

Engenharia de Produção: What's Your Plan?



Marcos William Kaspchak Machado
(Organizador)

Engenharia de Produção: What's Your Plan?

Atena Editora
2019

2019 by Atena Editora

Copyright © da Atena Editora

Editora Chefe: Profª Drª Antonella Carvalho de Oliveira

Diagramação e Edição de Arte: Natália Sandrini e Lorena Prestes

Revisão: Os autores

Conselho Editorial

- Prof. Dr. Alan Mario Zuffo – Universidade Federal de Mato Grosso do Sul
Prof. Dr. Álvaro Augusto de Borba Barreto – Universidade Federal de Pelotas
Prof. Dr. Antonio Carlos Frasson – Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Prof. Dr. Antonio Isidro-Filho – Universidade de Brasília
Profª Drª Cristina Gaio – Universidade de Lisboa
Prof. Dr. Constantino Ribeiro de Oliveira Junior – Universidade Estadual de Ponta Grossa
Profª Drª Daiane Garabeli Trojan – Universidade Norte do Paraná
Prof. Dr. Darllan Collins da Cunha e Silva – Universidade Estadual Paulista
Profª Drª Deusilene Souza Vieira Dall’Acqua – Universidade Federal de Rondônia
Prof. Dr. Eloi Rufato Junior – Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Prof. Dr. Fábio Steiner – Universidade Estadual de Mato Grosso do Sul
Prof. Dr. Gianfábio Pimentel Franco – Universidade Federal de Santa Maria
Prof. Dr. Gilmei Fleck – Universidade Estadual do Oeste do Paraná
Profª Drª Girlene Santos de Souza – Universidade Federal do Recôncavo da Bahia
Profª Drª Ivone Goulart Lopes – Istituto Internazionele delle Figlie de Maria Ausiliatrice
Profª Drª Juliane Sant’Ana Bento – Universidade Federal do Rio Grande do Sul
Prof. Dr. Julio Candido de Meirelles Junior – Universidade Federal Fluminense
Prof. Dr. Jorge González Aguilera – Universidade Federal de Mato Grosso do Sul
Profª Drª Lina Maria Gonçalves – Universidade Federal do Tocantins
Profª Drª Natiéli Piovesan – Instituto Federal do Rio Grande do Norte
Profª Drª Paola Andressa Scortegagna – Universidade Estadual de Ponta Grossa
Profª Drª Raissa Rachel Salustriano da Silva Matos – Universidade Federal do Maranhão
Prof. Dr. Ronilson Freitas de Souza – Universidade do Estado do Pará
Prof. Dr. Takeshy Tachizawa – Faculdade de Campo Limpo Paulista
Prof. Dr. Urandi João Rodrigues Junior – Universidade Federal do Oeste do Pará
Prof. Dr. Valdemar Antonio Paffaro Junior – Universidade Federal de Alfenas
Profª Drª Vanessa Bordin Viera – Universidade Federal de Campina Grande
Profª Drª Vanessa Lima Gonçalves – Universidade Estadual de Ponta Grossa
Prof. Dr. Willian Douglas Guilherme – Universidade Federal do Tocantins

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP) (eDOC BRASIL, Belo Horizonte/MG)

E57 Engenharia de produção: what's your plan? [recurso eletrônico] /
Organizador Marcos William Kaspchak Machado. – Ponta
Grossa (PR): Atena Editora, 2019. – (Engenharia de Produção:
What's Your Plan?; v. 1)

Formato: PDF

Requisitos de sistema: Adobe Acrobat Reader

Modo de acesso: World Wide Web

Inclui bibliografia

ISBN 978-85-7247-253-1

DOI 10.22533/at.ed.531191204

1. Engenharia de produção – Pesquisa – Brasil. I. Machado,
Marcos William Kaspchak. II. Série.

CDD 620.0072

Elaborado por Maurício Amormino Júnior – CRB6/2422

O conteúdo dos artigos e seus dados em sua forma, correção e confiabilidade são de
responsabilidade exclusiva dos autores.

2019

Permitido o download da obra e o compartilhamento desde que sejam atribuídos créditos aos
autores, mas sem a possibilidade de alterá-la de nenhuma forma ou utilizá-la para fins comerciais.

www.atenaeditora.com.br

APRESENTAÇÃO

A obra “*Engenharia da Produção: What’s your plan?*” é subdividida de 4 volumes. O primeiro volume, com 35 capítulos, é constituído com estudos contemporâneos relacionados aos processos de gestão do conhecimento e educação na engenharia, além das áreas de engenharia econômica e tomada de decisão através de pesquisa operacional.

Tanto a gestão de conhecimento como a educação na engenharia mostram a evolução das ferramentas aplicadas ao contexto educacional e empresarial. Algumas delas, provenientes de estudos científicos, baseiam os processos de tomadas de decisão e gestão estratégica dos recursos utilizados na produção. Além disso, os estudos científicos sobre o desenvolvimento da educação em engenharia mostram novos direcionamentos para os estudantes, quanto à sua formação e inserção no mercado de trabalho.

Na segunda parte da obra, são apresentados estudos sobre a aplicação da gestão de custos, investimentos em ativos e operações de controle financeiro em organizações. E outros, que representam a aplicação de ferramentas de método multicritério de tomada à decisão empresarial que auxiliam os gestores a escolher adequadamente a aplicação de seus recursos.

Aos autores dos capítulos, ficam registrados os agradecimentos do Organizador e da Atena Editora, pela dedicação e empenho sem limites que tornaram realidade esta obra que retrata os recentes avanços científicos do tema.

Por fim, espero que esta obra venha a corroborar no desenvolvimento de conhecimentos e inovações, e auxilie os estudantes e pesquisadores na imersão em novas reflexões acerca dos tópicos relevantes na área de engenharia de produção.

Boa leitura!

Marcos William Kaspchak Machado

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1	1
FATORES CRÍTICOS DE SUCESSO NO BRASIL: UM PANORAMA NA PESQUISA EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO	
Rodrigo Salgado Martuchelli Fernando Luiz Goldman	
DOI 10.22533/at.ed.5311912041	
CAPÍTULO 2	17
A ESCOLHA DO TEMA DO TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO (TCC) NA ENGENHARIA DE PRODUÇÃO COMO UM PROBLEMA DE TOMADA DE DECISÃO	
Ian Viana Coutinho Emmanuel Paiva de Andrade Edna Ribeiro Alves Celia Cristina Pecini Von Kriiger Liliane Almeida	
DOI 10.22533/at.ed.5311912042	
CAPÍTULO 3	29
ENSINO 3.0: A FORMAÇÃO ACADÊMICA EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO PAUTADA NO DESENVOLVIMENTO DE COMPETÊNCIAS	
Éder Wiliam de Macedo Siqueira	
DOI 10.22533/at.ed.5311912043	
CAPÍTULO 4	41
SERVITIZAÇÃO E INDÚSTRIA 4.0 NA MANUFATURA: UMA ANÁLISE BIBLIOMÉTRICA	
Matheus Phelipe Vendramini Alexandre Tadeu Simon	
DOI 10.22533/at.ed.5311912044	
CAPÍTULO 5	53
A INOVAÇÃO NAS EMPRESAS DE PEQUENO PORTE: UMA ANÁLISE DO DESENVOLVIMENTO ORGANIZACIONAL ATRAVÉS DO GRAU DE INOVAÇÃO	
Auristela Maria da Silva André Marques Cavalcanti Gabriel Herminio de Andrade Lima	
DOI 10.22533/at.ed.5311912045	
CAPÍTULO 6	64
ALINHAMENTO ESTRATÉGICO ENTRE A TECNOLOGIA DA INFORMAÇÃO E O PLANEJAMENTO DOS NEGÓCIOS BASEADO NA GESTÃO DE TI	
Rafael Nunes de Campos Íris Bento da Silva	
DOI 10.22533/at.ed.5311912046	
CAPÍTULO 7	76
COACHING: UMA REVISÃO DA LITERATURA	
Maria de Fatima do Nascimento Brandão Níssia Carvalho Rosa Berginate	
DOI 10.22533/at.ed.5311912047	

