

Energia Elétrica e Sustentabilidade 2

Jaqueline Oliveira Rezende
(Organizadora)



Atena
Editora

Ano 2018

JAQUELINE OLIVEIRA REZENDE

(Organizadora)

Energia Elétrica e Sustentabilidade

2

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

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP) (eDOC BRASIL, Belo Horizonte/MG)	
E56	Energia elétrica e sustentabilidade 2 [recurso eletrônico] / Organizadora Jaqueline Oliveira Rezende. – Ponta Grossa (PR): Atena Editora, 2018. – (Energia Elétrica e Sustentabilidade; v. 2) Formato: PDF Requisitos de sistema: Adobe Acrobat Reader Modo de acesso: World Wide Web Inclui bibliografia ISBN 978-85-85107-46-8 DOI 10.22533/at.ed.468180110 1. Desenvolvimento energético – Aspectos ambientais. 2. Desenvolvimento sustentável. 3. Energia elétrica. I. Rezende, Jaqueline Oliveira. CDD 338.4
Elaborado por Maurício Amormino Júnior – CRB6/2422	

O conteúdo do livro 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

APRESENTAÇÃO

A sustentabilidade pode ser entendida como a capacidade de o ser humano utilizar os recursos naturais para satisfazer as suas necessidades sem comprometer esses recursos para atender as gerações futuras. Nesse contexto, a sustentabilidade está inter-relacionadas em diversos setores, sendo os principais o social, o ambiental e o econômico. Dessa forma, constitui um dos desafios da sociedade moderna o desenvolvimento sustentável que objetiva preservar o meio ambiente durante a realização de outras atividades.

A energia elétrica representa um dos principais pilares para o progresso econômico de uma nação e, conseqüentemente, para o atendimento de inúmeras necessidades da humanidade. Portanto, esse setor também tem se preocupado com a geração, a transmissão, a distribuição de energia elétrica e a construção de novos empreendimentos, como as usinas hidrelétricas, de maneira a preservar o meio ambiente. Logo, a Engenharia Elétrica tem apresentado significativas pesquisas e resultados de ações pautadas na sustentabilidade.

Neste ebook é possível notar que a relação da Engenharia Elétrica e a Sustentabilidade é de preocupação de diversos profissionais envolvidos nesse setor, sendo esses advindos da academia, das concessionárias de energia elétrica e do governo. Dessa forma, são apresentados trabalhos teóricos e resultados práticos de diferentes formas de aplicação da preservação do meio ambiente na engenharia elétrica.

Inicialmente são apresentados artigos que discorrem sobre o desenvolvimento sustentável e a sustentabilidade ambiental, custos ambientais em empreendimentos de geração de energia elétrica, recuperação ambiental, conservação da fauna, políticas administrativas e direcionamento de resíduos eletrônicos.

Em seguida, são descritos estudos sobre formas de geração de energia elétrica renováveis não convencionais, sendo apresentadas a energia eólica e a energia solar fotovoltaica. Essas formas de geração contribuem para o desenvolvimento sustentável, uma vez que geram energia elétrica utilizando recursos naturais não finitos, o vento na geração eólica e o sol na geração fotovoltaica.

Além disso, neste exemplar são expostos artigos que contemplam diversas áreas da engenharia elétrica, como redes smart grids, sistema de proteção, operação remota de usinas hidrelétricas, inteligência computacional aplicada a usina termelétrica, transformadores de potência, linhas de transmissão, tarifa horária, lâmpadas led, prevenção de acidentes em redes de média tensão e eficiência energética.

