



HENRIQUE AJUZ HOLZMANN
JOÃO DALLAMUTA
MARCELO HENRIQUE GRANZA
(ORGANIZADORES)

A PRODUÇÃO DO CONHECIMENTO NA ENGENHARIA ELÉTRICA 2

Atena
Editora
Ano 2020



HENRIQUE AJUZ HOLZMANN
JOÃO DALLAMUTA
MARCELO HENRIQUE GRANZA
(ORGANIZADORES)

A PRODUÇÃO DO CONHECIMENTO NA ENGENHARIA ELÉTRICA 2

Atena
Editora
Ano 2020

2020 by Atena Editora

Copyright © Atena Editora

Copyright do Texto © 2020 Os autores

Copyright da Edição © 2020 Atena Editora

Editora Chefe: Profª Drª Antonella Carvalho de Oliveira

Diagramação: Geraldo Alves

Edição de Arte: Lorena Prestes

Revisão: Os Autores



Todo o conteúdo deste livro está licenciado sob uma Licença de Atribuição *Creative Commons*. Atribuição 4.0 Internacional (CC BY 4.0).

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

Conselho Editorial

Ciências Humanas e Sociais Aplicadas

Profª Drª Adriana Demite Stephani – Universidade Federal do Tocantins

Prof. Dr. Álvaro Augusto de Borba Barreto – Universidade Federal de Pelotas

Prof. Dr. Alexandre Jose Schumacher – Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Mato Grosso

Profª Drª Angeli Rose do Nascimento – Universidade Federal do Estado do Rio de Janeiro

Prof. Dr. Antonio Carlos Frasson – Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Prof. Dr. Antonio Gasparetto Júnior – Instituto Federal do Sudeste de Minas Gerais

Prof. Dr. Antonio Isidro-Filho – Universidade de Brasília

Prof. Dr. Carlos Antonio de Souza Moraes – Universidade Federal Fluminense

Prof. Dr. Constantino Ribeiro de Oliveira Junior – Universidade Estadual de Ponta Grossa

Profª Drª Cristina Gaio – Universidade de Lisboa

Profª Drª Denise Rocha – Universidade Federal do Ceará

Prof. Dr. Deyvison de Lima Oliveira – Universidade Federal de Rondônia

Prof. Dr. Edvaldo Antunes de Farias – Universidade Estácio de Sá

Prof. Dr. Eloi Martins Senhora – Universidade Federal de Roraima

Prof. Dr. Fabiano Tadeu Grazioli – Universidade Regional Integrada do Alto Uruguai e das Missões

Prof. Dr. Gilmei Fleck – Universidade Estadual do Oeste do Paraná

Profª Drª Ivone Goulart Lopes – Istituto Internazionale delle Figlie de Maria Ausiliatrice

Prof. Dr. Julio Candido de Meirelles Junior – Universidade Federal Fluminense

Profª Drª Keyla Christina Almeida Portela – Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Mato Grosso

Profª Drª Lina Maria Gonçalves – Universidade Federal do Tocantins

Profª Drª Natiéli Piovesan – Instituto Federal do Rio Grande do Norte

Prof. Dr. Marcelo Pereira da Silva – Universidade Federal do Maranhão

Profª Drª Miranilde Oliveira Neves – Instituto de Educação, Ciência e Tecnologia do Pará

Profª Drª Paola Andressa Scortegagna – Universidade Estadual de Ponta Grossa

Profª Drª Rita de Cássia da Silva Oliveira – Universidade Estadual de Ponta Grossa

Profª Drª Sandra Regina Gardacho Pietrobon – Universidade Estadual do Centro-Oeste

Profª Drª Sheila Marta Carregosa Rocha – Universidade do Estado da Bahia

Prof. Dr. Rui Maia Diamantino – Universidade Salvador

Prof. Dr. Urandi João Rodrigues Junior – Universidade Federal do Oeste do Pará

Profª Drª Vanessa Bordin Viera – Universidade Federal de Campina Grande

Prof. Dr. William Cleber Domingues Silva – Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro

Prof. Dr. Willian Douglas Guilherme – Universidade Federal do Tocantins

Ciências Agrárias e Multidisciplinar

Prof. Dr. Alexandre Igor Azevedo Pereira – Instituto Federal Goiano

Prof. Dr. Antonio Pasqualetto – Pontifícia Universidade Católica de Goiás

Profª Drª Daiane Garabeli Trojan – Universidade Norte do Paraná

Profª Drª Diocléa Almeida Seabra Silva – Universidade Federal Rural da Amazônia
Prof. Dr. Écio Souza Diniz – Universidade Federal de Viçosa
Prof. Dr. Fábio Steiner – Universidade Estadual de Mato Grosso do Sul
Prof. Dr. Fágner Cavalcante Patrocínio dos Santos – Universidade Federal do Ceará
Profª Drª Girlene Santos de Souza – Universidade Federal do Recôncavo da Bahia
Prof. Dr. Júlio César Ribeiro – Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro
Profª Drª Lina Raquel Santos Araújo – Universidade Estadual do Ceará
Prof. Dr. Pedro Manuel Villa – Universidade Federal de Viçosa
Profª Drª Raissa Rachel Salustriano da Silva Matos – Universidade Federal do Maranhão
Prof. Dr. Ronilson Freitas de Souza – Universidade do Estado do Pará
Profª Drª Talita de Santos Matos – Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro
Prof. Dr. Tiago da Silva Teófilo – Universidade Federal Rural do Semi-Árido
Prof. Dr. Valdemar Antonio Paffaro Junior – Universidade Federal de Alfenas

Ciências Biológicas e da Saúde

Prof. Dr. André Ribeiro da Silva – Universidade de Brasília
Profª Drª Anelise Levay Murari – Universidade Federal de Pelotas
Prof. Dr. Benedito Rodrigues da Silva Neto – Universidade Federal de Goiás
Prof. Dr. Edson da Silva – Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri
Profª Drª Eleuza Rodrigues Machado – Faculdade Anhanguera de Brasília
Profª Drª Elane Schwinden Prudêncio – Universidade Federal de Santa Catarina
Prof. Dr. Ferlando Lima Santos – Universidade Federal do Recôncavo da Bahia
Prof. Dr. Fernando José Guedes da Silva Júnior – Universidade Federal do Piauí
Profª Drª Gabriela Vieira do Amaral – Universidade de Vassouras
Prof. Dr. Gianfábio Pimentel Franco – Universidade Federal de Santa Maria
Profª Drª Iara Lúcia Tescarollo – Universidade São Francisco
Prof. Dr. Igor Luiz Vieira de Lima Santos – Universidade Federal de Campina Grande
Prof. Dr. José Max Barbosa de Oliveira Junior – Universidade Federal do Oeste do Pará
Profª Drª Magnólia de Araújo Campos – Universidade Federal de Campina Grande
Profª Drª Mylena Andréa Oliveira Torres – Universidade Ceuma
Profª Drª Natiéli Piovesan – Instituto Federaci do Rio Grande do Norte
Prof. Dr. Paulo Inada – Universidade Estadual de Maringá
Profª Drª Renata Mendes de Freitas – Universidade Federal de Juiz de Fora
Profª Drª Vanessa Lima Gonçalves – Universidade Estadual de Ponta Grossa
Profª Drª Vanessa Bordin Viera – Universidade Federal de Campina Grande

Ciências Exatas e da Terra e Engenharias

Prof. Dr. Adélio Alcino Sampaio Castro Machado – Universidade do Porto
Prof. Dr. Alexandre Leite dos Santos Silva – Universidade Federal do Piauí
Prof. Dr. Carlos Eduardo Sanches de Andrade – Universidade Federal de Goiás
Profª Drª Carmen Lúcia Voigt – Universidade Norte do Paraná
Prof. Dr. Eloi Rufato Junior – Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Prof. Dr. Fabrício Menezes Ramos – Instituto Federal do Pará
Prof. Dr. Juliano Carlo Rufino de Freitas – Universidade Federal de Campina Grande
Profª Drª Luciana do Nascimento Mendes – Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Rio Grande do Norte
Prof. Dr. Marcelo Marques – Universidade Estadual de Maringá
Profª Drª Neiva Maria de Almeida – Universidade Federal da Paraíba
Profª Drª Natiéli Piovesan – Instituto Federal do Rio Grande do Norte
Prof. Dr. Takeshy Tachizawa – Faculdade de Campo Limpo Paulista

Conselho Técnico Científico

Prof. Me. Abrãao Carvalho Nogueira – Universidade Federal do Espírito Santo
Prof. Me. Adalberto Zorzo – Centro Estadual de Educação Tecnológica Paula Souza
Prof. Dr. Adaylson Wagner Sousa de Vasconcelos – Ordem dos Advogados do Brasil/Seccional Paraíba
Prof. Me. André Flávio Gonçalves Silva – Universidade Federal do Maranhão