CAPÍTULO 8	95
GESTÃO DAS PARTES INTERESSADAS E INOVAÇÃO ABERTA: UM ENSAIO TEÓRICO NA PERSPECTIVA DO GERENCIAMENTO DE PROJETOS	
Priscila Nesello Ana Cristina Fachinelli	
DOI 10.22533/at.ed.5311912048	
CAPÍTULO 9	111
GERENCIAMENTO DE PROJETOS: COMPARATIVO BIBLIOMÉTRICO DOS ANAIS DE CONGRESSOS BRASILEIROS NA ÁREA DE ADMINISTRAÇÃO E ENGENHARIA DE PRODUÇÃO	
Ronielton Rezende Oliveira Patricia Souza Amaral Tardivo Boldorini Henrique Cordeiro Martins Alexandre Teixeira Dias	
DOI 10.22533/at.ed.5311912049	
CAPÍTULO 10	136
GESTÃO DO CONHECIMENTO NO DEPARTAMENTO PÓS-OBRA	
Erick Areco Cáceres Silvia de Toledo Gomes	
DOI 10.22533/at.ed.53119120410	
CAPÍTULO 11	153
MODELO DE ANÁLISE DE PREDIÇÃO DO DESENVOLVIMENTO DAS MICRO E PEQUENAS EMPRESAS UTILIZANDO CADEIAS DE MARKOV	
Auristela Maria da Silva André Marques Cavalcanti Gabriel Herminio de Andrade Lima	
DOI 10.22533/at.ed.53119120411	
CAPÍTULO 12	167
MODELOS DE MATURIDADE EM GESTÃO DE PROJETOS: UMA ANÁLISE COMPARATIVA	
Rafael de Azevedo Palhares Natalia Veloso Caldas de Vasconcelos Mariana Simião Brasil de Oliveira Arthur Arcelino de Brito Paulo Ellery de Oliveira Pedro Osvaldo Alencar Regis Nathaly Silva de Santana Pablo Veronese de Lima Rocha Ricardo André Rodrigues Filho	
DOI 10.22533/at.ed.53119120412	
CAPÍTULO 13	182
O USO DA MANUTENÇÃO COMO ESTRATÉGIA DE NEGÓCIO NO SERVIÇO DE PÓS-VENDA EM UM SISTEMA PRODUTO-SERVIÇO	
Paulo Mantelatto Pecorari Carlos Roberto Camello Lima	
DOI 10.22533/at.ed.53119120413	

CAPÍTULO 14	194
PRÁTICAS DE MEDIAÇÃO: A APLICAÇÃO DO GOOGLE CLASSROOM COMO BASE DA DISCIPLINA DE SISTEMAS DE PRODUÇÃO NO CURSO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO	
Julio Cesar Ferreira dos Passos Maria Juliana Goes Coelho da Cruz Ricardo Venturinelí Simone Seixas Picarelli	
DOI 10.22533/at.ed.53119120414	
CAPÍTULO 15	205
SOLUÇÃO TECNOLÓGICA EM REALIDADE VIRTUAL PARA TREINAMENTO DE ATLETAS PARALÍMPICOS: O CASO DO TREINA+	
Bernardo Vasconcelos de Carvalho Luiz Guilherme Rodrigues Antunes	
DOI 10.22533/at.ed.53119120415	
CAPÍTULO 16	217
TECNOLOGIA DA INFORMAÇÃO E AGRONEGÓCIO: PRINCIPAIS REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	
Luiz Ricardo Oliveira Begali Eduardo Gomes Carvalho Weider Pereira Rodrigues Lázaro Eduardo da Silva	
DOI 10.22533/at.ed.53119120416	
CAPÍTULO 17	230
ANÁLISE DE EFICIÊNCIA DOS MUNICÍPIOS PARAIBANOS NA APLICAÇÃO DE RECURSOS DO GOVERNO FEDERAL PARA O CONTROLE DA DOENÇA DE CHAGAS: UMA INVESTIGAÇÃO POR MEIO DE ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS	
Jonas Cordeiro de Araújo Edlaine Correia Sinézio Martins	
DOI 10.22533/at.ed.53119120417	
CAPÍTULO 18	245
ANÁLISE DA VIABILIDADE DO PROCESSO DE AUTOMATIZAÇÃO NA LINHA DE MONTAGEM EM UMA EMPRESA DE INTERRUPTORES	
Leonardo Ayres Cordeiro Matheus Dias Guedes de Oliveira Nayara Aparecida Rocha Ferreira Sílvia Gabriela Macieira Ramos	
DOI 10.22533/at.ed.53119120418	
CAPÍTULO 19	258
ANÁLISE DE INVESTIMENTOS EM SISTEMAS FOTOVOLTAICOS EM UMA UNIVERSIDADE	
Roni Mateus Machado Rigo Anderson Felipe Habekost Cristiano Roos	
DOI 10.22533/at.ed.53119120419	

CAPÍTULO 20	270
ESTIMATIVAS DAS ELASTICIDADES PREÇO E RENDA DA DEMANDA POR ENERGIA ELÉTRICA RESIDENCIAL E POR REGIÃO GEOGRÁFICA DO BRASIL	
Palloma da Costa e Silva Roberta Montello Amaral	
DOI 10.22533/at.ed.53119120420	
CAPÍTULO 21	283
COMPARATIVO DO CUSTO TOTAL DE PROPRIEDADE DE VEÍCULOS DE TRANSPORTE DE FUNCIONÁRIOS: ESTUDO DE CASO EM FÁBRICA DE CONFECÇÕES	
Nelize Aparecida de Souza Rodney Wernke Antonio Zanin	
DOI 10.22533/at.ed.53119120421	
CAPÍTULO 22	294
ESTUDO DA VIABILIDADE TÉCNICO-ECONÔMICA PARA CRIAÇÃO DE UMA INCUBADORA TECNOLÓGICA EM LORENA	
Thamara Gonçalves Vilela Prado Marco Antonio Pereira	
DOI 10.22533/at.ed.53119120422	
CAPÍTULO 23	307
MÉTODO FLUXO DE CAIXA DESCONTADO: ANÁLISE FINANCEIRA DA PETROBRAS	
Evandir Megliorini Ian Miller Osmar Domingues José Roberto Tálamo	
DOI 10.22533/at.ed.53119120423	
CAPÍTULO 24	318
MÉTODO <i>PRICE BAND</i> APLICADO NA PRECIFICAÇÃO DE PRODUTOS EM UMA REDE VAREJISTA	
O'mara Guimarães da Costa Natália Varela da Rocha Kloeckner	
DOI 10.22533/at.ed.53119120424	
CAPÍTULO 25	328
PREVISÃO DO PREÇO DO CIMENTO PORTLAND NOS ESTADOS DA REGIÃO SUL DO BRASIL	
Patricia Cristiane da Cunha Xavier Adriano Mendonça Souza	
DOI 10.22533/at.ed.53119120425	
CAPÍTULO 26	344
PROPOSTA DE UM DIAGNÓSTICO DOS ATIVOS INTANGÍVEIS EM EMPRESAS DE BASE TECNOLÓGICA DO SETOR DE ENERGIA	
Vinícius Jaques Gerhardt Julio Cezar Mairesse Siluk Jordana Rech Graciano dos Santos Mariana Soncini Minuzzi Claudia de Freitas Michelin	
DOI 10.22533/at.ed.53119120426	

