

# A Engenharia de Produção na Contemporaneidade 3

Marcos William Kaspchak Machado  
(Organizador)



 **Atena**  
Editora

Ano 2018

Marcos William Kaspchak Machado  
(Organizador)

# A Engenharia de Produção na Contemporaneidade 3

Atena Editora  
2018

2018 by Atena Editora

Copyright © da Atena Editora

Editora Chefe: Profª Drª Antonella Carvalho de Oliveira

Diagramação e Edição de Arte: Geraldo Alves e Natália Sandrini

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)

Machado, Marcos William Kaspchak  
M149e A engenharia de produção na contemporaneidade 3 [recurso eletrônico] / Marcos William Kaspchak Machado. – Ponta Grossa (PR): Atena Editora, 2018. – (A Engenharia de Produção na Contemporaneidade; v. 3)

Formato: PDF

Requisitos de sistema: Adobe Acrobat Reader.

Modo de acesso: World Wide Web.

Inclui bibliografia

ISBN 978-85-7247-000-1

DOI 10.22533/at.ed.001180912

1. Engenharia econômica. 2. Engenharia de produção.  
3. Pesquisa operacional. I. Título.

CDD 658.5

**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.

2018

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](http://www.atenaeditora.com.br)

## APRESENTAÇÃO

A obra “*A Engenharia de Produção na Contemporaneidade*” aborda uma série de livros de publicação da Atena Editora. O volume III apresenta, em seus 25 capítulos, os novos conhecimentos para a engenharia de produção nas áreas de engenharia econômica e pesquisa operacional na tomada de decisão.

As áreas temáticas de engenharia econômica e pesquisa operacional na tomada de decisão, tratam de temas relevantes para otimização dos recursos organizacionais. A constante mutação neste cenário torna necessária a inovação na forma de pensar e fazer gestão, planejar e controlar as organizações, para que estas tornem-se agentes de desenvolvimento técnico-científico, econômico e social.

Tanto as ferramentas da engenharia econômica, como os estudos da pesquisa operacional, auxiliam no processo de tomada de decisão, tornando-as mais assertivas e economicamente eficientes.

Este volume dedicado à aplicação da engenharia econômica e pesquisa operacional na tomada de decisão traz artigos que tratam de temas emergentes sobre a gestão de custos e informações econômicas, análise de viabilidade, gestão financeira e de desempenho, pesquisa operacional e aplicação de métodos multicritério na tomada de decisão.

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 novos 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

### APLICAÇÃO DA ENGENHARIA ECONÔMICA E PESQUISA OPERACIONAL NA TOMADA DE DECISÃO

<b>CAPÍTULO 1</b> .....	<b>1</b>
GESTÃO DE CUSTOS DA PRODUÇÃO	
Ivisson de Souza Tasso	
Isabella Tamine Parra Miranda	
João Luiz Kovaleski	
<b>DOI 10.22533/at.ed.0011809121</b>	
<b>CAPÍTULO 2</b> .....	<b>13</b>
A RELEVÂNCIA DA INFORMAÇÃO CONTÁBIL PARA A TOMADA DE DECISÃO NAS EMPRESAS DE FRANCISCO BELTRÃO.	
Andressa Bender	
Robson Faria Silva	
<b>DOI 10.22533/at.ed.0011809122</b>	
<b>CAPÍTULO 3</b> .....	<b>24</b>
REDUÇÃO DOS CUSTOS DE MANUTENÇÃO – ESTUDO DE VIABILIDADE ECONÔMICA PARA IMPLANTAÇÃO/CERTIFICAÇÃO DE SPIE (SERVIÇO PRÓPRIO DE INSPEÇÃO DE EQUIPAMENTOS).	
Cleiciano Berlano Miranda de Oliveira	
Leonardo Gomes Machado	
<b>DOI 10.22533/at.ed.0011809123</b>	
<b>CAPÍTULO 4</b> .....	<b>36</b>
APLICAÇÃO DO CUSTO ANUAL UNIFORME EQUIVALENTE NA IDENTIFICAÇÃO DO MOMENTO ÓTIMO PARA A SUBSTITUIÇÃO DE UMA COLHEDORA DE CANA-DE-AÇÚCAR	
João Matheus Coimbra Stortte	
Márcio Jacometti	
<b>DOI 10.22533/at.ed.0011809124</b>	
<b>CAPÍTULO 5</b> .....	<b>50</b>
ANÁLISE DE VIABILIDADE PARA SUBSTITUIÇÃO DE EQUIPAMENTOS EM UMA PROPRIEDADE RURAL PRODUTORA DE CAFÉ NO INTERIOR DE MINAS GERAIS	
Gabriela Vilas Boas Pini	
Priscila Nayara Gonçalves	
Gabriela Azevedo Motta	
<b>DOI 10.22533/at.ed.0011809125</b>	
<b>CAPÍTULO 6</b> .....	<b>60</b>
AÇÕES ESTRATÉGICAS EM UMA IMPORTADORA DE ARTIGOS PARA ILUMINAÇÃO: UM ENFOQUE NA VARIAÇÃO CAMBIAL	
Guilherme Mendes Fernandes	
Eduardo Loewen	
Elisete Santos da Silva Zagheni	
Janaina Renata Garcia	
<b>DOI 10.22533/at.ed.0011809126</b>	
<b>CAPÍTULO 7</b> .....	<b>71</b>
CALIBRAÇÃO DO PARÂMETRO DE SUAVIZAÇÃO DO FILTRO L1 PARA UMA POSSÍVEL	

ESTRATÉGIA DE INVESTIMENTOS.