Profª Drª Andreza Lopes – Instituto de Pesquisa e Desenvolvimento Acadêmico
 Profª Drª Andrezza Miguel da Silva – Universidade Estadual do Sudoeste da Bahia
 Prof. Dr. Antonio Hot Pereira de Faria – Polícia Militar de Minas Gerais
 Profª Ma. Bianca Camargo Martins – UniCesumar
 Profª Ma. Carolina Shimomura Nanya – Universidade Federal de São Carlos
 Prof. Me. Carlos Antônio dos Santos – Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro
 Prof. Ma. Cláudia de Araújo Marques – Faculdade de Música do Espírito Santo
 Prof. Me. Daniel da Silva Miranda – Universidade Federal do Pará
 Profª Ma. Dayane de Melo Barros – Universidade Federal de Pernambuco
 Prof. Me. Douglas Santos Mezacas -Universidade Estadual de Goiás
 Prof. Dr. Edwaldo Costa – Marinha do Brasil
 Prof. Me. Eliel Constantino da Silva – Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita
 Profª Ma. Fabiana Coelho Couto Rocha Corrêa – Centro Universitário Estácio Juiz de Fora
 Prof. Me. Felipe da Costa Negrão – Universidade Federal do Amazonas
 Profª Drª Germana Ponce de Leon Ramírez – Centro Universitário Adventista de São Paulo
 Prof. Me. Gevair Campos – Instituto Mineiro de Agropecuária
 Prof. Me. Guilherme Renato Gomes – Universidade Norte do Paraná
 Profª Ma. Jaqueline Oliveira Rezende – Universidade Federal de Uberlândia
 Prof. Me. Javier Antonio Albornoz – University of Miami and Miami Dade College
 Profª Ma. Jéssica Verger Nardeli – Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho
 Prof. Me. José Luiz Leonardo de Araujo Pimenta – Instituto Nacional de Investigación Agropecuaria Uruguay
 Prof. Me. José Messias Ribeiro Júnior – Instituto Federal de Educação Tecnológica de Pernambuco
 Profª Ma. Juliana Thaisa Rodrigues Pacheco – Universidade Estadual de Ponta Grossa
 Prof. Me. Leonardo Tullio – Universidade Estadual de Ponta Grossa
 Profª Ma. Lilian Coelho de Freitas – Instituto Federal do Pará
 Profª Ma. Liliani Aparecida Sereno Fontes de Medeiros – Consórcio CEDERJ
 Profª Drª Lívia do Carmo Silva – Universidade Federal de Goiás
 Prof. Me. Luis Henrique Almeida Castro – Universidade Federal da Grande Dourados
 Prof. Dr. Luan Vinicius Bernardelli – Universidade Estadual de Maringá
 Profª Ma. Marileila Marques Toledo – Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri
 Prof. Me. Rafael Henrique Silva – Hospital Universitário da Universidade Federal da Grande Dourados
 Profª Ma. Renata Luciane Polsaque Young Blood – UniSecal
 Profª Ma. Solange Aparecida de Souza Monteiro – Instituto Federal de São Paulo
 Prof. Me. Tallys Newton Fernandes de Matos – Faculdade Regional Jaguaribana
 Prof. Dr. Welleson Feitosa Gazel – Universidade Paulista

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

P964 A produção do conhecimento na engenharia elétrica 2 [recurso eletrônico] / Organizadores Henrique Ajuz Holzmann, João Dallamuta, Marcelo Henrique Granza. – Ponta Grossa, PR: Atena, 2020.

Formato: PDF
 Requisitos de sistema: Adobe Acrobat Reader
 Modo de acesso: World Wide Web
 Inclui bibliografia
 ISBN 978-65-86002-65-2
 DOI 10.22533/at.ed.652202303

1. Engenharia elétrica – Pesquisa – Brasil. I. Holzmann, Henrique Ajuz. II. Dallamuta, João. III. Granza, Marcelo Henrique.
 CDD 623.3

Elaborado por Maurício Amormino Júnior – CRB6/2422

Atena Editora
 Ponta Grossa – Paraná - Brasil
www.atenaeditora.com.br

APRESENTAÇÃO

Não há padrões de desempenho em engenharia elétrica que sejam duradouros. Desde que Gordon E. Moore fez a sua clássica profecia tecnológica, em meados dos anos 60, a qual o número de transistores em um chip dobraria a cada 18 meses - padrão este válido até hoje – muita coisa mudou. Permanece porém a certeza de que não há tecnologia na engenharia elétrica que não possa ser substituída a qualquer momento por uma nova, oriunda de pesquisa científica nesta área.

Produzir conhecimento em engenharia elétrica é, portanto, atuar em fronteiras de padrões e técnicas de engenharia. Algo desafiador para pesquisadores e engenheiros de produto.

Neste livro temos uma diversidade de temas nas áreas níveis de profundidade e abordagens de pesquisa, envolvendo aspectos técnicos e científicos. Aos autores e editores, agradecemos pela confiança e espírito de parceria.

Boa leitura

Henrique Ajuz Holzmann
João Dallamuta
Marcelo Henrique Granza

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1	1
UTILIZAÇÃO DE MODELOS MATEMÁTICOS DE TURBINAS EÓLICAS EM AMBIENTE DE SIMULAÇÃO MATLAB/SIMULINK NA APRENDIZAGEM DE SISTEMAS DE CONTROLE	
Marcos José dos Santos Junior Vlademir Ap. Freire Junior Marcelo Henrique Granza João Luiz Dallamuta	
DOI 10.22533/at.ed.6522023031	
CAPÍTULO 2	11
RECONHECIMENTO DE DÍGITOS EM IMAGENS DE MEDIDORES DE ENERGIA NO CONTEXTO DE UM APLICATIVO DE AUTOLEITURA	
Arthur Costa Serra João Vitor Ferreira França Ricardo Costa da Silva Marques Wesley Kelson Ribeiro Figueredo Artur Bernardo Silva Reis Italo Francyles Santos da Silva Simara Vieira da Rocha Aristófanés Correa Silva Eliana Márcia Garros Monteiro Italo Fernandes Serra da Silva Marcia Izabel Alves da Silva José Messias dos Santos	
DOI 10.22533/at.ed.6522023032	
CAPÍTULO 3	23
O CONCEITO DE CASA INTELIGENTE APLICADO A PAÍSES DESENVOLVIDOS E EMERGENTES: BENEFÍCIOS, BARREIRAS E GRAU DE ADESÃO	
Florença Moraes da Silva Rosana Aparecida Ferreira Nunes	
DOI 10.22533/at.ed.6522023033	
CAPÍTULO 4	36
MODELAGEM DE UM SISTEMA DE DISTRIBUIÇÃO COM GERAÇÃO, UTILIZANDO ALGORITMO GENÉTICO	
Igor Ferreira Visconti	
DOI 10.22533/at.ed.6522023034	
CAPÍTULO 5	49
INSTRUMENTAÇÃO, CONTROLE E SUPERVISÃO DE UM ABRASÔMETRO TIPO RODA DE BORRACHA	
Périson Pavei Uggioni André Roberto de Sousa Anderson Daleffe Diego Tiburcio Fabre	
DOI 10.22533/at.ed.6522023035	

CAPÍTULO 6	58
DESENVOLVIMENTO DE UM MODELO FUZZY E ALGORITMOS DE APRENDIZADO PARA SEQUÊNCIA DE PARTIDA DE PLANTAS INDUSTRIAIS	
André da Silva Barcelos Fábio Muniz Mazzone	
DOI 10.22533/at.ed.6522023036	
CAPÍTULO 7	72
SIMULAÇÃO DE SINTONIZAÇÃO DE AUTOMÁTICA PARA UM CONTROLADOR PID EM UMA PLANTA NÃO-LINEAR USANDO ALGORITMO GENÉTICO	
Diogo Aparecido Cavalcante de Lima Hiago Araújo Silva Alexandre Carvalho Silva Maurício José Aureliano Júnior Alexandre Cardoso Edgard Afonso Lamounier Júnior	
DOI 10.22533/at.ed.6522023037	
CAPÍTULO 8	82
CONSTRUÇÃO E CONTROLE DE POSIÇÃO PARA UM ROBÔ PARALELO COM APLICAÇÃO NA INDÚSTRIA CONFECCIONISTA	
Asafe dos Santos Silva Acarcio Gomes de Almeida Júnior Alexander Patrick Chaves de Sena João Manoel Freitas Souza José Lucas Moreira Cavalcanti de Abreu	
DOI 10.22533/at.ed.6522023038	
CAPÍTULO 9	95
DESENVOLVIMENTO DE UMA ESTRUTURA DE CONTROLE HÍBRIDA PARA SISTEMAS DE REFRIGERAÇÃO DE ALTA PRESSÃO	
Murilo Ferreria Vitor Alexsandro dos Santos Silveira Guilherme Matias Rodolfo César Costa Flesch	
DOI 10.22533/at.ed.6522023039	
CAPÍTULO 10	110
UMA NOVA ABORDAGEM DE UM SIMULADOR VIRTUAL DE IDENTIFICAÇÃO DA QUALIDADE DA ÁGUA BASEADO NA METODOLOGIA DE SISTEMAS INTELIGENTES INSERIDO NO CONTEXTO DE REDES NEURAIAS	
Matheus Silva Pestana Orlando Donato Rocha Filho Danúbia Soares Pires	
DOI 10.22533/at.ed.65220230310	
CAPÍTULO 11	124
INFLUÊNCIA DO ERRO DE QUANTIZAÇÃO APLICADO NO CONTROLE DIGITAL DE VELOCIDADE DE UM MÓDULO SERVOMECANISMO DIDÁTICO	
Vlademir Ap. Freire Junior Marcelo Henrique Granza	