Jaqueline Oliveira Rezende

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1	1
PROSPECÇÃO DE PARQUES HIDROKINÉTICOS ANÁLISE COMPARATIVA ENTRE PROJETOS NOS RIOS IGUAÇU E PARANÁ	
<i>Marcos Aurélio de Araujo</i>	
CAPÍTULO 2	10
TROCADOR DE CALOR – INOVAÇÃO NO AQUECIMENTO DE ÁGUA, FUNCIONAMENTO, RESULTADOS E COMPARAÇÃO COM TECNOLOGIAS SEMELHANTES	
<i>Odair Deters</i>	
<i>Paulo Valdocci Pereira</i>	
<i>Valério Monteiro</i>	
CAPÍTULO 3	23
SISTEMA ÓPTICO CWDM COMO PLATAFORMA DE MONITORAÇÃO DE ATIVOS E DE COMUNICAÇÃO DE DADOS PARA REDES SMART GRIDS	
<i>João Batista Rosolem</i>	
<i>Danilo César Dini</i>	
<i>Claudio Antonio Hortêncio</i>	
<i>Eduardo Ferreira da Costa</i>	
<i>Rivael Strobel Penze</i>	
<i>João Paulo Vicentini Fracarolli</i>	
<i>Carlos Alexandre Meireles Nascimento</i>	
<i>Vítor Faria Coelho</i>	
CAPÍTULO 4	37
PORTAL OPERACIONAL DE EQUIPAMENTOS ESPECIAIS DA REDE DE DISTRIBUIÇÃO - UMA FERRAMENTA PARA GESTÃO DA CONFORMIDADE E DA CONTINUIDADE NO FORNECIMENTO DE ENERGIA ELÉTRICA	
<i>Rafael Cassiolato de Freitas</i>	
<i>Sadi Roberto Schiavon</i>	
CAPÍTULO 5	46
MODERNIZAÇÃO DOS SISTEMAS DE PROTEÇÃO, CONTROLE E SUPERVISÃO DA USINA HIDRELÉTRICA DE SAMUEL	
<i>Davi Carvalho Moreira</i>	
<i>Daniel Simões Pires</i>	
<i>Danilo Gomes Matias</i>	
<i>Heleno Fülber</i>	
<i>Bruno Merlin</i>	
CAPÍTULO 6	62
OPERAÇÃO REMOTA DE USINAS PELO CENTRO DE OPERAÇÃO DA GERAÇÃO DA ELETROBRAS ELETRONORTE	
<i>Davi Carvalho Moreira</i>	
<i>Daniel Simões Pires</i>	
<i>Danilo Gomes Matias</i>	
<i>Juliano Cortes de Souza</i>	
<i>Leonardo Siqueira Rodrigues</i>	
<i>Heleno Fülber</i>	
<i>Bruno Merlin</i>	
CAPÍTULO 7	70
ABORDAGEM DE INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL APLICADA PARA MODELAGEM PREDITIVA DE EMISSÕES DE NOX E CO DE UMA TURBINA A GÁS DE UMA USINA TERMELÉTRICA DE CICLO COMBINADO	
<i>Eduardo Massashi Yamao</i>	
<i>Juliano Pierezan</i>	

João Paulo Silva Gonçalves
Marcos Cesar Gritti
Luís Gustavo Tomal Ribas
Flávio Chiesa
Victor Manuel Lopes dos Santos
Marcos de Freitas
André da Silva Orlandi
Leandro dos Santos Coelho

CAPÍTULO 8 82

CONFIRMAÇÃO DA EFICÁCIA DO ENSAIO DE RESPOSTA DO DIELÉTRICO DE TRANSFORMADORES DE POTÊNCIA E BUCHAS CAPACITIVAS COMO TÉCNICA DE MANUTENÇÃO PREDITIVA

Hugo Rafael Freitas Negrão
Fernando de Souza Brasil
Bárbara Medeiros Campos
Maria Emília de Lima Tostes
Jorge Augusto Siqueira Tostes
Paulo Roberto Moutinho de Vilhena

CAPÍTULO 9 96

A EXPERIÊNCIA DA ELETRONORTE NA IMPLANTAÇÃO DA ANÁLISE DE RESPOSTA EM FREQUÊNCIA PARA DIAGNÓSTICO DE REATORES E TRANSFORMADORES DE POTÊNCIA

Vanessa de Cássia Viana Martins Beltrão

CAPÍTULO 10 113

ANÁLISE DE DESEMPENHO DA LINHA DE TRANSMISSÃO 230 KV DO SISTEMA DE TRANSMISSÃO DE RONDÔNIA OPERANDO COM CABOS PARA-RAIOS ISOLADOS E ENERGIZADOS EM MÉDIA TENSÃO

José Ezequiel Ramos
Alexandre Piantini
Ary D'Ajuz
Valdemir Aparecido Pires
Paulo Roberto de Oliveira Borges

CAPÍTULO 11 126

ESTUDO DE APLICAÇÃO DO DISPOSITIVO SVC NA LINHA DE TRANSMISSÃO MESQUITA VIANA II

Alcebíades Rangel Bessa
Lucas Frizera Encarnação
Paulo José Mello Menegáz

CAPÍTULO 12 143

IMPLANTAÇÃO DA LINHA DE TRANSMISSÃO SUBTERRÂNEA 230KV CIRCUITO DUPLO DA COPEL

Márcio Tonetti
Ilmar da Silva Moreira
João Nelson Hoffmann

CAPÍTULO 13 153

TRANSMISSÃO DE ENERGIA SEM FIO: ESTUDO POR INDUÇÃO ELETROMAGNÉTICA E ACOPLAMENTO MAGNÉTICO RESSONANTE

Guilherme Hideki Shibukawa
Eric Eduardo Goveia Pandolfo
Ricardo Andreola
Emerson Charles Martins da Silva