Maria Simone Alves da Silva  
Andrew de Jesus Freitas Silva  
Fernando Luiz Cyrino de Oliveira

**DOI 10.22533/at.ed.0011809127**

**CAPÍTULO 8 ..... 82**

ANÁLISE DO COMPORTAMENTO FUTURO DO PREÇO DO CIMENTO PORTLAND CP IV

Bianca Reichert  
Adriano Mendonça Souza

**DOI 10.22533/at.ed.0011809128**

**CAPÍTULO 9 ..... 92**

PERFORMANCE ECONÔMICO-FINANCEIRA DO SETOR DE PAPEL E CELULOSE BRASILEIRO:  
TESTANDO A INFLUÊNCIA DE VARIÁVEIS MACROECONÔMICAS VIA METODOLOGIA DE TODA  
E YAMAMOTO E REDES NEURAIS ARTIFICIAIS.

Pedro de Moraes Rocha  
Vitória Gomes da Costa  
Yasmin Leão Sodré Soares  
Daiane Rodrigues dos Santos

**DOI 10.22533/at.ed.0011809129**

**CAPÍTULO 10 ..... 115**

ANÁLISE DA RELAÇÃO ENTRE AS EXPECTATIVAS MACROECONÔMICAS BRASILEIRAS  
DIVULGADAS NO RELATÓRIO FOCUS E OS ÍNDICES SETORIAIS DA B3

Stéfan Thomassen Andrade  
Mirela Castro Santos Camargos  
Marcos Antônio de Camargos

**DOI 10.22533/at.ed.00118091210**

**CAPÍTULO 11 ..... 133**

MAPEAMENTO DE FERRAMENTAS ORIUNDAS DA CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO QUE BUSQUEM  
AUTOMATIZAR, APOIAR OU MODELAR PROBLEMAS DAS ORGANIZAÇÕES NO SEGMENTO  
FINANCEIRO

Wagner Igarashi  
Deisy Cristina Corrêa Igarashi

**DOI 10.22533/at.ed.00118091211**

**CAPÍTULO 12 ..... 149**

MAPEAMENTO DO PERFIL DE NOVOS INVESTIDORES DO MERCADO DE VALORES MOBILIÁRIOS  
BRASILEIRO

Estevão Cristian da Silva Leite

**DOI 10.22533/at.ed.00118091212**

**CAPÍTULO 13 ..... 165**

APLICAÇÃO DE PROGRAMAÇÃO LINEAR INTEIRA NA MAXIMIZAÇÃO DO LUCRO DE UMA  
EMPRESA DO SETOR DE BELEZA E ESTÉTICA

Weverton Silveira de Almeida  
Marilane Elias da Silva  
Nícolás Victor Martins dos Santos  
Lana Muriela Ribeiro  
Stella Jacyszyn Bachega

**DOI 10.22533/at.ed.00118091213**

<b>CAPÍTULO 14</b> .....	<b>178</b>
UM ESTUDO COMPUTACIONAL DO PROBLEMA DE AGRUPAMENTO COM SOMA MÍNIMA DE DISTÂNCIAS	
Augusto Pizano Vieira Beltrão José André de Moura Brito	
<b>DOI 10.22533/at.ed.00118091214</b>	
<b>CAPÍTULO 15</b> .....	<b>190</b>
APLICAÇÃO DA PROGRAMAÇÃO DINÂMICA NA ANÁLISE DO ESTOQUE DE UMA INDÚSTRIA MOVELEIRA	
Everton Ortiz Rocha Michell Eduardo Dallabrida	
<b>DOI 10.22533/at.ed.00118091215</b>	
<b>CAPÍTULO 16</b> .....	<b>199</b>
PROBLEMA DE PORTFÓLIO DE MÉDIO PRAZO PARA UM GERADOR HIDROELÉTRICO	
Tiago Forti da Silva Leonardo Nepomuceno	
<b>DOI 10.22533/at.ed.00118091216</b>	
<b>CAPÍTULO 17</b> .....	<b>212</b>
ESTUDO DA INFLUÊNCIA DO ERRO DE PREVISÃO DA TEMPERATURA SOBRE O ERRO DE PREVISÃO A CURTO PRAZO DA CARGA ELÉTRICA	
Anna Cláudia Mancini da Silva Carneiro Henrique Steinherz Hippert	
<b>DOI 10.22533/at.ed.00118091217</b>	
<b>CAPÍTULO 18</b> .....	<b>222</b>
APLICAÇÃO DO MÉTODO HÍBRIDO ARIMA-RNA PARA A PREDIÇÃO DOS CUSTOS DE INTERNAÇÃO PELO SISTEMA ÚNICO DE SAÚDE NA CIDADE DE SÃO PAULO	
Nayara Moreira Rosa João Chang Junior Cláudia Aparecida de Mattos	
<b>DOI 10.22533/at.ed.00118091218</b>	
<b>CAPÍTULO 19</b> .....	<b>234</b>
APLICAÇÃO DA TEORIA DAS FILAS: MELHORIA DO ATENDIMENTO DO HOSPITAL UNIVERSITÁRIO MARIA APARECIDA PEDROSSIAN	
Fernando Rocha Passos Júnior Lilian Milena Ramos Carvalho	
<b>DOI 10.22533/at.ed.00118091219</b>	
<b>CAPÍTULO 20</b> .....	<b>245</b>
A UTILIZAÇÃO DO MÉTODO AHP NA PRIORIZAÇÃO DE ORDENS DE SERVIÇO: O ESTUDO DE CASO NA PREFEITURA DA UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA	
Nathan Nogueira Freitas Marcos Vilarindo Paeslandim Rodrigues	
<b>DOI 10.22533/at.ed.00118091220</b>	
<b>CAPÍTULO 21</b> .....	<b>259</b>
ANALYTIC HIERARCHY PROCESS COMO FERRAMENTA DE APOIO A SERVITIZAÇÃO E POSICIONAMENTO ESTRATÉGICO DE RESTAURANTES	
Wellington Goncalves	