João Luiz Dallamuta

DOI 10.22533/at.ed.65220230311

CAPÍTULO 12 135

CRIAÇÃO DE UM AMBIENTE DE SIMULAÇÃO DE CONTROLE AVANÇADO DE PROCESSOS EM UMA USINA SUCROENERGÉTICA

Edilberto Pereira Teixeira

Luciano Rangel Pinheiro Neto

DOI 10.22533/at.ed.65220230312

CAPÍTULO 13 147

ESTUDO DE TECNOLOGIAS ALTERNATIVAS PARA VALIDAÇÃO DE ALGORITMOS DE PROTEÇÃO

Pablo Rodrigues Lopes

Rui Bertho Junior

DOI 10.22533/at.ed.65220230313

CAPÍTULO 14 159

MODELAGEM INTELIGENTE NEBULOSA APLICADA À HIDROPONIA VIA SISTEMA EMBARCADO

Kayon Vinicius Lima Lopes

Danúbia Soares Pires

Orlando Donato Rocha Filho

DOI 10.22533/at.ed.65220230314

CAPÍTULO 15 172

MODELO DE NEURÔNIO MEMRISTIVO DE DIÓXIDO DE VANÁDIO COM CODIFICAÇÃO DE IMPULSOS PRBS-PWM

Rennan Santos de Araujo

Luiz Alberto Luz de Almeida

Felipe Sadami Oiwa da Costa

DOI 10.22533/at.ed.65220230315

CAPÍTULO 16 187

MODELO MISO NEBULOSO COM ESTRUTURA MAMDANI APLICADO À ANÁLISE E CONTROLE DE VAZÃO HÍDRICA

Lorena Maria Figueiredo Albuquerque

Kayon Vinicius Lima Lopes

Orlando Donato Rocha Filho

Danúbia Soares Pires

DOI 10.22533/at.ed.65220230316

CAPÍTULO 17 199

SISTEMA ESPECIALISTA PARA AVALIAÇÃO DE ENGENHARIA COGNITIVA EM *SERIOUS GAMES*

Mateus Gomes Binatti

Marcos Venícios Conceição de Araújo

Pollyana Coelho da Silva Notargiacomo

DOI 10.22533/at.ed.65220230317

CAPÍTULO 18	209
FILTRO DE KALMAN BASEADO EM MODELO FUZZY TAKAGI – SUGENO VIA ANÁLISE ESPECTRAL DE DADOS EXPERIMENTAIS	
Daiana Caroline dos Santos Gomes Ginalber Luiz de Oliveira Serra	
DOI 10.22533/at.ed.65220230318	
CAPÍTULO 19	224
CONSTRUÇÃO, DESIGN DE CONTROLE E CONTROLE DE TRAJETÓRIA POR BLUETOOTH DE UM ROBÔ AUTO EQUILIBRANTE	
Giulio Cesare Mastrocinque Santo Claudio Garcia	
DOI 10.22533/at.ed.65220230319	
SOBRE OS ORGANIZADORES	240
ÍNDICE REMISSIVO	241

FILTRO DE KALMAN BASEADO EM MODELO FUZZY TAKAGI – SUGENO VIA ANÁLISE ESPECTRAL DE DADOS EXPERIMENTAIS

Data de aceite: 17/03/2020

Data de submissão: 03/12/2019

Daiana Caroline dos Santos Gomes

Universidade Federal do Maranhão – UFMA

São Luís – MA

<http://lattes.cnpq.br/7384313514159729>

Ginalber Luiz de Oliveira Serra

Instituto Federal de Educação, Ciência e

Tecnologia do Maranhão – IFMA

São Luís – MA

<http://lattes.cnpq.br/0831092299374520>

RESUMO: Este capítulo apresenta uma metodologia para projeto de filtro de Kalman *fuzzy* (FKF) via decomposição espectral dos dados experimentais. A metodologia adotada consiste na estimação paramétrica dos submodelos lineares locais de um modelo *fuzzy* no espaço de estados, referente ao sistema dinâmico, por meio de um algoritmo *fuzzy* baseado em mínimos quadrados. A estimação dos ganhos do FKF baseado no modelo obtido é realizada pelo método de compensação paralela e distribuída (CPD). O particionamento dos dados experimentais é realizado pelo algoritmo *Fuzzy C-Means* (FCM) para definição da base de regras, bem como da característica não linear do FKF. Considerando-se o método CPD, os ganhos de Kalman no consequente

de cada regra do FKF são atualizados em função das componentes não-observáveis resultantes da decomposição espectral do sinal ruidoso. Este aspecto, em particular, permite a eficiência do FKF diante de variações consideráveis do nível de ruído sobre os dados experimentais (relação sinal/ruído). Resultados computacionais ilustram o bom desempenho da metodologia proposta quando comparada a abordagens relevantes da literatura.

PALAVRAS-CHAVE: Identificação de sistemas, Filtro de Kalman *fuzzy*, Análise Espectral, Estimação Paramétrica, Sistemas *fuzzy*.

FUZZY KALMAN FILTER BASED ON TAKAGI-SUGENO MODEL VIA SPECTRAL ANALYSIS OF EXPERIMENTAL DATA

ABSTRACT: This chapter presents a methodology for design of fuzzy Kalman filter (FKF) via spectral decomposition of the experimental data, is proposed. The adopted methodology consists in parametric estimation of local state space linear submodels of a fuzzy model of the dynamic system, by means of a fuzzy algorithm based on least squares, as well as in estimation of FKF gains from the fuzzy model, using the parallel and distributed compensation (PDC) method. The partitioning of experimental data, for definition of the rule base as well as the nonlinear FKF characteristic, is performed by

fuzzy C-Means (FCM) clustering algorithm. Considering the PDC method, the Kalman gains in the consequent of each FKF rule are updated as a function of the unobservable components resulting from the spectral decomposition of noisy experimental data. In particular, it allows to FKF efficiency in the face of considerable variations in the noise level over the experimental data (signal/noise ratio). Computational results illustrate the good performance of the proposed methodology when compared to relevant approaches from the literature.

KEYWORDS: Systems identification, Fuzzy Kalman Filter, Spectral analysis, Parametric estimation, Fuzzy systems.

1 | INTRODUÇÃO

Em ciências e engenharia, é muito comum a solução de problemas de natureza estocástica como predição, separação e detecção de sinais na presença de ruído (KASASBEH; VISWANATHAN; CAO, 2017) (ZHU et al., 2019). O filtro de Kalman (FK) é a ferramenta matemática mais conhecida e utilizada para estimação estocástica a partir de medições ruidosas. Ele foi proposto em 1960 por Rudolph E. Kalman em seu artigo intitulado *A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems*, descrevendo uma solução recursiva para o problema da filtragem linear no domínio do tempo discreto (KALMAN, 1960), tornando-se uma abordagem padrão para estimação ótima. Desde sua publicação, o filtro de Kalman foi objeto de extensa pesquisa e aplicações nas áreas de cálculo de órbita, rastreamento de alvos, navegação integrada, posicionamento dinâmico, fusão de dados de sensor, microeconomia, controle, modelagem, processamento digital de imagem, reconhecimento de padrão, segmentação e detecção de borda de imagem, entre outras. Este amplo interesse pelo FK é devido a sua característica de otimalidade, forma conveniente para processamento online em tempo real, fácil formulação e implementação (SERRA, 2018).

Nos últimos anos, os sistemas *fuzzy* vem se destacando em aplicações na área de modelagem e controle de sistemas dinâmicos devido a sua estrutura baseada em regras capaz de fazer aproximação de funções e tratamento de não linearidades e incertezas (SERRA, 2012). Alguns estudos envolvendo a utilização de sistemas *fuzzy* no projeto de filtros de Kalman, já tem sido propostos no intuito de melhorar sua robustez em relação a modelagem de incertezas e perturbações do sistema dinâmico (PIRES; SERRA, 2019).

A metodologia apresentada neste capítulo está baseada na construção de um Filtro de Kalman utilizando modelos *fuzzy* Takagi-Sugeno (TS) no domínio do tempo discreto. A principal contribuição deste capítulo consiste no mecanismo de ajuste dos ganhos de Kalman que compõem a base de regras do filtro de Kalman *fuzzy*, o qual

leva em consideração a decomposição dos estados a serem estimados, corrompidos por ruído, utilizando análise espectral singular. A eficiência e aplicabilidade da metodologia proposta são ilustradas na sua aplicação ao problema da estimação de estados de um sistema dinâmico não linear com comportamento caótico.