CAPÍTULO 27	356
APLICAÇÃO DA OTIMIZAÇÃO EM REDES EM UMA EMPRESA DO SETOR AVÍCOLA	
Luana Teixeira Sousa	
Ananda Gianotto Veiga	
Mariana Ferreira de Carvalho Chaves	
Marcus Vinicius Vaz	
Stella Jacyszyn Bachega	
DOI 10.22533/at.ed.53119120427	
CAPÍTULO 28	368
COMPARAÇÃO DE TÉCNICAS DE FORECASTING PARA SÉRIES SAZONAIS: UMA APLICAÇÃO PARA PREVISÃO DA UMIDADE RELATIVA DO AR EM SANTA MARIA – RS	
Liane Werner	
Cleber Bisognin	
DOI 10.22533/at.ed.53119120428	
CAPÍTULO 29	380
DESENVOLVIMENTO DO MENOR CAMINHO PARA A MELHORIA DAS LINHAS DE ÔNIBUS EM UM BAIRRO NO MUNICÍPIO DE ARACAJU - SE	
Tayane Magalhaes Alvaia	
Hellen Mariany Santos	
Marcos Wandir Nery Lobao	
Jose Ricardo Menezes Oliveira	
Glaucia Regina de Oliveira Almeida	
DOI 10.22533/at.ed.53119120429	
CAPÍTULO 30	391
ELABORAÇÃO E VALIDAÇÃO DE QUESTIONÁRIO PARA AVALIAÇÃO DE SERVIÇOS BASEADO NOS MÉTODOS SERVQUAL E SMARTS: APLICAÇÃO EM TERMINAIS AEROPORTUÁRIOS	
João Paulo Figueira Marchesi	
Janaina Figueira Marchesi	
DOI 10.22533/at.ed.53119120430	
CAPÍTULO 31	407
MODELO MULTICRITÉRIO DE APOIO À DECISÃO PARA ESCOLHA DE UM TRANSPORTADOR TERCEIRIZADO ATRAVÉS DO MÉTODO PROMETHEE II	
Mirian Batista de Oliveira Bortoluzzi	
Monica Frank Marsaro	
DOI 10.22533/at.ed.53119120431	
CAPÍTULO 32	420
SISTEMA DE APOIO À DECISÃO PARA OTIMIZAÇÃO DE ROTAS EM UMA FÁBRICA DE PÃES	
Kassia Tonheiro Rodrigues	
Carolina Lino Martins	
Kurt Costa Peters	
Naylil Liria Baldin Lacerda	
Luiz Junior Maemura Yoshiura	
DOI 10.22533/at.ed.53119120432	

CAPÍTULO 33	431
USO DA <i>CONJOINT ANALYSIS</i> PARA AVALIAÇÃO DOS ATRIBUTOS DA EMBALAGEM DE CASTANHA DE BARU NA PREFERÊNCIA DOS CONSUMIDORES MATO-GROSSENSES	
Eduardo José Oenning Soares	
Rodrigo Carniel Sefstron	
Rodolfo Benedito da Silva	
Alexandre Gonçalves Porto	
Alexandre Volkmann Ultramari	
DOI 10.22533/at.ed.53119120433	
CAPÍTULO 34	442
ANÁLISE DOS FUNDOS BRASILEIROS DE ÍNDICE ATIVO: EXISTE RELAÇÃO ENTRE A TAXA DE ADMINISTRAÇÃO E OS RESULTADOS ENTREGUES AOS INVESTIDORES?	
Igor Soares Pinto Coelho	
Marcelo Albano Mauricio da Rocha	
José Guilherme Chaves Alberto	
Adriano Cordeiro Leite	
DOI 10.22533/at.ed.53119120434	
CAPÍTULO 35	453
OTIMIZAÇÃO DO MIX DE PRODUÇÃO EM UMA INDÚSTRIA DE TINTAS E REVESTIMENTOS	
Ariane Schio de Azevedo	
Carolina Lino Martins	
João Batista Sarmento dos Santos Neto	
Kassia Tonheiro Rodrigues	
Luiz Junior Maemura Yoshiura	
DOI 10.22533/at.ed.53119120435	
SOBRE O ORGANIZADOR	473

COMPARAÇÃO DE TÉCNICAS DE FORECASTING PARA SÉRIES SAZONAIS: UMA APLICAÇÃO PARA PREVISÃO DA UMIDADE RELATIVA DO AR EM SANTA MARIA – RS

Liane Werner

Universidade Federal do Rio Grande do Sul
Departamento de Estatística
Porto Alegre - RS

Cleber Bisognin

Universidade Federal de Santa Maria
Departamento de Estatística
Santa Maria - RS

RESUMO: Em tempos de globalização, a busca contínua pela eficiência se tornou necessária. Técnicas de previsão auxiliam na tomada de decisões em atividades que precisam de planejamento e avaliação constante. Com relação a fenômenos climáticos não é diferente, pois prever seu comportamento é a base para o desenvolvimento de diversos setores. Sendo assim, este trabalho tem como objetivo comparar dois modelos e três métodos de combinação de previsões para encontrar a técnica mais acurada e assim prever a Umidade Relativa do Ar Mensal de Santa Maria, RS. Os modelos base são: SARFIMA e suavização exponencial. Os métodos combinação de previsão, obtidos a partir dos modelos base, são: média aritmética, variância mínima e regressão linear. As medidas de acurácia utilizadas foram RSME, MAPE e coeficiente U de Theil. Dado que a série do estudo apresenta característica de

longa dependência e sazonalidade foi estimado o modelo $SARFIMA(0,d,0) \times (0,D,0)_{12}$ com d estimado igual a 0,4104 e com D estimado igual a 0,3756. Estimou-se também o modelo Holt-Winters com o parâmetro estimado em 0,1825, o em 0,0034 e o em 0,2122. Na comparação entre os dois modelos base, modelo SARFIMA foi o mais acurado, visto que as três medidas de acurácia foram todas menores. Já comparando todas as técnicas de previsão do estudo, o método de combinação por regressão apresentou as melhores medidas de acurácia. Sendo assim, o referido método de combinação foi utilizado para obter as previsões de janeiro a dezembro de 2018

PALAVRAS-CHAVE: Forecasting, Combinação de Previsões, Séries Temporais, Umidade do Ar.