Rodrigo Randow de Freitas  
Fernando Nascimento Zatta  
Keydson Quaresma Gomes

**DOI 10.22533/at.ed.00118091221**

**CAPÍTULO 22 ..... 272**

UTILIZAÇÃO DO AMD NA ESCOLHA DE UM SISTEMA ERP VISANDO A EXPANSÃO DE UMA  
EMPRESA DO VAREJO PARA O ECOMMERCE

Ingrid Dantas Silva  
Marcos Santos  
Marcone Freitas Reis

**DOI 10.22533/at.ed.00118091222**

**CAPÍTULO 23 ..... 286**

REVISÃO BIBLIOMÉTRICA SOBRE A ANÁLISE DE DECISÃO MULTICRITÉRIO NA ÁREA DA SAÚDE

Deyse Gillyane Gomes Camilo  
Talita Dias Chagas Frazão  
Ricardo Pires de Souza  
Bruno Cesar Linhares  
Adeliane Marques Soares  
Amanda Gomes de Assis

**DOI 10.22533/at.ed.00118091223**

**CAPÍTULO 24 ..... 300**

ANÁLISE DO PROCESSO DE PREMIAÇÃO DAS ÁREAS INTEGRADAS DE SEGURANÇA NO RIO  
DE JANEIRO: UMA ABORDAGEM MULTICRITÉRIO

Marcio Pereira Basilio  
Valdecy Pereira

**DOI 10.22533/at.ed.00118091224**

**CAPÍTULO 25 ..... 321**

APLICAÇÃO DE MÉTODO MULTIPARAMÉTRICO COMO AUXÍLIO À AVALIAÇÃO DE NECESSIDADE  
DE SUBSTITUIÇÃO DE EQUIPAMENTOS MÉDICO-HOSPITALARES

Marcelo Antunes Marciano  
Eliezer Knob de Souza

**DOI 10.22533/at.ed.00118091225**

**SOBRE O ORGANIZADOR..... 329**



## ESTUDO DA INFLUÊNCIA DO ERRO DE PREVISÃO DA TEMPERATURA SOBRE O ERRO DE PREVISÃO A CURTO PRAZO DA CARGA ELÉTRICA

**Anna Cláudia Mancini da Silva Carneiro**

Programa de Pós-Graduação em Modelagem  
Computacional, UFJF  
Juiz de Fora, MG

**Henrique Steinherz Hippert**

Depto. de Estatística, UFJF  
Juiz de Fora, MG

**RESUMO:** A previsão de cargas a curto prazo é fundamental para o funcionamento eficiente de uma concessionária de energia. Uma das variáveis que afetam o consumo de energia é a temperatura. É possível, portanto, que os erros na previsão de temperatura influenciem na previsão de carga. Este trabalho oferece subsídios para a discussão desse problema, avaliando empiricamente o efeito do erro de previsão de temperatura sobre o erro na previsão de carga. Utilizamos uma série de cargas horárias e uma de temperaturas horárias de uma concessionária de energia do Rio de Janeiro. Partindo de um modelo de previsão de carga aditivo, previmos um componente “carga básica” por meio de um método de amortecimento exponencial para dupla sazonalidade, e um componente “meteorológico” por meio de seis modelos de regressão diferentes. Também adicionamos ruídos aleatórios às temperaturas observadas e usamos essas novas temperaturas como

previsões no melhor modelo de regressão. Analisando os resultados concluímos que, para modelos lineares, a incerteza na previsão de temperatura afeta pouco a incerteza na previsão de carga.

**PALAVRAS-CHAVES:** previsão de carga a curto prazo; previsão de temperatura, método de amortecimento exponencial com dupla sazonalidade

**ABSTRACT:** Short-term load forecasting is critical for the efficient operation of energy utilities. One of the variables that affect energy consumption is the temperature. It is possible, therefore, that the uncertainty in the temperature forecasting should affect the load forecasting error. This paper offers subsidies for the discussion of this problem, by empirically evaluating the effect of the temperature forecasting error on the load forecasting error. We use a series of hourly loads and a series of hourly temperatures, from a Rio de Janeiro power utility. Starting from a additive load forecasting model, we forecasted a ‘base’ load component by an exponential smoothing method with double seasonality, and a ‘weather’ component by six different regression models. We also add random noise to the observed temperatures, and use these new noisy temperatures as inputs to the best regression model. Analyzing the results we conclude that,

for linear models, the uncertainty in the temperature forecasts has little effect on the load forecasting error.