2 | ESTIMAÇÃO PARAMÉTRICA DO FILTRO DE KALMAN FUZZY

Nesta seção, é apresentada a formulação matemática da metodologia proposta. A classe de modelos *fuzzy* adotada, para representar o comportamento de um sistema dinâmico não linear, apresenta a i | $[i=1,2,\dots,r]$ -ésima regra dada por:

$$\begin{array}{l} \text{SE } z_{1k} \text{ É } M_{i1} \text{ e } \dots \text{ e } z_{pk} \text{ É } M_{iq} \\ \text{ENTÃO } \left\{ \begin{array}{l} \hat{\mathbf{x}}_{k+1}^i = \mathbf{A}_i \hat{\mathbf{x}}_k^i + \mathbf{B}_i \mathbf{u}_k \\ \hat{\mathbf{y}}_k^i = \mathbf{C}_i \hat{\mathbf{x}}_k^i \end{array} \right. \end{array} \quad (1)$$

onde $z_{1k} \dots z_{pk}$ são as variáveis linguísticas do antecedente, M_{iq} são os respectivos termos linguísticos, $\hat{\mathbf{x}}_{k+1}^i$ representa os estados estimados do sistema dinâmico não linear, $\hat{\mathbf{y}}_k^i$ é o sinal de saída estimada e \mathbf{u}_k é o sinal de entrada aplicado no sistema não linear. As matrizes \mathbf{A}_i , \mathbf{B}_i , \mathbf{C}_i são, respectivamente, de estados, entrada e saída, as quais formam um submodelo linear no espaço de estados que descreve a dinâmica do sistema não linear em torno de um ponto de operação, no conseqüente da i -ésima regra. O modelo *fuzzy* aproxima o comportamento do sistema dinâmico não linear, através da soma ponderada dos submodelos do conseqüente, em função do grau de ativação normalizado $\gamma^i(z_k)$ da i -ésima regra, como segue:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1} = \sum_{i=1}^r \gamma^i(z_k) \mathbf{A}_i \hat{\mathbf{x}}_k + \sum_{i=1}^r \gamma^i(z_k) \mathbf{B}_i \mathbf{u}_k \quad (2)$$

$$\hat{\mathbf{y}}_k = \sum_{i=1}^r \gamma^i(z_k) \mathbf{C}_i \hat{\mathbf{x}}_k \quad (3)$$

onde r é o número de regras do modelo *fuzzy*, tal que:

$$\sum_{i=1}^r \gamma^i(z_k) = 1, \quad \gamma^i(z_k) \geq 0. \quad (4)$$

2.1 Estimação paramétrica do antecedente

O particionamento dos dados experimentais, de acordo com a metodologia adotada, implicará na definição das regiões de operação e, necessariamente, do número de regras do FKF. Dentre os diversos algoritmos existentes para esta

finalidade, o FCM apresenta importante aplicabilidade devido a sua eficiência e simplicidade de implementação (ZHANG et al., 2019)(KIM; OH; PEDRYCZ, 2018). O algoritmo de agrupamento FCM é formulado como segue (BABUŠKA, 1998). Seja um conjunto de dados \mathbf{Z} de tamanho N , e a matriz de partição inicial $\mathbf{U}^{(0)}$; escolhe-se o número de agrupamentos $1 < r < N$, a tolerância $\varepsilon > 0$ e o expoente de ponderação $m > 1$.

Repetir para $l = 1, 2, \dots$

Passo 1: Cálculo dos centros dos agrupamentos:

$$\mathbf{v}_i^{(l)} = \frac{\sum_{k=1}^N \mu_{ik}^{(l-1)} \mathbf{z}_k}{\sum_{k=1}^N \left(\mu_{ik}^{(l-1)}\right)^m}, \quad 1 \leq i \leq r \quad (5)$$

Passo 2: Cálculo das distâncias:

$$D_{ikA}^2 = \left(\mathbf{z}_k - \mathbf{v}_i^{(l)}\right)^T \mathbf{A} \left(\mathbf{z}_k - \mathbf{v}_i^{(l)}\right),$$

com $1 \leq i \leq r, 1 \leq k \leq N$ e $\mathbf{A} = \mathbf{I}$ (6)

Passo 3: Atualização da matriz de partição:

Se para ,

Se $D_{ikA} > 0$ para $1 \leq i \leq r, 1 \leq k \leq N$

$$\mu_{ik}^{(l)} = \frac{1}{\sum_{j=1}^r \left(D_{ikA}/D_{jkA}\right)^{2/(m-1)}} \quad (7)$$

caso contrário

$$\mu_{ik}^{(l)} = 0 \text{ se } D_{ikA} > 0 \text{ e } \mu_{ik}^{(l)} \in [0,1] \text{ com } \sum_{i=1}^r \mu_{ik}^{(l)} = 1$$

Até $\|\mathbf{U}^{(l)} - \mathbf{U}^{(l-1)}\| < \varepsilon$

2.2 Estimação paramétrica do consequente

Uma vez que, de acordo com a metodologia adotada, o projeto do FKF é baseado em modelo, faz-se necessário a estimação das matrizes que compõem o modelo *fuzzy*, descrito na eq. (1). Para isso, um algoritmo *fuzzy* baseado em mínimos quadrados, usando-se a abordagem local, foi desenvolvido, onde as partições dos dados experimentais, obtidas pelo algoritmo de agrupamento FCM, serviram como critérios de ponderação para a estimação dos submodelos locais do consequente do modelo *fuzzy*.

A equação de estados do modelo *fuzzy* da eq. (2), para a i -ésima regra, pode ser reescrita da seguinte forma:

$$\mathbf{x}_{k+1}^T = \gamma_k^1 [\mathbf{x}_k^T \quad \mathbf{u}_k^T] \begin{bmatrix} \mathbf{A}_1^T \\ \mathbf{B}_1^T \end{bmatrix} + \dots + \gamma_k^r [\mathbf{x}_k^T \quad \mathbf{u}_k^T] \begin{bmatrix} \mathbf{A}_r^T \\ \mathbf{B}_r^T \end{bmatrix} \quad (8)$$

De acordo com a abordagem local, adotada nesta metodologia, e fazendo-se N observações para eq. (8), o i -ésimo submodelo é obtido da seguinte forma:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \mathbf{x}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{x}_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \gamma_0^i & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \gamma_1^i & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \gamma_{N-1}^i \end{bmatrix} \mathbf{D} \begin{bmatrix} \mathbf{A}_i^T \\ \mathbf{B}_i^T \end{bmatrix} \quad (9)$$

onde

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_0 & \mathbf{u}_0 \\ \mathbf{x}_1 & \mathbf{u}_1 \\ \vdots & \vdots \\ \mathbf{x}_{N-1} & \mathbf{u}_{N-1} \end{bmatrix} \quad (10)$$

Logo, da eq. (9) tem-se que

$$\mathbf{x} = \Gamma_i \mathbf{D} \begin{bmatrix} \mathbf{A}_i^T \\ \mathbf{B}_i^T \end{bmatrix} \quad (11)$$

A eq. (11) pode ser solucionada para cada submodelo correspondente ao conseqüente das regras *fuzzy* como segue:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{A}_i^T \\ \mathbf{B}_i^T \end{bmatrix} = [\mathbf{D}^T \Gamma_i \mathbf{D}]^{-1} \mathbf{D}^T \Gamma_i \mathbf{x} \quad (12)$$

onde

\mathbf{D} é a matriz com os estados em atraso e entrada \mathbf{u} aplicada no sistema dinâmico;

\mathbf{x} é o vetor de estados em avanço;

$\mathbf{x}_k = [x_{1k} \quad x_{2k} \quad \dots \quad x_{nk}]$ é o vetor com todos os estados do sistema dinâmico;

Γ_i é a matriz diagonal de ponderação da i -ésima regra *fuzzy* obtida a partir do algoritmo de agrupamento FCM.

2.3 Modelo do filtro de kalman fuzzy

Nesta seção, a formulação da metodologia adotada para a parametrização do Filtro de Kalman *Fuzzy* baseado em modelo, a partir do processamento dos dados experimentais via análise espectral singular, é apresentado.

2.3.1 Pré processamento por análise espectral

Seja o conjunto de dados experimentais ruidosos, do sistema dinâmico sob

análise, com N amostras, dado por:

$$\mathbf{Y} = [y_1 \quad y_2 \quad \cdots \quad y_N]^T \quad (13)$$

A partir dos dados experimentais, uma matriz trajetória \mathbf{H} é definida considerando-se um conjunto de ρ vetores atrasados com dimensão δ , sendo δ um número inteiro definido pelo usuário, com $2 \leq \delta \leq N - 1$ e $\rho = N - \delta + 1$, dada por:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} y_1 & y_2 & y_3 & \cdots & y_\rho \\ y_2 & y_3 & y_4 & \cdots & y_{\rho+1} \\ y_3 & y_4 & y_5 & \cdots & y_{\rho+2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_\delta & y_{\delta+1} & y_{\delta+2} & \cdots & y_N \end{bmatrix} \quad (14)$$

e a matriz de covariância \mathbf{S} , é obtida da seguinte forma:

$$\mathbf{S} = \mathbf{H}\mathbf{H}^T, \quad \mathbf{S} \in \mathbb{R}^{\delta \times \delta} \quad (15)$$

Aplicando-se a decomposição em valores singulares à matriz \mathbf{S} , obtém-se um conjunto de autovalores em ordem decrescente tal que $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \cdots \geq \sigma_L \geq 0$ com seus respectivos autovetores $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_\delta$.

