Aplicação de métodos estatísticos com suavização exponencial dupla e tripla para previsão de demanda na gestão de estoques. **Revista Produção Online**, v. 19, n. 3, p. 1001-1026, 16 set. 2019.

ARAÚJO, G. C., et al. Previsão de demanda e análise simplificada da gestão de estoque aplicada a uma empresa do setor alimentício. **Brazilian Journal of Production Engineering**, v. 4, n. 2, p. 48-64, 2018.

BORSATO, R.; CORSO, L. L. Aplicação de Inteligência Artificial e ARIMA na Previsão de Demanda no setor metal mecânico. **Scientia Cum Industria**, v. 7, n. 2., p. 165-176, 2019.

CAVALHEIRO, D. **Método de previsão de demanda aplicada ao planejamento da produção de indústrias de alimentos**. 2003. 125 f. Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-graduação em Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2003.

DEZORDI, B.; SILVA, M. M. D.; RIBEIRO, R.P.R. Previsão de demanda no ConformSim utilizando simulação de Monte Carlo. In: Encontro Nacional de Engenharia de Produção, 39, 2019, Santos, **Anais...** Santos: ENEGP, 2019, p. 1-10.

FERRO, W. A.; LIMA, J. D.; TRENTIN, M. Combinations of Quantitative Methods in the Forecast for Demand for Sales of Home Appliances. **Revista Gestão da Produção Operações e Sistemas**, v. 14, n. 5, p. 67-88, 1 nov. 2019.

GOV RS, Governo do Estado do Rio Grande do Sul. Monitoramento COVID-19. 2021. Disponível em: <https://covid.saude.rs.gov.br/>. Acesso em: 02 jun. 2021.

HOLT, C. C. Forecasting seasonals and trends by exponentially weighted moving averages. **International Journal of Forecasting**, [S.L.], v. 20, n. 1, p. 5-10, jan. 2004.

HUANG, Y., et al. Medical service demand forecasting using a hybrid model based on ARIMA and self-adaptive filtering method. **BMC Medical Informatics and Decision Making**, [S.L.], v. 20, n. 1, p. 1-14, set. 2020.

KOÇ, E.; TÜRKOĞLU, M. Forecasting of medical equipment demand and outbreak spreading based on deep long short-term memory network: the covid-19 pandemic in turkey. **Signal, Image and Video Processing**, [S.L.], v. 1, n. 1, p. 1-9, jan. 2021.

KRAJEWSKI, L. J.; RITZMAN, L. P.; MALHOTRA, M. K. **Administração de Produção e Operações**. 8. ed. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2009.

LAKATOS, E. M.; MARCONI, M. A. **Metodologia científica**. 6. ed. São Paulo: Atlas, 2011.

MOREIRA, D. A. **Administração da produção e operações**. 2. ed. São Paulo: Cengage Learning, 2008.

MORO, M. F. **Modelo híbrido de séries temporais para previsão de demanda do mercado imobiliário de São Paulo**. Santa Maria: UFSM, 2017. 146 p. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, 2017.

ORDU, M.; DEMIR, E.; TOFALLIS, C. A comprehensive modelling framework to forecast the demand for all hospital services. **The International Journal of Health Planning and Management**, [S.L.], v. 34, n. 2, p. 1-15, mar. 2019.

PELLEGRINI, F. R. **Metodologia para implementação de sistemas de previsão de demanda**. 2000. 130 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Programa de Pós-graduação em Engenharia de Produção, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2000.

PELLEGRINI, F. R.; FOGLIATTO, F. S. Passos para a implantação de sistemas de previsão de demanda – Técnicas e estudo de caso. **Revista Produção**, v. 11, n. 1, p. 43-64, 2001.

RITZMAN, L. P.; KRAJEWSKI, L. J. **Administração da produção e operações**. São Paulo: Person Prentice Hall, 2004.

SANTOS, J. L. F., et al. Previsão de Demanda: Aplicação da técnica de ajustamento exponencial com tendência em uma empresa de montagem de equipamentos para beleza. In: Encontro de Engenharia de Produção Agroindustrial, 11, 2017, Campo Mourão, **Anais...** Campo Mourão: EEPA, 2017, p. 1-10.

SUBRAMANIAN, L. Effective Demand Forecasting in Health Supply Chains: emerging trend, enablers, and blockers. **Logistics**, [S.L.], v. 5, n. 1, p. 1-21, fev. 2021.

TUBINO, D. F. **Planejamento e controle da produção**. São Paulo: Atlas, 2009.

VERÍSSIMO, A. J., et al. Métodos estatísticos de suavização exponencial Holt-Winters para previsão de demanda em uma empresa do setor metal mecânico. **Revista Gestão Industrial**, [S.L.], v. 8, n. 4, p. 1-18, fev. 2013.

XU, S., et al. A comparison of forecasting methods for medical device demand using trend-based clustering scheme. **Journal of Data, Information and Management**, [S.L.], v. 2, n. 2, p. 85-94, mar. 2020.