ABSTRACT: In times of globalization, the pursuit of efficiency has become necessary. Forecasting techniques help in making decisions in activities that need constant planning and evaluation. With respect to climatic phenomena is no different, since to predict its behavior is the basis for the development of several sectors. Thus, this work aims to compare two models and three methods of combination of predictions to find the most accurate technique and thus predict the Relative Humidity of the Monthly Air of Santa Maria, RS. The base models are:

SARFIMA and exponential smoothing. The prediction combination methods are: arithmetic mean, minimum variance and linear regression, which were obtained from the base models. The accuracy measures used were RSME, MAPE and Theil's U coefficient. Given that the study series presents a characteristic of long dependence and seasonality, the SARFIMA(0, d, 0)×(0, D, 0)₁₂ model was used with d estimated at 0.4104 and with estimated D at 0.3756 and the Holt-Winters model with the α parameter estimated at 0.1825, the β at 0.0034 and the β at 0.2122. In the comparison between the two base models, the SARFIMA model was the most accurate, since the three measures of accuracy were all smaller. Comparing all the prediction techniques of the study, the regression combination method presented the best measures of accuracy. Therefore, said combination method was used to obtain forecasts from January to December 2018.

KEYWORDS: Forecasting, combination of forecasts, Time Series, Air Humidity.

1 | INTRODUÇÃO

Em tempos passados, com menor intensidade da concorrência, não se fazia necessária a busca contínua pela eficiência, justificado pelo fato de o mercado absorver ineficiências e aceitar preços relativamente altos (BORNIA, 2010). No meio globalizado em que vivemos este cenário mudou e a busca por melhorias é indispensável. As técnicas de previsão auxiliam a tomada de decisões em atividades que precisam de planejamento e avaliação constante, além de propiciarem a redução da incerteza por parte dos elos envolvidos numa determinada área de interesse (CARVALHO et al., 2016). Segundo os autores, entender os comportamentos climáticos de uma determinada região é de suma importância para o desenvolvimento de diversos setores da atividade humana; por exemplo, o setor agrícola, ambiental ou econômico.

Uma forma de se obter previsões é por meio dos clássicos modelos de suavização exponencial, tais modelos assumem que os valores extremos da série representam a aleatoriedade e, através da suavização desses extremos pode-se identificar o padrão básico, para então usá-lo e prever valores futuros da série. Em séries temporais que, além de uma tendência linear, apresentam a componente de sazonalidade, é possível ajustar modelos de Holt-Winters. Se o componente de sazonalidade não aumenta sua amplitude ao longo do tempo, é indicado um modelo aditivo, caso contrário, sugere-se um modelo multiplicado (MAKRIDAKIS et al., 1998).

Em muitos campos, tal como clima ou finanças, há fortes evidências de que há uma dependência não desprezível entre o valor do presente e todos os pontos no passado e que esta dependência desempenha um papel significativo na habilidade de prever (GRAVES et al, 2017). De acordo com Trevisan et al. (2000), os modelos ARIMA (p,d,q), incluem o parâmetro d, um inteiro que estabelece o nível de diferenciações necessárias para tornar uma série temporal estacionária. Em 1980 Granger e Joyeux e em 1981 Hosking propuseram uma generalização desta modelagem em relação ao

parâmetro d , podendo este assumir graus de diferenciação fracionários, no intervalo $(0,1)$. Os modelos ARFIMA (p, d, q) - modelos auto regressivos fracionalmente integrados de média móvel - são conhecidos como modelos de longa dependência. Eles têm aplicações muito mais amplas, pois podem capturar dependências de curto prazo e de longo prazo (LIU et al. 2017). Conforme Bisognin (2007), algumas séries temporais, além da propriedade de longa dependência, apresentam também sazonalidade e para estudar estas séries temporais Porter-Hudak em 1990 iniciou a proposição do modelo SARFIMA $(p,d,q) \times (P,D,Q)_s$.

Conforme Werner; Ribeiro (2006), muitos são os métodos de previsão, contudo, a grande maioria desses métodos analisa as informações utilizando uma única técnica de previsão, como modelos de suavização exponencial ou ARFIMA. Contudo a utilização de várias técnicas permite abranger a maior quantidade de informações disponíveis, podendo tornar as previsões mais acuradas. Uma alternativa muitas vezes apresentada com bem-sucedida em relação às técnicas de previsão individuais é a combinação de previsões. Segundo Costantini e Pappalardo (2010), este método consiste em utilizar um mecanismo para captar os diversos fatores que influenciam cada técnica de previsão individual usada como base de obtenção da previsão combinada. Muitos estudos dispõem em seus resultados que, as diversas combinações de previsões avaliadas apresentaram acurácia superior à das previsões individuais (CLEMEN, 1989; COSTANTINI; PAPPALARDO, 2010; MUNIROH et al. 2017).

Face ao exposto, este estudo tem como objetivo encontrar a técnica mais acurada para prever a Umidade Relativa do Ar Mensal de Santa Maria, Rio Grande do Sul. Para tal, será feito uso do modelo *Holt-Winters*, do modelo SARFIMA e métodos de combinação de previsões.

2 | REFERENCIAL TEÓRICO

Nesta seção são apresentados os modelos SARFIMA $(p,d,q) \times (P,D,Q)_s$ e suavização exponencial usados para realizar o estudo de caso. Além destes dois modelos, serão apresentados os três métodos de combinação de previsões.

Definição 1: Seja $\{X_t\}_{t \in \mathbb{Z}}$ te um processo estocástico satisfazendo a equação (1).

$$\phi(B)\Phi(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^D(X_t - \mu) = \theta(B)\Theta(B^s)\varepsilon_t \quad (1)$$

onde μ é a média do processo, $\{\varepsilon_t\}_{t \in \mathbb{Z}}$ é um processo ruído branco, $s \in \mathbb{N}$ é a sazonalidade, B é o operador defasagem de retardo, isto é, $B^j(X_t) = X_{t-j}$ e $B^{sj}(X_t) = X_{t-sj}$, para $j \in \mathbb{N}$ e $\phi, \theta \in \Theta$, e são os polinômios de ordem p, q, P e Q , respectivamente, definidos pelas equações (2) e (3).

$$\phi(z) = \sum_{\ell=1}^p (-\phi_{\ell})z^{\ell}, \quad \theta(z) = \sum_{m=1}^q (-\theta_m)z^m, \quad (2)$$

$$\Phi(z) = \sum_{r=1}^P (-\Phi_r)z^r, \quad \Theta(z) = \sum_{l=1}^Q (-\Theta_l)z^l, \quad (3)$$

com $\phi_{\ell}, 1 \leq \ell \leq p, \theta_m, 1 \leq m \leq q, \Phi_r, 1 \leq r \leq P$ e $\Theta_l, 1 \leq l \leq Q$ constantes reais e $\phi_0 = \Phi_0 = -1 = \Theta_0 = \theta_0$. Então, $\{X_t\}_{t \in \mathbb{Z}}$ é um processo sazonal auto-regressivo fracionariamente integrado de média móvel de ordem $(p,d,q) \times (P,D,Q)_s$ com sazonalidade s , denotado por SARFIMA $(p,d,q) \times (P,D,Q)_s$, onde d e D são, respectivamente, o grau de diferenciação e o grau de diferenciação sazonal.