Considerando-se $d = \max\{i, \text{ tal que } \sigma_i > 0\}$ e $\mathbf{V}_i = \mathbf{H}^T \phi_i / \sqrt{\sigma_i}$ com $i = 1, \dots, d$, a decomposição em valores singulares da matriz trajetória \mathbf{H} , pode ser reescrita por:

$$\mathbf{H} = \mathbf{H}_1 + \mathbf{H}_2 + \cdots + \mathbf{H}_d \quad (16)$$

onde a matriz \mathbf{H}_i é elementar, isto é, apresenta *rank* igual a 1, e é dada por:

$$\mathbf{H}_i = \sqrt{\sigma_i} \phi_i \mathbf{V}_i^T \quad (17)$$

O reagrupamento das matrizes $\mathbf{H}_i |_{i=1, \dots, d}$ em p termos matriciais linearmente independentes $\mathbf{I}_j |_{j=1, \dots, p}$, tal que $p \leq d$, resulta em:

$$\mathbf{H} = \mathbf{I}_1 + \mathbf{I}_2 + \cdots + \mathbf{I}_p \quad (18)$$

As p componentes não-observáveis $\alpha^j |_{j=1, \dots, p}$ extraídas dos dados experimentais, resultam do procedimento de média diagonal sobre a matriz \mathbf{I}_j , dado por:

$$\alpha_k^j = \begin{cases} \frac{1}{k} \sum_{\beta=1}^{k+1} I_{j,\beta,k-\beta+1} & 1 \leq k \leq \delta^* \\ \frac{1}{\delta^*} \sum_{\beta=1}^{\delta^*} I_{j,\beta,k-\beta+1} & \delta^* \leq k \leq \rho^* \\ \frac{1}{N-k+1} \sum_{\beta=k-\rho^*+1}^{N-\rho^*+1} I_{j,\beta,k-\beta+1} & \rho^* < k \leq N \end{cases} \quad (19)$$

onde $\delta^* = \min(\delta, \rho)$, $\rho^* = \max(\delta, \rho)$ e $N = \delta + \rho - 1$.

Assim, o FKF apresenta o consequente da i -ésima regra, em função da componente espectral não-observável α^* , dado por:

$$\hat{\mathbf{x}}_k^{i-} = \mathbf{A}_i \mathbf{x}_{k-1}^{i-} + \mathbf{B}_i \mathbf{u}_{k-1} \quad (20)$$

$$\mathbf{P}_k^{i-} = \mathbf{A}_i \mathbf{P}_{k-1}^i \mathbf{A}_i^T + \mathbf{Q} \quad (21)$$

$$\mathbf{K}_k^i = \mathbf{P}_k^{i-} \mathbf{C}_i^T [\mathbf{C}_i \mathbf{P}_k^{i-} \mathbf{C}_i^T + \mathbf{R}]^{-1} \quad (22)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k^i = \hat{\mathbf{x}}_k^{i-} + \mathbf{K}_k^i (\alpha^* - \mathbf{C}_i \hat{\mathbf{x}}_k^{i-}) \quad (23)$$

$$\mathbf{P}_k^i = \mathbf{P}_k^{i-} - \mathbf{K}_k^i \mathbf{C}_i \mathbf{P}_k^{i-} \quad (24)$$

onde

$\hat{\mathbf{x}}_k^{i-}$ é o estado estimado *a priori* correspondente ao i -ésimo submodelo no instante de tempo k ;

\mathbf{x}_{k-1}^{i-} é o estado estimado *a posteriori* correspondente ao i -ésimo submodelo no instante de tempo passado $k-1$;

\mathbf{P}_k^{i-} é matriz de covariância do erro *a priori*;

\mathbf{P}_{k-}^i é a matriz de covariância do erro *a posteriori*;

\mathbf{K}_k^i é o ganho de Kalman correspondente ao i -ésimo submodelo;

\mathbf{Q} é a matriz de covariância do ruído de processo associado a perturbações internas do sistema dinâmico;

\mathbf{R} é a matriz de covariância do ruído de medição associado a incertezas nas observações do sinal de saída do sistema dinâmico;

α^* é o sinal ruidoso após o pré-processamento por análise espectral singular.

3 | RESULTADOS COMPUTACIONAIS

Nesta seção, um exemplo computacional de rastreamento dos estados de um

sistema dinâmico não-linear com comportamento caótico, em ambiente ruidoso, será apresentado. Para ilustrar a eficiência da metodologia proposta, será realizada uma análise comparativa com um Filtro de Kalman *Fuzzy* baseado na metodologia proposta por (PÁRAMO-CARRANZA et al., 2017) e largamente citada na literatura, sob o contexto de variação dos níveis de ruído SNR (relação sinal/ruído - do inglês *Signal Noise Ratio*).

O sistema dinâmico não linear sob análise consiste no atrator caótico de Lorenz, descrito por (HUANG; ZHANG; ZHAO, 2015):

$$\dot{x}_1 = a(x_2 - x_1) \quad (25)$$

$$\dot{x}_2 = cx_1 - x_2 - x_1x_3 \quad (26)$$

$$\dot{x}_3 = x_1x_2 - bx_3 \quad (27)$$

onde os parâmetros $a = 10$, $b = 8/3$ e $c = 28$ proporcionam ao sistema não linear um comportamento caótico.

Uma vez que a metodologia proposta para o projeto do FKF é baseada em modelo, faz-se necessário a identificação do sistema não linear supracitado baseado na estrutura de modelo *fuzzy* adotada conforme eq. (1). Para tal, um conjunto de dados experimentais do sistema dinâmico não linear foram adquiridos, de tamanho $N = 10000$, a um período de amostragem de $T = 1 \text{ ms}$, e o particionamento referente à variável de estado x_1 foi realizado através do algoritmo de agrupamento FCM para, assim, definir a estrutura do antecedente e o número de regras do FKF. Na implementação do algoritmo de agrupamento FCM, adotou-se a seguinte parametrização: número de agrupamentos $r = 3$ e índice de fuzificação $m = 1.5$.

A partição dos dados experimentais referentes à variável de estado x_1 , obtida pelo algoritmo de agrupamento FCM, serviu como critério de ponderação para a estimação das matrizes que compõem o consequente do modelo *fuzzy* descrito na eq. (1). Para isso, foi empregada a abordagem local na implementação de um algoritmo *fuzzy* baseado em mínimos quadrados para o atrator caótico de Lorenz.

As matrizes estimadas do modelo *fuzzy* serviram para o projeto e parametrização do FKF, conforme eq. (20)-(24). O processamento das variáveis de estado, pelo FKF, de acordo com a metodologia proposta, é em função das componentes não observáveis extraídas pela análise espectral singular dos dados experimentais ruidosos do atrator caótico de Lorenz. A dinâmica das variáveis de estado do atrator caótico de Lorenz foram corrompidas por ruído e, variando-se o nível de ruído (SNR), foram obtidas as estimativas dos estados usando-se o FKF baseado na metodologia proposta, através dos resultados de 10 realizações. Nesta aplicação, considerou-se a decomposição dos dados ruidosos referentes à variável de estado x_1 em 2

componentes espectrais, e usou-se a componente com maior autovalor associado que representasse a dinâmica do atrator caótico de Lorenz.

A fim de demonstrar a eficiência do FKF baseado na metodologia proposta, comparada com o FKF proposto por (PÁRAMO-CARRANZA et al., 2017), utilizou-se o critério de validação MSE *Mean Square Error* como índice de avaliação de desempenho no processo de estimação dos estados do atrator caótico de Lorenz. Os valores de MSE, para diferentes níveis de ruído (SNR), considerando-se o efeito de 10 realizações na estimação das variáveis de estado x_1 , x_2 e x_3 são mostrados nas figuras (1)-(3), respectivamente.

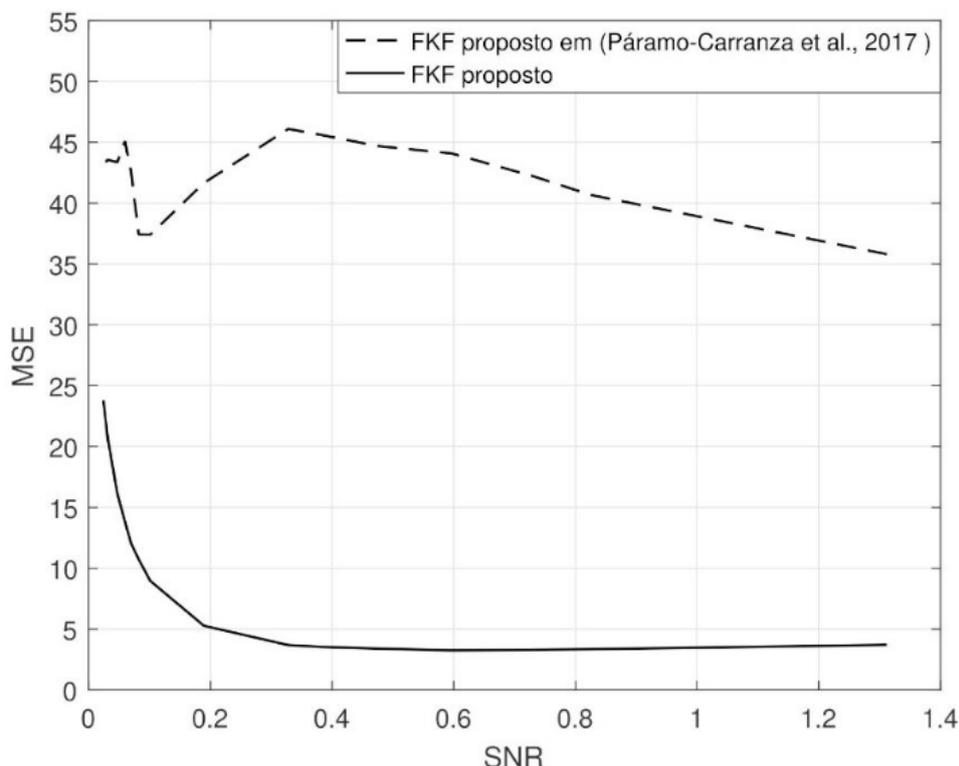


Figura 1: Valores de MSE resultantes do processo de estimação da variável de estado x_1 , considerando-se o efeito de 10 realizações.