**KEYWORDS:** Short-term load forecasting, temperature forecasting, double seasonal exponential smoothing

## 1 | INTRODUÇÃO

A previsão de cargas a curto prazo é fundamental para o funcionamento eficiente de uma concessionária de energia, e tem sido foco de estudo de diversos autores. A partir dessa previsão, é possível controlar o sistema, de forma a não haver produção de energia em excesso ou abaixo da esperada, o que geraria custos desnecessários para as empresas de energia (DOUGLAS, 1998; HIPPERT, 2001). Alguns estudos na área discutem o impacto econômico do erro de previsão de carga em um sistema de energia (ORTEGA-VASQUEZ, 2006; TEISBERG, 2005; VALENZUELA, 2000), principalmente no que se refere ao preço da energia (ZAREIPOUR, 2010).

Diversas variáveis, sobretudo as meteorológicas, afetam o consumo de energia. Entre elas, podemos destacar a temperatura. Dessa forma, podemos crer que a incerteza na previsão de temperatura tem efeito sobre a incerteza na previsão de carga (CHANGNON, 1995; RANAWEERA, 1996; DOUGLAS, 1998; HOR, 2005; LANZA, 2002; SATISH, 2004). Charlton (2014) alega que experimentos com diferentes previsões de temperatura mostram que a previsão de carga é muito sensível à previsão de temperatura utilizada.

Na prática, as concessionárias de energia podem comprar previsões de temperatura de estações meteorológicas. Contudo, estas previsões podem não ser disponíveis (LANZA, 2002) ou não ser de boa qualidade. A maioria dos autores testam os modelos de previsão de perfis de carga que propõem usando temperaturas observadas; isto faz com que os erros obtidos por estes modelos não sejam uma estimativa realística do que seria alcançado na prática, já que a incerteza da previsão da temperatura está sendo ignorada.

Devido à complexidade dos modelos de previsão usados pelos institutos de meteorologia, alguns artigos vêm propondo métodos mais simples de previsão de temperatura baseados em modelos estatísticos ou modelos de inteligência computacional, principalmente redes neurais, que consideram as temperaturas passadas (RANAWEERA, 1996; DOUGLAS, 1998; HIPPERT, 2004; LANZA, 2002; TAYLOR, 2003; LLOYD, 2014; TAIEB, 2014). A escolha entre fazer as previsões de temperatura, ou comprá-las de empresas de serviços meteorológicos, pode depender em parte do efeito que o erro de previsão de temperatura possa ter no erro da previsão de carga (CHANGNON, 1995; DOUGLAS, 1998; HOR, 2005; LANZA, 2002; SATISH, 2004). Nenhum destes artigos, porém, procuram mensurar este efeito, e avaliar qual a sensibilidade dos modelos de previsão de carga à incerteza na previsão de temperatura. Não procuram responder, portanto, à pergunta básica: vale realmente

a pena investir recursos buscando melhorar a previsão de temperatura, de forma a diminuir o erro de previsão de carga? TAYLOR (2006) argumenta que as previsões de temperatura são desnecessárias, já que os modelos univariados conseguem previsões de carga suficientemente acuradas; não dá porém resultados numéricos que apoiem esta conclusão.

O objetivo principal deste artigo é oferecer subsídios para a discussão do problema. Iremos avaliar, empiricamente, o efeito do erro de previsão de temperatura sobre o erro de previsão de carga, comparando vários modelos de previsão, e usando várias séries de temperatura com erros adicionados por simulação.

## 2 | AS SÉRIES DE CARGA E TEMPERATURA

Para a realização deste trabalho, usamos uma base de dados muito utilizada em competições de previsão de cargas, composta por uma série de cargas horárias e uma série de temperaturas horárias de uma concessionária de energia da cidade do Rio de Janeiro. Ambas as séries possuem 17472 observações, referentes ao período de 01/01/1996 a 28/12/1997, totalizando 104 semanas de dados.

Na etapa de pré-tratamento da série de cargas não foram identificados valores discrepantes nem faltantes, e os dados de feriados foram substituídos pela média das cargas do dia equivalente nas semanas anterior e posterior. Já no pré-tratamento da série de temperaturas, constatamos que os dados dos primeiros 91 dias são nulos, e optamos por desprezar estas observações nos ajustes dos modelos.

Para o ajuste dos modelos de previsão usamos os dados das primeiras 54 semanas; os dados das semanas 55 a 84 foram usados para escolha dos melhores modelos e os dados das últimas 20 semanas foram usados para teste dos modelos de previsão.

A Figura 1 mostra o consumo de energia das cinco primeiras semanas de dados (01/01/1985 a 05/02/1985).

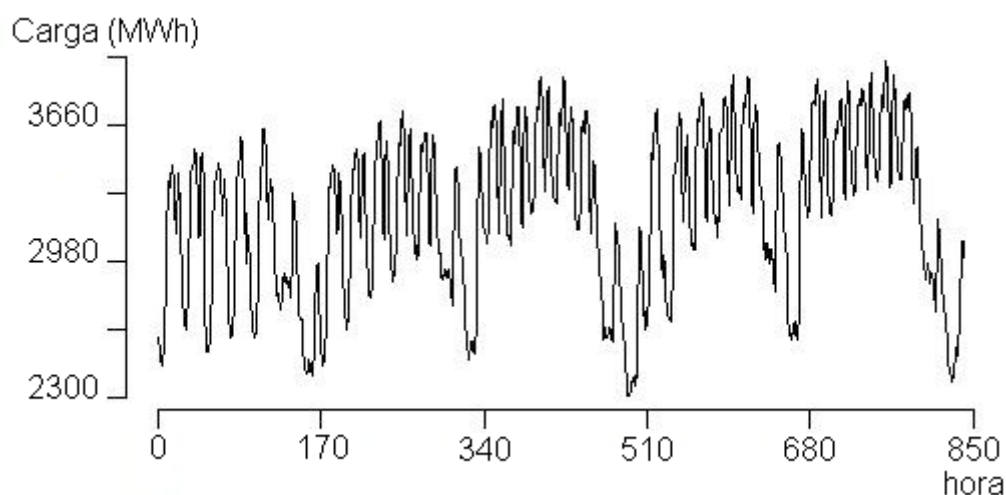


FIGURA 1 – Cargas medidas nas primeiras cinco semanas.