CAPÍTULO 14 168

TARIFAS HORÁRIAS PARA SISTEMA DE TRANSMISSÃO CONSIDERANDO O SINAL LOCACIONAL

Marcio Andrey Roselli
André Meister

*Denis Perez Jannuzzi
Robson Kuhn Yatsu
André Veiga Gimenes
Miguel Edgar Morales Udaeta*

CAPÍTULO 15..... 178

AVALIAÇÃO DAS LÂMPADAS LED NO MERCADO BRASILEIRO (ARTIGO APRESENTADO NO XXIV SNPTEE)

*Alessandra da Costa Barbosa Pires de Souza
Maurício Barreto Lisboa
Willians Felipe de Oliveira Rosa*

CAPÍTULO 16..... 185

AVALIAÇÃO DO MÉTODO INDEPENDENTE DE MEDIÇÃO DE PERTURBAÇÕES RADIADAS – ANEXO B DA CISPR 15 (ARTIGO APRESENTADO NO XXIV SNPTEE)

*Alessandra da Costa Barbosa Pires de Souza
Maurício Barreto Lisboa
Willians Felipe de Oliveira Rosa*

CAPÍTULO 17 193

PADRÕES DE QUALIDADE PARA SERVIÇOS DE PINTURA ANTICORROSIVA APLICADOS AO SETOR ELÉTRICO

*Alberto Pires Ordine
Cristina da Costa Amorim
Marcos Martins de Sá
Elber Vidigal Bendinelli*

CAPÍTULO 18..... 209

AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO, PRODUTIVIDADE E CUSTOS DE TECNOLOGIAS DE PROTEÇÃO ANTICORROSIVA PARA ESTRUTURAS ENTERRADAS DE LINHAS DE TRANSMISSÃO

*Cristina da Costa Amorim
Alberto Pires Ordine
Marcos Martins de Sá
Wendell Porto de Oliveira*

CAPÍTULO 19..... 221

ANÁLISE DE QUASE-ACIDENTES, OCORRIDOS NA ATIVIDADE DE MANUTENÇÃO DE REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA DE MÉDIA TENSÃO, COMO MEIO EFICAZ E PROATIVO NA PREVENÇÃO DE ACIDENTES

*Cristiano José Gober
Cresencio Silvio Segura Salas*

CAPÍTULO 20..... 235

PORTAL R3E COMO FERRAMENTA INDUTORA E DISSEMINADORA DE EFICIÊNCIA ENERGÉTICA EM EDIFICAÇÕES

*Clara Ovídio de Medeiros Rodrigues
Marcelo Bezerra de Melo Tinoco
Aldomar Pedrini
Edison Alves Portela Junior
João Queiroz Krause
Marco Aurélio Ribeiro Gonçalves Moreira
Fernando Pinto Dias Perrone*

CAPÍTULO 21..... 246

HIERARQUIA DAS NECESSIDADES E RESILIÊNCIA NO PAGAMENTO DE SERVIÇOS PÚBLICOS UTILIZADOS: UM ESTUDO DE CASO VOLTADO A ENERGIA ELÉTRICA RESIDENCIAL

*Ana Lúcia Rodrigues da Silva
Fernando Amaral de Almeida Prado Jr.
Carolina Rodrigues de Almeida Prado*

CAPÍTULO 22 258

PROJETO PILOTO PARCELAMENTO PRÓ-ATIVO DE DÉBITOS DE IRREGULARIDADE

Diego Rivera Mendes

Julio Eloi Hofer

Rafael Luís de Avila

CAPÍTULO 23 267

MODELAGEM ESTRATÉGICA PARA A CARACTERIZAÇÃO DAS CONDIÇÕES DE ANTECIPAÇÃO DO ATENDIMENTO AO CLIENTE PARA A MELHORIA OPERACIONAL E DE SERVIÇOS

Carlos Alberto Fróes Lima

Anderson Diego Machiaveli

Luciano E. A. Peres

Tales Neves Anarelli

SOBRE A ORGANIZADORA 287

ABORDAGEM DE INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL APLICADA PARA MODELAGEM PREDITIVA DE EMISSÕES DE NOX E CO DE UMA TURBINA A GÁS DE UMA USINA TERMELÉTRICA DE CICLO COMBINADO