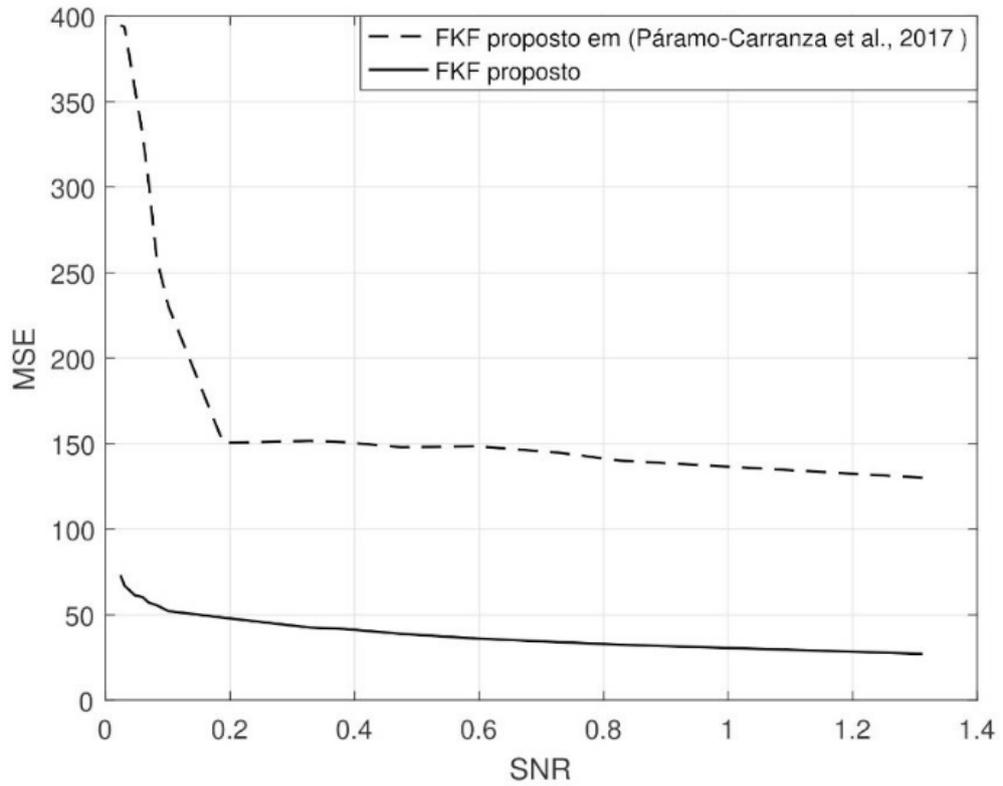


Figura 2: Valores de MSE resultantes do processo de estimação da variável de estado x_2 , considerando-se o efeito de 10 realizações.

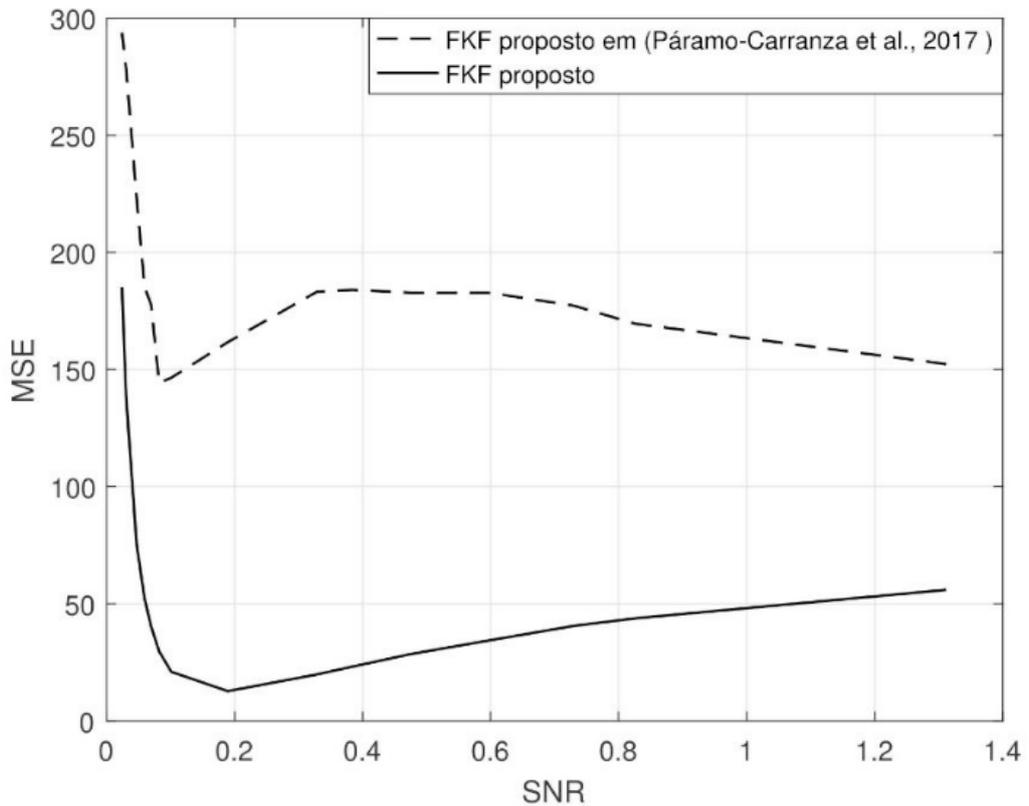


Figura 3: Valores de MSE resultantes do processo de estimação da variável de estado x_3 , considerando-se o efeito de 10 realizações.

Observa-se que, com a metodologia proposta neste artigo, a dinâmica das variáveis de estado do atrator caótico de Lorenz foram rastreadas de forma

eficiente, apresentando um desempenho superior quando comparado à metodologia proposta em (PÁRAMO-CARRANZA et al., 2017), para diferentes níveis de ruído. Considerando-se o caso particular de $\text{SNR} = 0.65$, o comportamento referente à variável de estado x_1 , do atrator caótico de Lorenz, bem como as componentes espectrais extraídas, são mostrados nas Figuras (4)-(6). Uma vez que a componente α^2 , mostrada na Figura (6), está mais correlacionada à dinâmica da variável de estado x_1 , enquanto que a componente α^1 , mostrada na Figura (5), apresenta um comportamento mais correlacionado ao ruído, a componente α^2 foi utilizada para implementação do FKF proposto, no processo de estimação das variáveis de estado do atrator caótico de Lorenz.

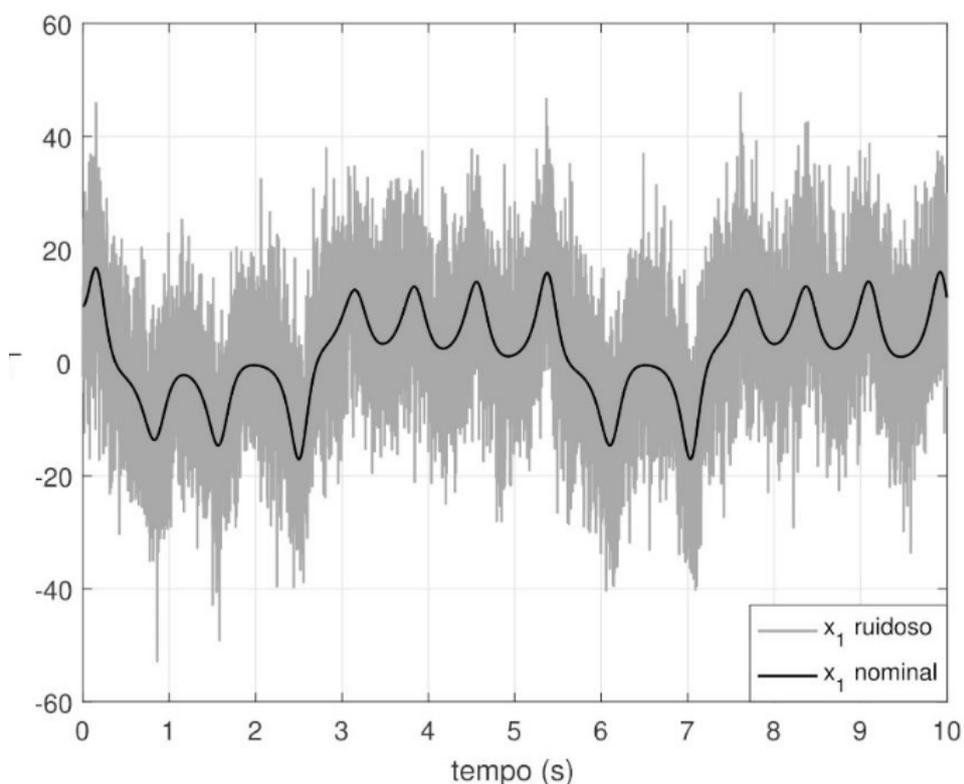


Figura 4: Variável de estado x_1 do atrator caótico de Lorenz corrompida por ruído com $\text{SNR} = 0.65$.