Para a estimação dos parâmetros dos processos SARFIMA $(p,d,q) \times (P,D,Q)_s$ foi utilizado o estimador de verossimilhança aproximado de Whittle, que foi proposto pelo autor em 1951 e é baseado em Cadeias de Markov.

Seja $\{X_t\}_{t \in \mathbb{Z}}$ um processo SARFIMA $(p,d,q) \times (P,D,Q)_s$, causal e inversível definido na equação (1), com média igual a zero e sazonalidade s . Então, para todo $h \geq 1$, a previsão de erro quadrático médio mínimo é dada pela equação (4).

$$\hat{X}_n(h) = \sum_{k \in \mathbb{N}} \pi_k \hat{X}_n(h - k), \quad (4)$$

onde: os coeficientes $\{\pi_k\}_{k \in \mathbb{Z}_+}$ são os coeficientes da representação autoregressiva infinita (BISOGNIN; LOPES, 2009).

Para maiores detalhes sobre estes modelos, tais como a expressão da função densidade espectral, seu comportamento próximo às frequências sazonais, a estacionariedade, a dependência intermediária e longa e a função de autocovariância, ver Bisognin; Lopes (2009).

Os modelos de suavização exponencial são os mais utilizados frente a outras técnicas de previsão devido a sua simplicidade e facilidade de ajustes além da boa acurácia (PELLEGRINI, 2000). Assumindo que os valores extremos da série são flutuações aleatórias, o propósito destes modelos é identificar um padrão básico (MORETTIN; TOLOI, 2006). Estes modelos valorizam mais os últimos valores observados na série temporal através da ponderação exponencial dos mesmos, de acordo com a proximidade ao período da previsão h . Os métodos mais tradicionais de suavização exponencial são: (i) a suavização exponencial simples, para séries que apresentam apenas variações em torno de um nível; (ii) o modelo linear de *Holt*, para as séries que apresentam a componente de tendência e (iii) os modelos de *Holt-Winters*, quando a série apresenta tanto o componente de tendência quanto o componente

sazonal (MAKRIDAKIS, et al., 1998).

Considere uma série temporal $\{X_t\}_{t=1}^n$, com período s e n o tamanho da série temporal. No caso dos modelos de Holt-Winters para efeitos sazonais aditivos, considerando que tal série é formada pela soma do nível, tendência, um fator sazonal e um erro aleatório, conforme equação (5).

$$X_t = L_t + T_t + S_t + \varepsilon_t, \text{ para } t = 1, \dots, n. \quad (5)$$

As estimativas do nível da série no tempo t , denotado por L_t , da tendência, denotada por T_t e do fator sazonal, denotado por S_t , são dadas, respectivamente pelas expressões de (6) a (8)

$$L_t = \alpha(X_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}), \quad (6)$$

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}, \quad (7)$$

$$S_t = \gamma(X_t - L_t) + (1 - \gamma)S_{t-s}, \quad (8)$$

onde: α é o coeficiente de ponderação exponencial do nível ($0 \leq \alpha \leq 1$), β é o coeficiente de ponderação exponencial da tendência ($0 \leq \beta \leq 1$) e γ é o coeficiente de ponderação exponencial do fator sazonal ($0 \leq \gamma \leq 1$).

As previsões h passos à frente, para $h = 1, 2, \dots$, são dadas por (9)

$$\hat{X}_n(h) = L_t + hT_t + S_{t-s+h} \quad (9)$$

A notação $\hat{X}_n(h)$ indica a previsão de origem n e horizonte $h \geq 1$.

Buscando melhorar a acurácia das previsões, um método comumente utilizado é a combinação de previsões (COSTANTINI; PAPPALARDO, 2010). Este método consiste em utilizar um mecanismo para captar os diversos fatores que afetam cada técnica de previsão individual usada como base de obtenção da previsão combinada (CLEMEN, 1989).

O método da variância mínima, proposto por Bates; Granger (1969) consiste em realizar a combinação linear de duas previsões com diferentes pesos. Neste método a combinação das previsões é obtida atribuindo-se um peso para cada uma das previsões individuais que serão combinadas. Sua estrutura é apresentada conforme equação (10).

$$F_c = wF_1 + (1 - w)F_2, \quad (10)$$

onde: w é o peso atribuído a previsão de menor variância e F_1 e F_2 são as previsões individuais a serem combinadas.

Para a obtenção dos pesos descritos na equação (10) é interessante atribuir menor peso às previsões de maior variabilidade nos erros absolutos e considerar a correlação existente entre os erros absolutos das duas previsões individuais realizadas. Os pesos são obtidos conforme equação (11).

$$w = \frac{\sigma_2^2 - \rho\sigma_1\sigma_2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2 - 2\rho\sigma_1\sigma_2}, \quad (11)$$

onde ρ é o valor da correlação linear entre os erros das previsões obtidas em F_1 e F_2 , σ_1^2 é a variância dos erros de previsão de F_1 e σ_2^2 é a variância dos erros de previsão de F_2 .

Dentre os métodos de combinação, o método mais popular de combinação de previsões individuais é a média aritmética, pois além de ser um dos métodos mais conhecidos é fácil de calcular. Segundo Menezes et al. (2000), uma resposta associada ao sucesso da média consiste na possibilidade que os pesos sejam instáveis ao longo do tempo na matriz de covariância dos erros das previsões individuais.

Um fato que chamou a atenção de Granger et al. (1984) é que a combinação de previsões poderia ser uma forma estruturada de regressão, utilizando o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários (MQO), tendo a predição (valor dentro da amostra) combinada como variável resposta e as previsões individuais como variáveis explicativas.

Por fim, de acordo com Makridakis et al (1998), a palavra acurácia refere-se à habilidade do modelo ou da combinação em reproduzir os dados que já são conhecidos (qualidade do ajuste). Porém para optar qual técnica de previsão - individual ou combinação - é a melhor, faz-se necessário obter medidas de acurácia. Dentre as existentes, as mais utilizadas são: o MAPE (erro percentual absoluto médio) e a RMSE (a raiz quadrada do erro quadrático médio). Também foi utilizado, para análise o coeficiente U de Theil que analisa a qualidade das previsões, sendo que, quanto mais próximo de zero significa que o erro de previsão, gerada por determinado modelo ou combinação, é menor que da previsão ingênua. Valores iguais ou superiores a um indicam que não há porque usar a técnica aplicada, pois qualquer método simples daria melhores resultados (MAKRIDAKIS et al., 1998).

3 | METODOLOGIA

Os dados são provenientes do BDMEP - Banco de Dados Meteorológicos para Ensino e Pesquisa mantido pelo INMET - Instituto Nacional de Meteorologia (<http://www.inmet.gov.br>). O BDMEP - Banco de Dados Meteorológicos para Ensino e Pesquisa, é um banco de dados para apoiar as atividades de ensino e pesquisa e outras aplicações como meteorologia, hidrologia, meio ambiente, entre outros. Serão utilizadas as 195 observações mensais regularmente disponíveis, da série temporal da umidade relativa do ar mensal de Santa Maria, Rio Grande do Sul, de outubro de 2001 a dezembro de 2017. Os dados foram acessados em 05/03/2018. O uso deste período se deve ao fato de este período de dados estar completo de forma contínua (sem dados faltantes) que se encontra na internet e que foram encontrados pelos autores.