### 3 | MÉTODOS DE PREVISÃO

Para avaliar o efeito do erro da previsão de temperatura sobre o erro na previsão de carga, escolhemos utilizar um modelo aditivo de previsão de carga, da forma:

$$L_t = B_t + W_t + e_t \quad (1)$$

em que  $L_t$  é a carga no instante  $t$ ,  $B_t$  é um componente de carga básico dado por uma função linear de cargas passadas,  $W_t$  é uma função da temperatura e  $e_t$  é o erro aleatório.

O termo  $B_t$  é previsto pelo método de amortecimento exponencial para dupla sazonalidade aditiva proposto por TAYLOR (2010). Esse método é uma reformulação do amortecimento exponencial de Holt-Winters (CHATFIELD, 2003; MORETTIN, 2006), incluindo os três componentes de sazonalidade – diário, semanal e anual – necessários para modelar o padrão complexo da série de cargas. A previsão de  $B_t$  pelo método de Holt-Winters-Taylor (HWT) é dada, então, por:

$$\hat{B}_t = m_t + d_{t-s_1-k} + w_{t-s_2-k} + \phi^k (L_t - (m_{t-1} + d_{t-s_1} + w_{t-s_2}))$$

em que  $m_t$  é o nível amortecido da série,  $d_t$  e  $w_t$  são os fatores sazonais diários e semanais e o termo envolvendo o parâmetro  $\phi$  é um fator de correção para a autocorrelação de primeira ordem da série de erros. A sazonalidade anual da série foi desconsiderada devido à não disponibilidade de dados suficientes. Maiores informações sobre o HWT podem ser encontradas em TAYLOR (2010).

Testamos seis modelos diferentes de regressão linear para a previsão de  $W_t$ , todos tendo como variável independente a temperatura. Em cada modelo, experimentamos tanto com as temperaturas observadas quanto com as temperaturas previstas pelo método de Holt-Winters e por modelos SARIMA (CHATFIELD, 2003; MORETTIN, 2006), considerando 24 modelos de previsão diferentes, um para cada hora do dia.

À previsão de  $W_t$ , somamos a previsão de  $B_t$  pelo método de HWT para obter a previsão final do perfil de carga. Por fim, avaliamos a acurácia das previsões e o comportamento dos resíduos dos modelos, verificando o efeito da previsão de temperatura na previsão de carga.

#### 3.1 Modelo de regressão 1 (REG1):

$$W_t = \alpha_0 + \alpha_1 T_t + \alpha_2 (T_t - T_{t-24}) + \alpha_3 (T_t - T_{t-168}) \quad (2)$$

Onde  $\alpha_0$ ,  $\alpha_1$ ,  $\alpha_2$  e  $\alpha_3$  são os coeficientes do modelo e  $T_t$  é a temperatura no instante  $t$ . Começamos os testes com esse modelo de regressão linear múltipla com pouca complexidade proposto por NETO (2014). Pressupomos que a temperatura atual e os desvios da temperatura atual em relação às temperaturas do dia e da semana anterior afetam o comportamento de  $W_t$ , e ajustamos um único modelo, seqüencial, para todas as horas do dia.

### 3.2 Modelo de regressão 2 (REG2):

$$W_t = a_0 + a_1 d_t + a_2 T_t + a_3 T_t^2 \quad (3)$$

onde  $\alpha_0$ ,  $\alpha_1$ ,  $\alpha_2$  e  $\alpha_3$  são os coeficientes do modelo,  $d_t$  indica o dia no banco de dados e  $T_t$  é a temperatura no instante  $t$ . Neste caso,  $d$  é um vetor que varia de 1 a 728, e foram ajustados 24 modelos desse tipo, um para cada hora do dia. Esse modelo é uma adaptação do modelo de CHARLTON (2014) para previsão de carga. O modelo original proposto pelo autor considera que a carga no instante  $t$  ( $L_t$ ) é função do dia, da temperatura atual e da temperatura atual elevada ao quadrado, e um modelo de regressão diferente, da mesma forma, é ajustado para cada hora do dia. A mudança na variável dependente do modelo, de  $L_t$  para  $W_t$ , além da melhoria no resultado, se deve ao fato de que faz mais sentido o componente meteorológico ser função da temperatura do que o componente de carga.

### 3.3 Modelo de regressão 3 (REG3)

$$W_t = a_0 + a_1 T_t + a_2 T_t^2 + a_3 T_t^3 \quad (4)$$

onde  $a_0$ ,  $a_1$ ,  $a_2$  e  $a_3$  são os coeficientes do modelo e  $T_t$  é a temperatura no instante  $t$ . Adaptamos o modelo de Hagan (1987) para prever o componente meteorológico ao invés de prever o perfil de carga. A escolha desse modelo se deve à sua parcimônia.