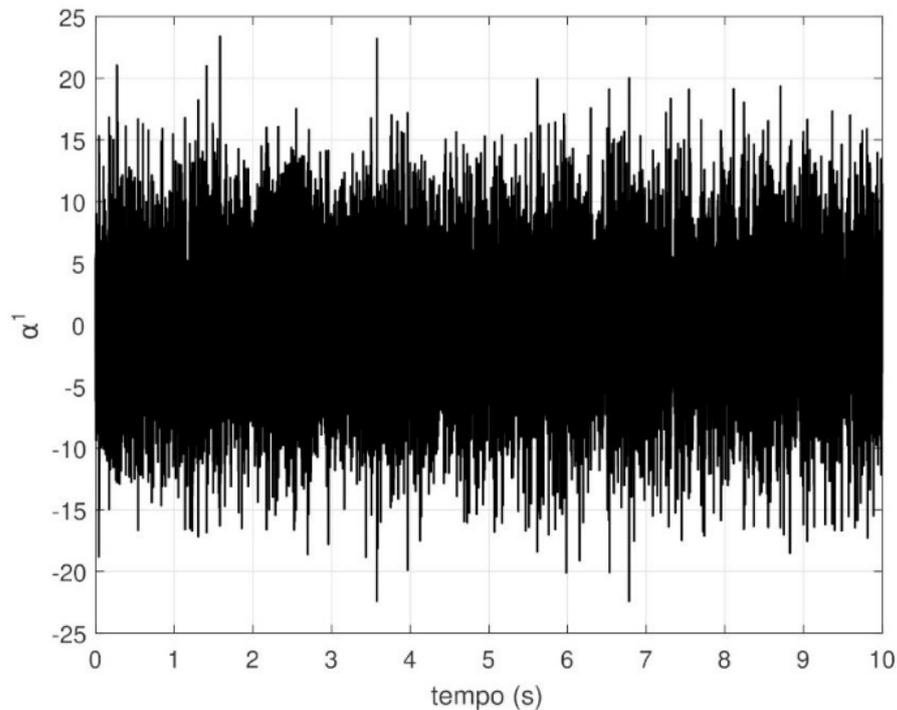


Figura 5: Componente espectral α^1 extraída da variável de estado x_1 em ambiente ruidoso com SNR = 0.65.

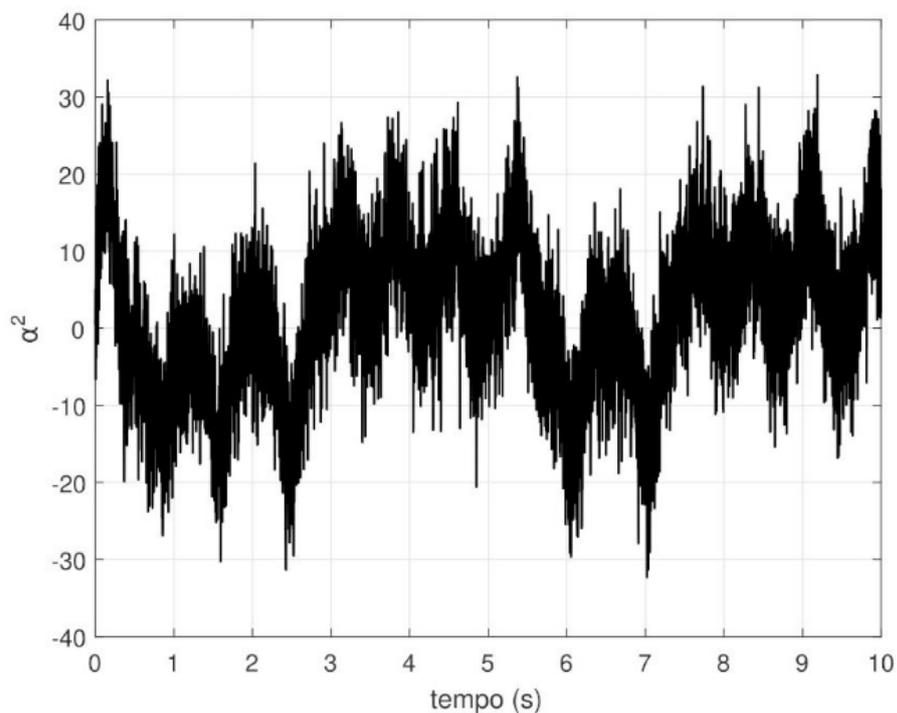


Figura 6: Componente espectral α^2 extraída da variável de estado x_1 em ambiente ruidoso com SNR = 0.65.

As estimações das variáveis de estado x_1 , x_2 e x_3 , do atrator caótico de Lorenz, usando-se a metodologia proposta neste artigo, estão ilustradas na Figura (7). As estimações das variáveis de estado x_1 , x_2 e x_3 , do atrator caótico de Lorenz, usando-se a metodologia proposta por (PÁRAMO-CARRANZA et al., 2017), estão ilustradas na Figura (8). Verifica-se, portanto, a eficiência e o melhor desempenho do

FKF proposto neste artigo.

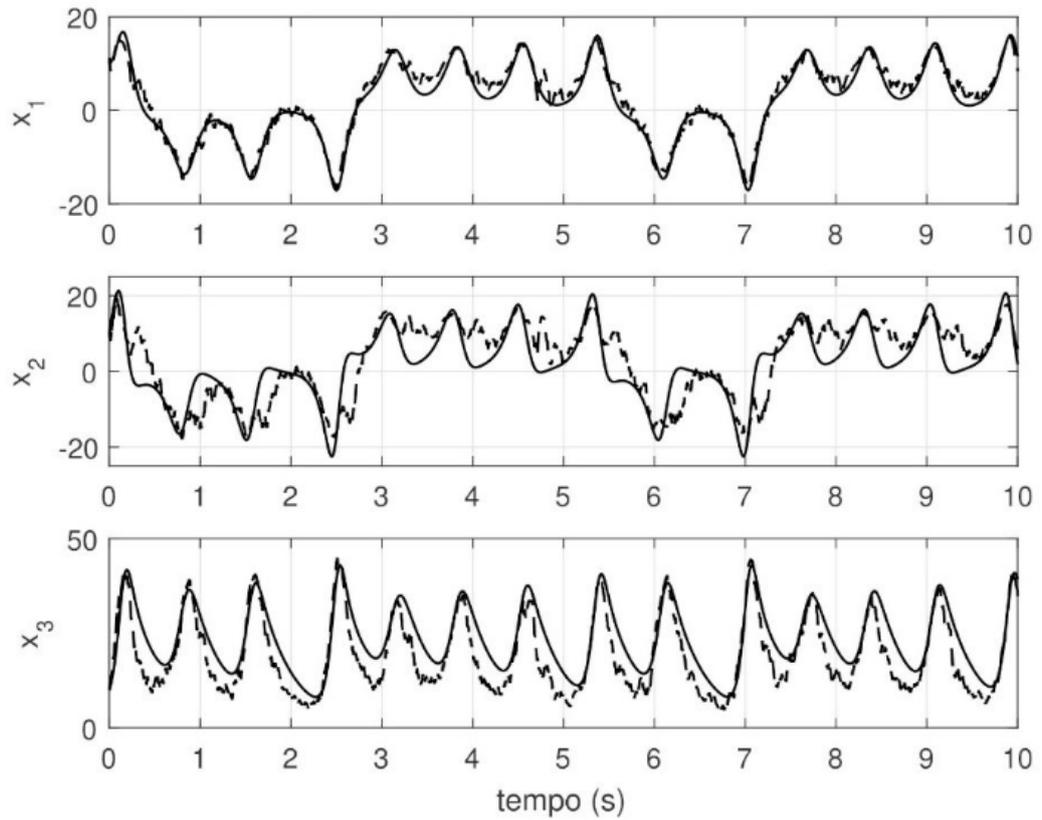


Figura 7: Estimações das variáveis de estado x_1 , x_2 e x_3 pelo FKF baseado na metodologia proposta neste artigo (linha tracejada), comparadas aos comportamentos nominais das respectivas variáveis (linha sólida), para o caso de SNR = 0.65.