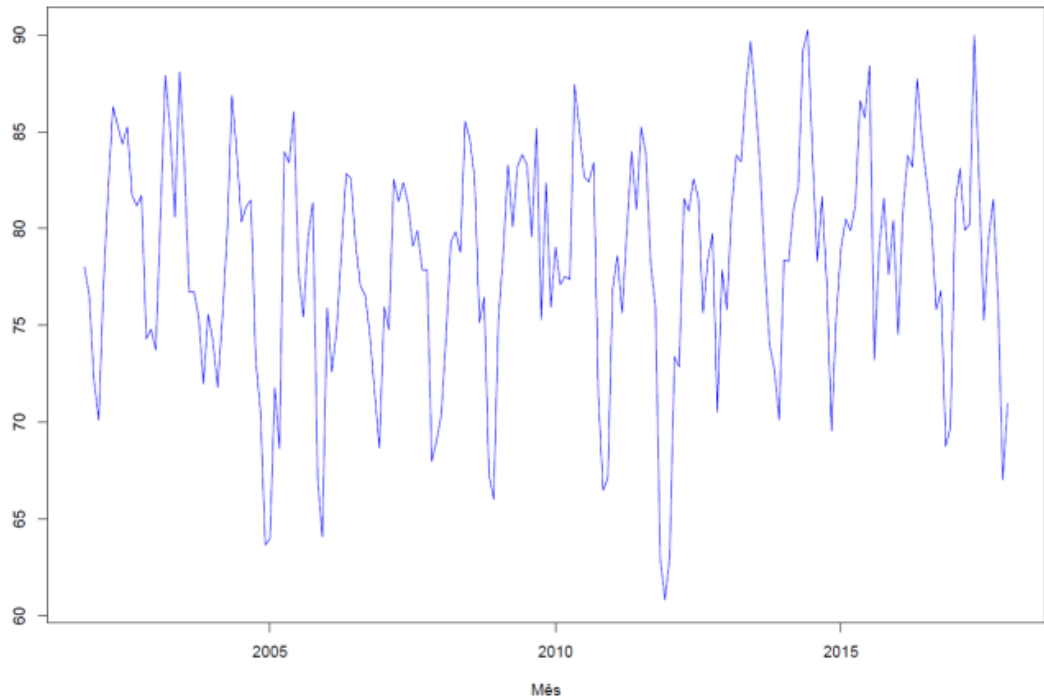
As rotinas de estimação dos parâmetros do modelo e previsão utilizando os modelos SARFIMA(p,d,q) \times (P,D,Q) $_s$ serão implementadas pelos autores no *software Microsoft R Open* 3.4.3. Para os modelos de suavização exponencial será utilizada a rotina *HoltWinters*, do mesmo *software*. A função tenta encontrar valores ótimos para α , β e γ , e/ou δ , e/ou ϵ minimizando o erro quadrado de previsão de um passo à frente quando nenhum dos parâmetros de suavização é informado pelo usuário. Uma vez que os parâmetros dos modelos são estimados, os resíduos do modelo serão analisados por meio da aplicação do teste de Box-Pierce, que examina se os resíduos são não correlacionados. Para isto, será utilizada a rotina *Box.test*.

Definidos os modelos e estimados os seus parâmetros, serão aplicadas as técnicas de combinação de média aritmética, variância mínima e por regressão, implementadas no *software Microsoft R Open* pelos autores.

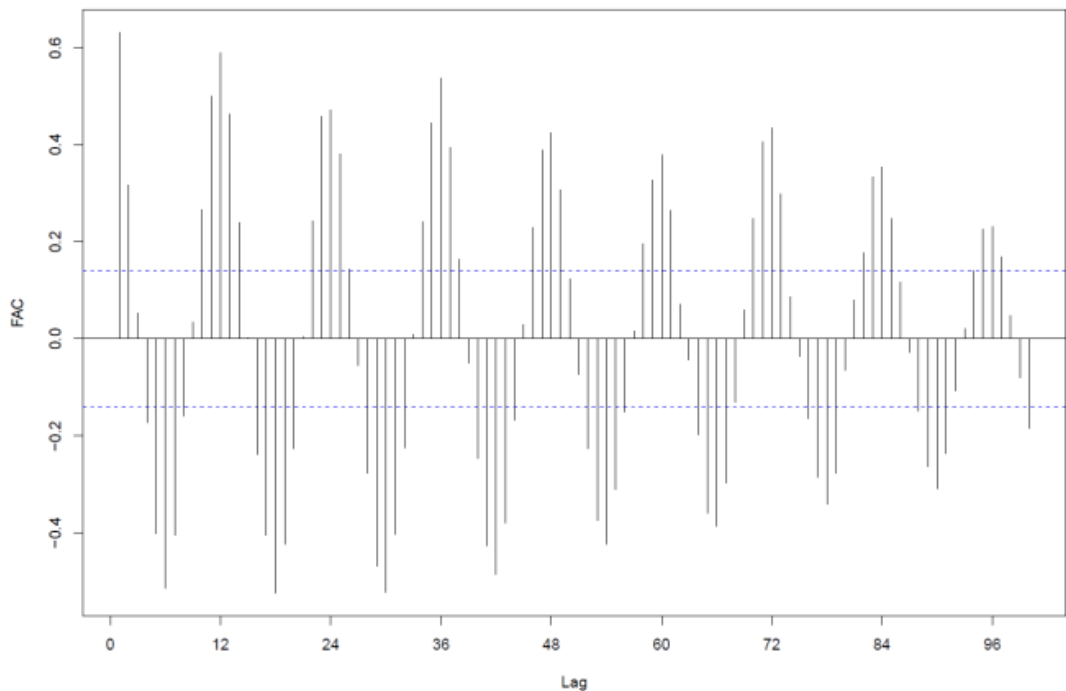
A verificação da acurácia da técnica ou modelo a ser escolhido para realizar as previsões para o período de janeiro a dezembro de 2018, será por meio do RMSE (raiz quadrado da média dos erros quadráticos), pelo MAPE (média dos erros percentuais absolutos) e pelo U de Theil. As medidas foram calculadas utilizando-se a rotina *accuracy* do pacote *forecast* do *software Microsoft R Open*.

4 | RESULTADOS E DISCUSSÕES

O interesse na realização do estudo é encontrar uma técnica adequada para prever a Umidade Relativa do Ar Mensal de Santa Maria, Rio Grande do Sul, de janeiro a dezembro de 2018. A Figura 1 apresenta o gráfico da série temporal do estudo no período de outubro de 2001 a dezembro de 2017 e sua respectiva função de autocorrelação amostral (FAC) para 100 períodos de defasagem (lag). Ao observar os itens (a) e (b) da Figura 1, percebe-se a presença de sazonalidade e no item (b) a presença de longa dependência.