### 3.4 Modelo de regressão 4 (REG4)

$$W_t = a_0 + a_1 d_t + a_2 T_t + a_3 T_t^2 \quad (5)$$

em que  $\alpha_0$ ,  $\alpha_1$ ,  $\alpha_2$  e  $\alpha_3$  são os coeficientes do modelo,  $d_t$  é o dia no banco de dados e  $T_t$  é a temperatura no instante  $t$ . Neste caso,  $d$  é uma senóide de período 24, indicando a sazonalidade da série de temperaturas. Este modelo é outra adaptação do modelo de CHARLTON (2014), aplicado sequencialmente na série de temperaturas, com os termos de interação entre o dia e a temperatura retirados.

### 3.5 Modelo de regressão 5 (REG5)

$$W_t = a_0 + a_1 d_t + a_2 T_t + a_3 T_t d_t + a_4 T_t^2 + a_5 T_t^2 d_t \quad (6)$$

em que  $\alpha_0$ ,  $\alpha_1$ ,  $\alpha_2$ ,  $\alpha_3$ ,  $\alpha_4$  e  $\alpha_5$  são os coeficientes do modelo,  $d_t$  é uma senóide de período 24 e  $T_t$  é a temperatura no instante  $t$ . Esse modelo também é uma adaptação do modelo de CHARLTON (2014), aplicado à série de forma sequencial, e mantendo os termos de interação entre  $d$  e  $T$ .

### 3.6 Modelo de regressão 6 (REG6)

$$W_t = a_0 + a_1 T_t + a_2 (T_t - T_{t-24})^2 + a_3 (T_t - T_{t-168})^3 \quad (7)$$

em que  $a_0$ ,  $a_1$ ,  $a_2$  e  $a_3$  são os coeficientes do modelo e  $T_t$  é a temperatura no instante  $t$ . Adaptado de HAGAN (1987), este modelo considera o componente meteorológico como função dos desvios da temperatura atual em relação à temperatura do dia anterior e a temperatura da semana anterior.

#### 4 | RESULTADOS E DISCUSSÃO

Para avaliar a acurácia das previsões, considerando os métodos lineares, usamos como medida de erro o erro absoluto percentual médio (MAPE). Para os modelos de previsão aplicados à série de temperaturas encontramos MAPEs iguais a 7,14% para o *naïve*; 2,23% para o Holt-Winters e 1,97% para o SARIMA. O resultado do método *naïve* aparece apenas para fins de comparação.

O HWT aplicado à série de cargas obteve aproximadamente 2,52% de MAPE. Pela Tabela 1, observamos que a adição da previsão do componente meteorológico à previsão do componente de carga resultou em diminuição no percentual de erro da previsão de carga. A previsão de carga final teve seu percentual de erro reduzido de 2,52% para 2,33%, por exemplo, com a adição do componente meteorológico.

Método	Temperatura		
	Observada	prevista por Holt-Winters	prevista por SARIMA
HWT	2,52	-	-
HWT + REG1	2,33	2,31	2,34
HWT + REG2	2,45	2,45	2,45
HWT + REG3	2,45	2,44	2,45
HWT + REG4	2,45	2,44	2,45
HWT + REG5	2,42	2,41	2,43
HWT + REG6	2,45	2,41	2,42

TABELA 1 – MAPEs dos modelos de previsão de carga, na amostra de teste.

Para averiguar se essa mudança nos resultados é considerável, seguimos com a análise dos resíduos. Escolhemos analisar os resíduos dos modelos envolvendo as temperaturas previstas por Holt-Winters, em consequência de seus menores percentuais de erro considerando os modelos envolvendo previsões de temperatura. O ideal, de acordo com referencial teórico (CHATFIELD, 2003; MORETTIN, 2006), é que os resíduos dos modelos sejam normalmente distribuídos, com média zero e variância constante, e descorrelacionados.

Primeiramente, construímos histogramas e funções de autocorrelação (FAC) dos resíduos. Verificamos que todas as séries de erros têm comportamento semelhante, tendo distribuição quase simétrica e sendo auto-correlacionados. A Figura 2 mostra o histograma e a FAC dos resíduos do modelo HWT, para ilustração.

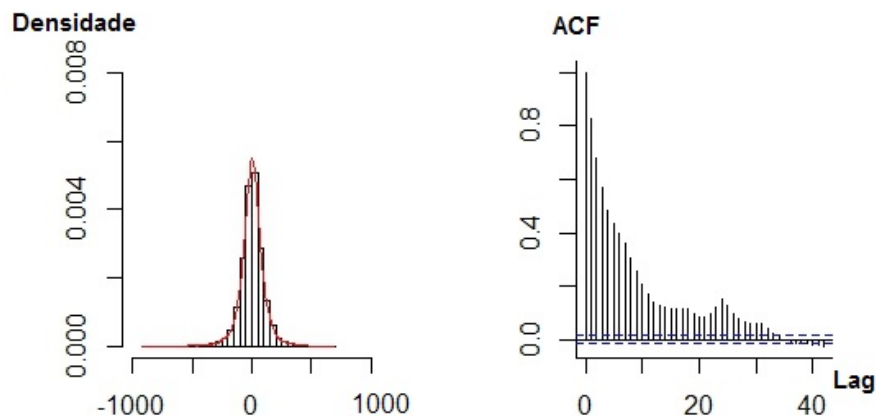


FIGURA 2 – Histograma e FAC dos resíduos do modelo HWT.