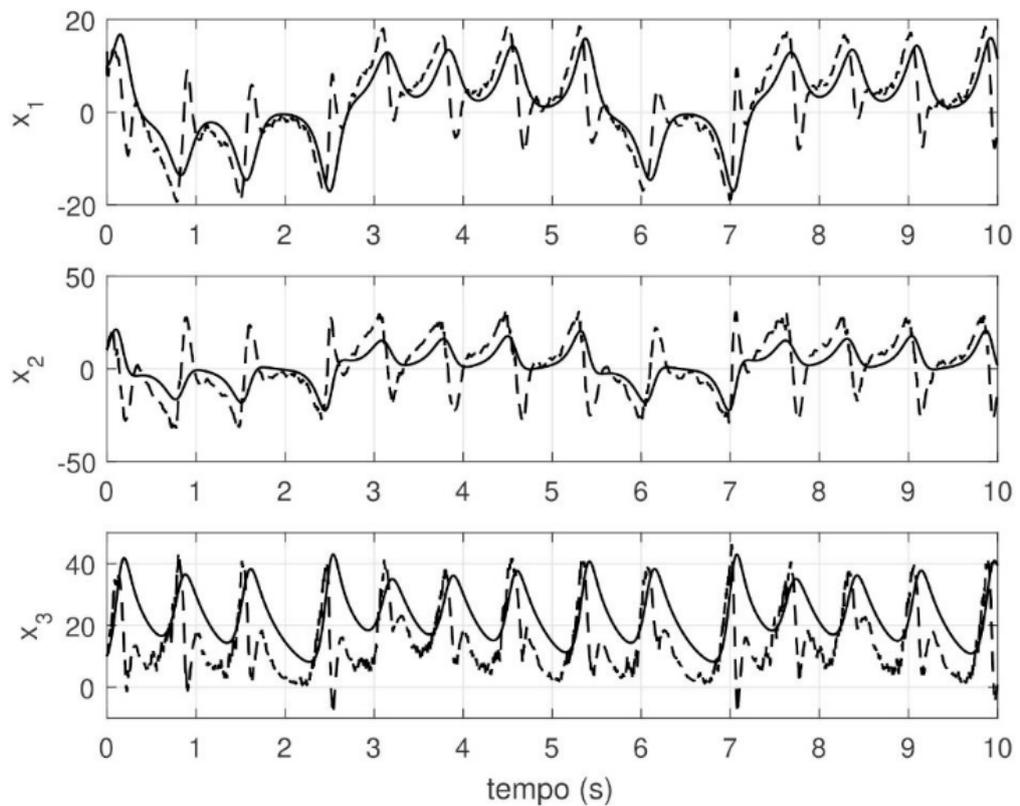


Figura 8: Estimações das variáveis de estado x_1 , x_2 e x_3 pelo FKF baseado na metodologia proposta em Páramo-Carranza et al. (2017) (linha tracejada), comparadas aos comportamentos nominais das respectivas variáveis (linha sólida), para o caso de SNR = 0.65.

4 | CONCLUSÕES

Neste artigo, o projeto de um Filtro de Kalman *Fuzzy* baseado em modelo, em função das componentes espectrais dos dados experimentais, foi proposto. A partir dos resultados obtidos, o FKF baseado na metodologia proposta mostrou-se eficiente na filtragem e estimação dos estados de um sistema dinâmico não linear com comportamento caótico. A covariância dos ruídos de processo e de medição são variáveis empíricas e foram definidas de acordo com o trabalho utilizado para fins de comparação. O número de componentes a serem extraídas dos dados do sistema dinâmico pode ser alterado dependendo da necessidade do projetista. Para fins de trabalhos futuros, a formulação e aplicabilidade desta metodologia no contexto multivariável com modelos *fuzzy* tipo-2, é de particular interesse.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem à CAPES pelo apoio financeiro, e ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Eletricidade da Universidade Federal do Maranhão (PPGEE/UFMA) pelo suporte ao desenvolvimento desta pesquisa.

REFERÊNCIAS

BABUŠKA, R. **Fuzzy Modeling for Control**. [s.l.: s.n.]. v. 12

HUANG, Y.; ZHANG, P.; ZHAO, W. Novel grid multiwing butterfly chaotic attractors and their circuit design. **IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs**, v. 62, n. 5, p. 496–500, 2015.

KALMAN, R. E. A new approach to linear filtering and prediction problems. **Journal of Fluids Engineering, Transactions of the ASME**, v. 82, n. 1, p. 35–45, 1960.

KASASBEH, H.; VISWANATHAN, R.; CAO, L. Noise correlation effect on detection: Signals in equicorrelated or autoregressive(1) Gaussian. **IEEE Signal Processing Letters**, v. 24, n. 7, p. 1078–1082, 2017.

KIM, E. H.; OH, S. K.; PEDRYCZ, W. Design of Reinforced Interval Type-2 Fuzzy C-Means-Based Fuzzy Classifier. **IEEE Transactions on Fuzzy Systems**, v. 26, n. 5, p. 3054–3068, 2018.

PÁRAMO-CARRANZA, L. A. et al. Discrete-time Kalman filter for Takagi–Sugeno fuzzy models. **Evolving Systems**, v. 8, n. 3, p. 211–219, 2017.

PIRES, D. S.; SERRA, G. L. DE O. Methodology for Evolving Fuzzy Kalman Filter Identification Danúbia Soares Pires and Ginalber Luiz de Oliveira Serra * To link to this article : Methodology for Evolving Fuzzy Kalman Filter Identification. v. 17, n. 3, p. 793–800, 2019.

SERRA, G. L. O. (ED.). **Frontiers in Advanced Control Systems**. [s.l.: s.n.].

SERRA, G. L. O. (ED.). **Kalman Filters: Theory for Advanced Applications**. [s.l.: s.n.]. v. i

ZHANG, Y. et al. Deviation-sparse fuzzy C-means with neighbor information constraint. **IEEE Transactions on Fuzzy Systems**, v. 27, n. 1, p. 185–199, 2019.

ZHU, X. et al. Signal Detection in Generalized Gaussian Distribution Noise with Nakagami Fading Channel. **IEEE Access**, v. 7, p. 23120–23126, 2019.

ÍNDICE REMISSIVO

A

Abrasômetro 49, 50, 51, 52, 53, 54, 55, 56

Adesão 23, 31, 32

Ajuste automático 72, 190

Algoritmo genético 36, 37, 42, 47, 72, 73, 75, 76, 78, 79, 80, 81

Aprendizado de máquina 12

Aprendizagem de máquinas 58, 176

Arquitetura paralela 83, 84

Autoleitura 11, 12, 13, 14, 21

Automação 49, 51, 53, 56, 59, 60, 81, 95, 109, 124, 133, 135, 137, 151, 153, 157, 161, 170, 187, 198

Avaliação experimental 96, 109

B

Barreiras 23, 32, 33

C

Calorímetro de alta pressão 96

Casas inteligentes 23, 24, 25, 26, 29, 31, 32, 33

Consumo de energia 12, 13, 14

Controlador fuzzy 135, 142, 143, 145, 146

Controlador PI 1, 99, 124, 131

Controlador PID 72, 74, 75, 79, 81

Controle de processos 135, 136

Controle híbrido 95, 97, 99, 102, 105, 107, 108

Controle PID 74, 78, 83

E

Energia eólica 1, 2, 4

Erro de quantização 124, 125, 126, 127, 133, 134

Estabilidade transitória 36

F

Fuzzy 58, 59, 61, 63, 69, 70, 123, 135, 136, 138, 142, 143, 144, 145, 146, 159, 160, 170, 171, 187, 188, 194, 198, 207, 209, 210, 211, 212, 213, 216, 222, 223, 225, 239

G

Gás natural 58, 59, 69, 70

H

HOG 12, 14, 18, 19, 20, 21, 22

I

Identificação de sistemas 36, 38, 39, 47, 48, 116, 124, 128, 134, 209

L

Ladder 135, 136, 144, 145

Lógica fuzzy 59, 61, 63, 135, 138, 170, 207

LSS 12, 14, 18, 19, 20, 21, 22

M

Máquinas de ensaio 49, 51

Modelagem de carga 36, 37, 38, 39, 46

Modelos matemáticos 1, 3, 10, 38, 39, 128, 135

P

Países desenvolvidos 23, 24, 26, 28, 29

Países emergentes 23, 27, 28, 29, 31

Processamento de imagens 12, 21

Protótipo 73, 79, 82, 83, 84, 86, 93, 148, 149, 150, 167, 168, 189, 196

R

Reconhecimento 11, 12, 13, 14, 16, 17, 19, 20, 21, 110, 112, 113, 123, 174, 176, 179, 203, 204, 210

Refrigeração com dióxido de carbono 96

Robô delta 83, 93, 94

S

Servomecanismo 124, 125, 126, 127, 128, 131, 132, 133, 134

Sistema de posicionamento 83

Supervisor 52, 54, 55, 82, 85, 88, 135, 145

Svm 12, 14, 17, 19, 21, 22

T

Tomada de decisão inteligente 58

Turbina eólica 1, 3, 4, 5, 6, 7, 10

V

Válvulas automáticas industriais 95, 96

 **Atena**
Editora

2 0 2 0