(a) Série temporal



(b) FAC

Figura 1 - Série temporal e FAC da Umidade Relativa do Ar Mensal de Santa Maria, RS

Fonte: Elaborada pelos autores.

Após uma análise descritiva da série e sua FAC, foram ajustados à Série Temporal da Umidade Relativa do Ar Mensal de Santa Maria, os modelos que SARFIMA e Holt-Winters conforme segue abaixo.

Modelo 1: Modelo SARFIMA $(p,d,q) \times (P,D,Q)_s$: de acordo com os critérios de informação de Akaike ($AIC=555,35$) e Bayesiano ($BIC=2494,59$) e pela log-verossimilhança ($\log\text{-like}=1765,034$), foi selecionado o modelo SARFIMA $(p,d,q) \times (P,D,Q)_s$, com p, d, q, P, D, Q, s e s . Realizando o teste de resíduos de Box-Pierce resultou em um

p-valor=0,3559 (lag = 15), e analisando as funções de autocorrelação amostral e autocorrelação parcial amostral, verificou-se a adequabilidade do modelo. Também foi realizado o teste de Shapiro-Wilk, para verificar a normalidade dos resíduos, sendo o p-valor resultante igual a 0,9106.

Modelo 2: Modelo de Suavização Exponencial (Aditivo): as estimativas para os parâmetros do modelo são: \hat{w} , β_1 e β_2 . Vale ressaltar que no modelo aditivo, a amplitude da variação sazonal da série permanece inalterada ao longo do tempo. Para o teste de resíduos de Box-Pierce o p-valor foi igual a 0,6348. O teste de Shapiro-Wilk retornou o p-valor de 0,7185, indicando a normalidade dos resíduos.

Após o ajuste dos modelos SARFIMA(p,d,q)×(P,D,Q)_s e Holt-Winters (considerando ciclo sazonal aditivo), passou-se a obtenção dos peso w pelo método de variância mínima e a estimativa dos coeficientes da combinação pelo método de regressão. Na Tabela 1 encontra-se o referido peso e os coeficientes da combinação pelo método de regressão, utilizando o método dos Mínimos Quadrados Ordinários.

\hat{w}	β_1	β_2	R ²
0,786	0,787	0,213	0,999

Tabela 1 - Modelos de combinação de previsão: \hat{w} é a estimativa do peso atribuído à previsão de menor variância, no método de variância mínima; β_1 e β_2 são as estimativas dos coeficientes pelo método de regressão e R^2 o ajustado

Fonte: Elaborada pelos autores.

O cálculo das previsões (dentro da amostra) dos modelos e suas respectivas combinações possibilitou a avaliação da acurácia, feita por meio do RMSE, MAPE e U de Theil. A Tabela 2 apresenta as medidas de acurácia das previsões utilizando os Modelos 1 e 2 ajustados. Observa-se que o Modelo 1 apresentou menores medidas de acurácia do que o Modelo 2.

Modelos	RMSE	MAPE	U-Theil
Modelo 1	3,0876	3,2168	0,0197
Modelo 2	3,9872	4,1028	0,0254

Tabela 2 - Medidas de acurácia dos modelos 1 e 2 para a série temporal da Umidade Relativa do Ar Mensal de Santa Maria, RS

Fonte: Elaborada pelos autores.

A Tabela 3 apresenta as medidas de acurácia RMSE, MAPE e U de Theil para as combinações de previsões por variância mínima, média aritmética e regressão linear pelo método dos mínimos quadrados.

A combinação de previsão por regressão linear apresentou menores medidas de acurácia, a combinação de previsão por variância mínima apresentou igual U de

Theil a combinação de previsão por regressão linear. Cabe ressaltar que, as previsões de ambos os modelos e todas as combinações de previsão apresentaram valor da estatística de U de Theil muito próxima de zero, indicando que todas as previsões possuem menor erro de previsão que a chamada previsão ingênua.

Concluindo a análise da série temporal da Umidade Relativa do Ar Mensal de Santa Maria, Rio Grande do Sul encontrou-se que as medidas de acurácia da combinação de previsões por regressão linear é a mais adequada para a previsão dos valores futuros da série temporal em estudo.

Combinação de Previsões	RMSE	MAPE	U-Theil
Variância Mínima	3,0323	3,2065	0,0193
Regressão Linear	3,0317	3,2062	0,0193
Média Aritmética	3,1770	3,2722	0,0202

Tabela 3 - Medidas de acurácia das combinações de previsão para a série temporal da Umidade Relativa do Ar Mensal de Santa Maria, RS

Fonte: Elaborada pelos autores.

A Figura 2 apresenta as previsões (dentro da amostra) e as previsões (fora da amostra), obtidas com base no último período observado, da série temporal Umidade Relativa do Ar Mensal de Santa Maria utilizando a combinação de previsões por regressão linear dos Modelos 1 e 2. Observa-se ainda que esta combinação capta bem o comportamento dos dados da série.

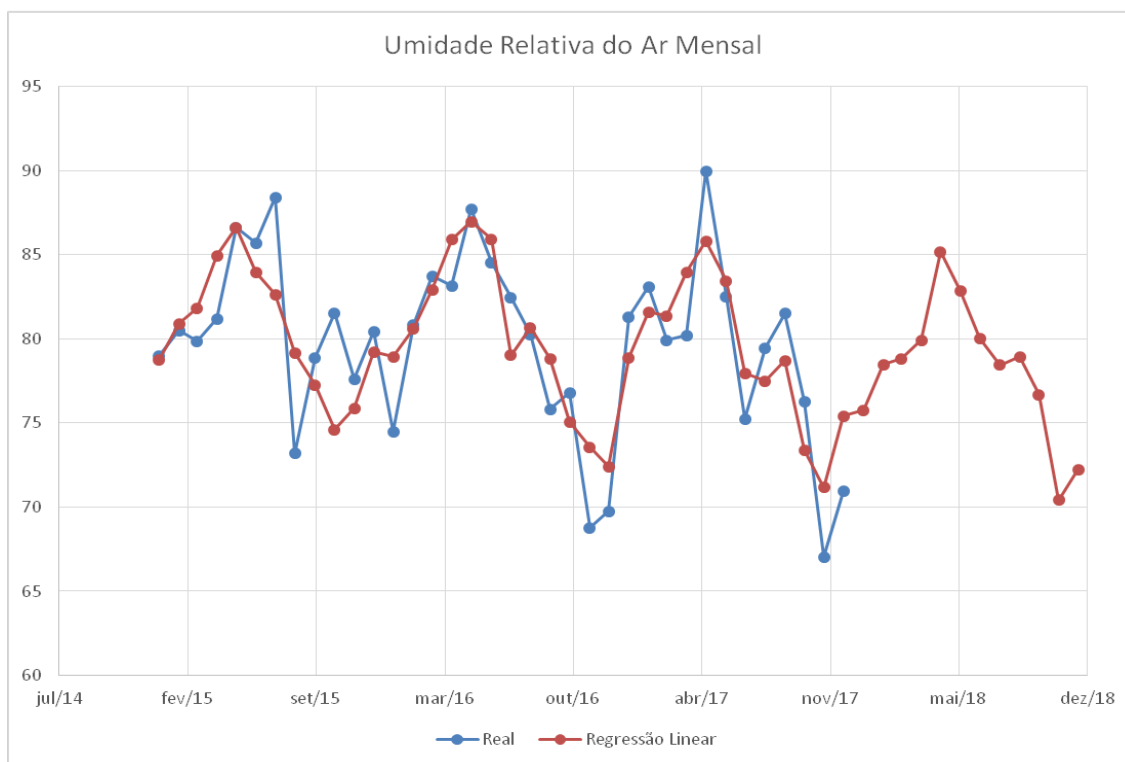


Figura 2 - Predição e previsão da Umidade Relativa do Ar Mensal de Santa Maria, RS, no período de janeiro de 2015 a dezembro de 2018

Fonte: Elaborada pelos autores.