Os coeficientes de assimetria da Tabela 2 indicam que as distribuições dos resíduos possuem assimetria negativa, com a cauda da distribuição do lado esquerdo maior que a do lado direito. Segundo esses resultados, a distribuição menos assimétrica é a dos resíduos do HWT. Os testes de normalidade de Lilliefors rejeitaram a hipótese nula de normalidade dos resíduos, com  $p < 0,001$ .

Realizamos dois testes para autocorrelação dos resíduos. A estatística de Durbin-Watson (DW) testa a independência dos resíduos, com base na suposição de que eles são gerados por um processo auto-regressivo de primeira ordem. Assumindo valores entre zero e quatro, quanto mais próxima de 2 ela for menor é a autocorrelação dos resíduos. Pelos resultados da Tabela 2, concluímos que as séries de erros são fortemente auto-correlacionadas, com estatísticas DW bem próximas de zero. Por sua vez, o teste de Ljung-Box testa a independência dos resíduos considerando qualquer grau de defasagem entre eles. Todos os testes de Ljung-Box foram significativos, com  $p < 0,001$ .

Métodos de previsão	Assimetria	Durbin-Watson ( $\times 10^{-6}$ )
HWT	-0,46	5,89
HWT+REG1	-0,87	5,53
HWT+REG2	-1,07	5,96
HWT+REG3	-0,86	5,52
HWT+REG4	-0,85	5,52
HWT+REG5	-0,85	5,54
HWT+REG6	-0,79	5,50

TABELA 2 – Coeficientes de assimetria e estatísticas de Durbin-Watson para os resíduos dos métodos.

Além dessas análises dos resíduos, adicionamos ruídos aleatórios à temperatura observada, para verificar qual a influência do erro da previsão de temperatura no erro da previsão de carga. Usamos como base o modelo HWT + REG1 e adicionamos 1%, 2%, 3%, 4% e 5% de erro na temperatura observada. Para cada um desses percentuais, ajustamos o modelo 100 vezes, e obtivemos os MAPEs de cada um

desses ajustes, representados pelos *boxplots* da Figura 3.

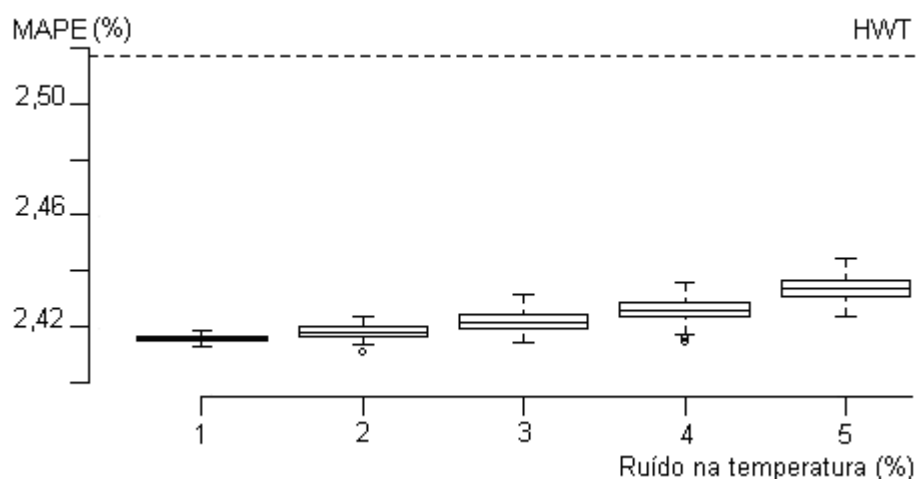


FIGURA 3 – Efeito dos ruídos adicionados à temperatura, modelo HWT+REG1.

A Figura 3 nos permite crer que o aumento no percentual de erro da previsão de temperatura tem pouca influência sobre o percentual de erro da previsão de carga, embora leve ao aumento da dispersão e da mediana dos resíduos. Talvez isso ocorra pelo fato dos modelos serem lineares, e, uma vez que a relação entre carga e temperatura é não-linear, eles não representem adequadamente a situação. Todos os outros resultados encontrados nos levam à mesma conclusão já explicitada. Na continuação deste estudo, experimentaremos modelos não-lineares, como redes neurais, para as previsões e esperamos que nestes modelos a incerteza na previsão de temperatura tenha um efeito maior no erro de previsão de carga. TAYLOR (2007) alega que modelos univariados de previsão de carga são suficientes uma vez que a influência da temperatura sobre a carga já está embutida na série de consumo de energia; só seria necessário considerar dados de temperatura no modelo de previsão de cargas se a temperatura em um certo dia for muito diferente daquela que era esperada para aquele dia – neste caso, a carga também será diferente da que seria esperada, dado o passado da série.

Uma vez que concluímos que, baseando-se em modelos lineares, o erro da previsão de temperatura tem pouco efeito sobre o erro da previsão de carga, experimentaremos modelos não lineares para as previsões na continuação deste estudo, tais como redes neurais, e esperamos que os resultados sejam bem diferentes, confirmando nossa suposição de que a incerteza na previsão de temperatura afeta significativamente a incerteza na previsão de carga.

## 5 | CONCLUSÃO

A previsão de cargas a curto prazo é uma etapa muito importante no funcionamento de uma concessionária de energia, principalmente no que abrange os aspectos econômicos. Uma das variáveis que mais afeta o consumo de energia é a



temperatura e, por isso, resolvemos estudar qual o efeito que a incerteza na previsão de temperatura tem sobre a incerteza na previsão de carga.