5 | CONSIDERAÇÕES FINAIS

Entender o comportamento de fenômenos climáticos de uma determinada região é necessário para o desenvolvimento de diversos setores da atividade humana, sendo que é preciso planejamento e avaliação constante. Para tal, é importante que as tomadas de decisões tenham suporte em previsão acuradas do fenômeno em estudo.

Este estudo busca encontrar a técnica mais acurada para prever a Umidade Relativa do Ar Mensal de Santa Maria, Rio Grande do Sul. Para tanto, foram utilizadas 195 observações mensais regularmente disponíveis, de outubro de 2001 a dezembro de 2017, para obter o modelo *Holt-Winters*, o modelo SARFIMA e obter as previsões pelos métodos de combinação de previsões via média aritmética, variância mínima e regressão linear. E para encontrar a técnica mais acurada usou-se MAPE, RMSE e o coeficiente U de Theil.

Com relação aos resultados dos modelos individuais, dado que a série do estudo apresenta característica de longa dependência e sazonalidade, foram obtidos os modelos SARFIMA(0; d; 0)(0;D;0)₁₂ com d estimado em 0,4104 e com D estimado em 0,3756 e o modelo *Holt-Winters* com o parâmetro estimado em 0,1825, o em 0,0034 e o em 0,2122. Uma vez que os parâmetros dos modelos foram estimados, obtiveram-se o peso w para o método de variância mínima e as estimativas dos coeficientes (pesos) da combinação pelo método de regressão.

Com relação aos resultados dos modelos individuais, o modelo SARFIMA apresentou os menores valores para todas as medidas de acurácia usadas no estudo. Com relação às combinações de previsões, o método por regressão linear também apresentou as menores medidas de acurácia. Ao comparar o modelo individual e o método de combinação verificou-se novamente o paradigma de que as predições (dentro amostra) apresentam melhor acurácia que o melhor modelo que a compõe.

Como combinações de previsões buscam a redução dos erros de previsão, este estudo contemplou esta contribuição. Desta forma, as previsões (fora da amostra) foram realizadas pelo método da regressão linear e estas captaram bem o comportamento da série temporal.

REFERÊNCIAS

BATES, J. M. e GRANGER, C. W. The combination of forecasts. **Operational Research Quarterly** v. 20 n. 4, p. 451–468. 1969.

BISOGNIN, C. **Estimação e previsão em processos SARFIMA(p, d, q) x (P, D, Q)_s na presença de outliers** Porto Alegre: UFRGS, 2007. 222 p. Tese (Doutorado) – Programa de Pós-Graduação em Matemática, Instituto de Matemática. Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2007.

BISOGNIN, C. e LOPES, S. R. C. Properties of seasonal long memory processes. **Mathematical and Computer Modelling**, v.49, n.9-10, p.1837–1851, 2009.

BORNIA, A. C. **Análise gerencial de custos: aplicação em empresas modernas**. 3. ed. São Paulo: Atlas, 2010.

CARVALHO, R. L. S.; NASCIMENTO, B. I. S.; QUERINO, C. A. S.; SILVA, M. J. G.; DELGADO, A. R. S. Comportamento das séries temporais de temperatura do ar, umidade e precipitação pluviométrica no município de Ariquemes (Rondônia-Brasil). **Revista Brasileira de Climatologia**, Ano 12 v.18, p.123-1442, jan-jun 2016.

CLEMEN, R.T. Combining Forecasts: A review and annotated bibliography. **International Journal of Forecasting**, v.5, n.4, p.559-583, 1989.

COSTANTINI, M. e PAPPALARDO, C. A hierarchical procedure for the combination of forecasts. **International journal of forecasting**, v.26, n.4, p.725–743, 2010.

GRANGER, C. W. e RAMANATHAN, R. Improved methods of combining forecasts. **Journal of forecasting**, v.3, n.2, p.197–204, 1984.

GRAVES, T.; GRAMACY, R. WATKINS, N.; FRANZKE, C. A Brief History of Long Memory: Hurst, Mandelbrot and the Road to ARFIMA, 1951–1980. **Entropy**, v.19, n.9, 21 p., 2017.

LIU, K.; CHEN, Y.; ZHANG, X. An Evaluation of ARFIMA (Autoregressive Fractional Integral Moving Average) Programs. **Axioms**, v.6, n.2, 2017.

MAKRIDAKIS, S., WHEELWRIGHT, S. C., e HYNDMAN, R. J. **Forecasting: methods and applications**. 3rd Edition. John Wiley & Sons, 1998.

MENEZES, L. M., BUNN, D. W., e TAYLOR, J. W. Review of guidelines for the use of combined forecasts. **European Journal of Operational Research**, v.120, n.1, p.190–204, 2000.

MORETTIN, P. A. e TOLOI, C. **Análise de séries temporais**. 2ª edição. Ed. Blucher. **São Paulo, 2006**

MUNIROH, M. F.; ISMAIL, N.; LAZIM, M. A Combination of Forecasts with an Application to Unemployment Rate. **Pertanika Journal Science & Technology**. v.25, n.3, p. 787 – 796, 2017.

PELLEGRINI, F. R. **Metodologia para implementação de sistemas de previsão de demanda**. Porto Alegre: UFRGS, 2000. 146 p. Dissertação (mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Escola de Engenharia. Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2000.

TREVISAN, E. S.; SOUZA, R. C.; SOUZA, L. R. Estimação do parâmetro “d” em modelos ARFIMA. **Pesquisa Operacional**, v. 20, n.1, p.73-82, junho de 2000.

WERNER, L.; RIBEIRO, J.L.D. Modelo composto para prever demanda através de integração de previsões. **Produção**, v. 16, n. 3, p. 493-509, Set./Dez. 2006.

SOBRE O ORGANIZADOR

MARCOS WILLIAM KASPCHAK MACHADO Professor na Unopar de Ponta Grossa (Paraná). Graduado em Administração- Habilitação Comércio Exterior pela Universidade Estadual de Ponta Grossa. Especializado em Gestão industrial na linha de pesquisa em Produção e Manutenção. Doutorando e Mestre em Engenharia de Produção pela Universidade Tecnológica Federal do Paraná, com linha de pesquisa em Redes de Empresas e Engenharia Organizacional. Possui experiência na área de Administração de Projetos e análise de custos em empresas da região de Ponta Grossa (Paraná). Fundador e consultor da MWM Soluções 3D, especializado na elaboração de estudos de viabilidade de projetos e inovação.

Agência Brasileira do ISBN
ISBN 978-85-7247-253-1