Testamos seis modelos de regressão diferentes para prever o componente meteorológico de um modelo multivariado de previsão de carga. Avaliamos a acurácia desses modelos e fizemos uma análise dos resíduos, que nos levou à conclusão de que a adição da previsão do componente meteorológico à previsão do componente de carga básico previsto por HWT não resultou em melhoria na previsão de carga.

Além disso, adicionamos ruídos aleatórios às temperaturas observadas e usamos essas novas temperaturas como previsões no melhor modelo de regressão. Analisando os resultados, podemos ver que o aumento no erro da previsão de temperatura não teve muita influência sobre o erro da previsão de carga. Isso pode ser devido ao fato de que os modelos utilizados são lineares.

Como continuação deste trabalho, experimentaremos fazer as previsões usando modelos não-lineares, que provavelmente representam melhor a relação entre carga e temperatura.

## REFERÊNCIAS

CHANGNON, S. A.; CHANGNON, J. M.; CHANGNON, D. Uses and applications of climate forecasts for power utilities. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 76, n. 5, p. 711-720, 1995.

CHARLTON, N.; SINGLETON, C. A refined parametric model for short term load forecasting. **Int Journal of Forecasting**, v. 30, p. 364-368, 2014.

CHATFIELD, C. **The analysis of time series**, 6ª ed, Chapman-Hall/CRC, 2003.

DOUGLAS, A. P.; BREIPOHL, A. M.; LEE, F. N.; ADAPA, R. The impacts of temperature forecast uncertainty on Bayesian load forecasting. **IEEE Trans Power Systems**, v. 13, n. 4, p. 1507-1513, 1998.

HAGAN, M. T.; BEHR, S. M. The time series approach to short-term load forecasting. **IEEE Power Engineering Review**, v. 87, p. 785-791, 1987.

HIPPERT, H. S.; PEDREIRA, C. E.; SOUZA, R. C. Neural networks for short-term load forecasting: a review and evaluation. **IEEE Trans Power Syst**, 16 (1), 44-55, 2001.

HIPPERT, H. S.; PEDREIRA, C. E. Estimating temperature profiles for short-term load forecasting: neural networks compared to linear models. **IEE Proc – Generation, Transmission and Distribution**, 151 (4), 543-547, 2004.

HOR, C. L.; Analyzing the impact of weather variables on monthly electricity demand. **IEEE Trans on Power Systems**, v. 20, n. 4, p. 2078-2085, 2005.

LANZA, P. A. G.; COSME, J. M. Z. A short term temperature forecaster based on a state space neural network. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, v. 15, p. 459–464, 2002.

LLOYD, J. R. GEFCom2012 hierarchical load forecasting: Gradient boosting machines and Gaussian processes. **Int Journal of Forecasting**, v. 30, p. 369-374, 2014.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. **Análise de séries temporais**, 2ª ed., Edgar Blucher, 2006.

NETO, G. G. **Métodos univariados e multivariados para previsão da demanda de energia elétrica em curto prazo: um estudo comparativo**. 55 f. Dissertação de Mestrado, PGM - UFJF, Juiz de Fora, 2014.

ORTEGA-VASQUEZ, M.A.; KIRSCHEN, D.S. Economic impact assessment of load forecast errors considering the cost of interruptions. **Power Engineering Society General Meeting 2006**. IEEE, 2006

RANAWEERA, D. K.; KARADY, G. G.; FARMER, R. G. Effect of probabilistic inputs on neural network-based electric load forecasting. **IEEE Transactions on Neural Networks**, v. 1, n. 6, p. 1528-1532, 1996.

SATISH, B.; SWARUP, K. S.; SRINIVAS, S.; RAO, A. H. Effect of temperature on short term load forecasting using an integrated ANN. **Electric Power Syst Research**, v.72, p. 95–101, 2004.

TAIEB, S. B.; HYNDMAN, R. J. A gradient boosting approach to the Kaggle load forecasting competition. **Int Journal of Forecasting**, v. 30, p. 382-394, 2014.

TAYLOR, J. W. Triple seasonal methods for short-term electricity demand forecasting. **European J of Operational Research**, v. 204, p. 139-152, 2010.

TAYLOR, J. W.; BUIZZA, R. Using weather ensemble predictions in electricity demand forecasting. **Int Journal of Forecasting**, v. 19, p. 57-70, 2003.

TAYLOR, J. W., MCSHARRY, P.E. Short-term load forecasting methods: an evaluation based on european data. **IEEE Trans Power Syst**, v. 22, 2213-2219, 2007.

TAYLOR, J. W.; MENEZES, L.M.; MCSHARRY, P.E. A comparison of univariate methods for forecasting electricity demand up to a day ahead. **Int Journal of Forecasting**, vol. 22, 2006.

TEISBERG, T. J.; WEIHER, R. F.; KHOTANZAD, A. The economic value of temperature forecasts in electricity generation. **American Meteorological Soc**, p.1765-1771, 2005.

VALENZUELA, J.; MAZUMDAR, M.; KAPOOR, A. Influence of temperature and load forecast uncertainty on estimates of power generation production costs. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 15, n. 2, p. 668-674, 2000.

ZAREIPOUR, H.; CAÑIZARES, C. A.; BHATTACHARYA, K. Economic impact of electricity market price forecasting errors: A demand-side analysis. **IEEE Trans Power Systems**, v. 25, n. 1, p. 254-262, 2010.

## **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 978-85-7247-000-1