Eduardo Massashi Yamao

Lactec

Curitiba – PR

Juliano Pierezan

Lactec

Curitiba – PR

João Paulo Silva Gonçalves

Lactec

Curitiba – PR

Marcos Cesar Gritti

Lactec

Curitiba – PR

Luís Gustavo Tomal Ribas

Lactec

Curitiba – PR

Flávio Chiesa

U.E.G. Araucária

Araucária – PR

Victor Manuel Lopes dos Santos

U.E.G. Araucária

Araucária – PR

Marcos de Freitas

Companhia Paranaense de Energia - COPEL

Curitiba – PR

André da Silva Orlandi

Companhia Paranaense de Energia - COPEL

Curitiba – PR

Leandro dos Santos Coelho

Pontifícia Universidade Católica-PR e

Universidade Federal do Paraná - UFPR

Curitiba – PR

RESUMO: O tratamento adequado das emissões gasosas provenientes de processos industriais é fundamental para a preservação do meio ambiente e de seus recursos fornecidos à sociedade. Isso faz com que o termo “responsabilidade socioambiental” seja um tema relevante e que deve ser tratado com seriedade em todas as áreas do conhecimento. Na produção de energia elétrica, os insumos nem sempre são renováveis e geram gases poluentes lançados no meio ambiente. Esta pesquisa apresenta a identificação de modelos caixa-preta preditivos com estrutura de modelo MISO (*Multi-Inputs, Single-Output*) de emissões dos gases poluentes Óxidos de Nitrogênio (NOx) e Monóxido de Carbono (CO) de uma turbina a gás natural. A pesquisa utiliza uma metodologia de associação de técnicas de Inteligência Computacional com dados reais coletados diretamente da turbina. Os resultados obtidos demonstram que os modelos identificados são capazes de abstrair o processo de combustão com valores de MAPE abaixo de 10% e proporcionam a estimativa antecipada das parcelas de NOx e CO.

PALAVRAS-CHAVE: Turbina a gás, NOx, CO, Identificação não-linear, Inteligência Computacional.

ABSTRACT: Proper treatment of gaseous emissions from industrial processes is essential

for the preservation of the environment and its resources provided to society. This makes the term “socio-environmental responsibility” a relevant topic and must be treated with seriousness in all areas of knowledge. In the production of electric energy, the inputs are not always renewable and generate polluting gases released into the environment. This research presents the identification of predictive black-box models with a MISO (Multi-Inputs, Single-Output) model of emissions of the pollutant gases Nitrogen Oxides (NO_x) and Carbon Monoxide (CO) from a natural gas turbine. The research uses a methodology of association of Computational Intelligence techniques with real data collected directly from the turbine. The results show that the identified models are capable of abstracting the combustion process with MAPE values below 10% and provide the early estimation of the NO_x and CO plots.

KEYWORDS: *Gas turbine, NO_x, CO, Nonlinear identification, Computational Intelligence.*

1 | INTRODUÇÃO

Em 2016 cerca de 32,33 % do gás natural ofertado ao mercado no Brasil foi consumido para a geração de energia em usinas termelétricas [1]. Desta forma, dominar o conhecimento dos processos de combustão é extremamente importante, pois através destes processos, pode-se definir parâmetros de operação, calcular o consumo de combustíveis e quantificar as emissões de gases poluentes em turbinas a gás.

Os gases de exaustão, proveniente de turbinas a gás *Heavy Duty*, possuem em sua composição o monóxido de carbono (CO) e os óxidos de nitrogênio (NO_x) [2]. Os óxidos de nitrogênio presentes no processo de combustão das turbinas a gás são majoritariamente o óxido nítrico NO e o dióxido de nitrogênio NO₂, comumente referidos por NO_x que possuem três processos de formação sendo NO_x térmico, NO_x combustível e NO_x imediato [3]. O NO_x é um gás altamente poluente e tóxico, podendo causar danos à saúde [4] e [5]. Uma das tecnologias para reduzir as emissões de NO_x tecnologia é o *dry-low emissions*, que consiste em manter a combustão em temperaturas abaixo de 1600K, impedindo a formação do NO_x térmico. No entanto, o monóxido de carbono (CO), outro poluente resultante da combustão, aumenta sua formação em temperaturas mais baixas. O CO é um gás incolor, inodoro e tóxico formado quando a combustão é incompleta, ou seja, quando o oxigênio fornecido a combustão é insuficiente [6]. Devido a estes fatores, as emissões de NO_x e CO são regulamentadas por lei no Brasil pelo CONAMA [7]. Logo, o desenvolvimento de métodos para predição dos gases de exaustão de turbinas a gás visa auxiliar na geração de esforços para que haja uma gestão ambiental de resíduos eficiente, responsável e rentável, sendo de suma importância para o setor de geração termelétrica.

Na literatura, previsões de NO_x e CO normalmente são realizadas utilizando modelos matemáticos encontrados por princípios físicos e simulação computacional.

Uma destas abordagens é utilizar a teoria de Cadeias de Reatores Químicos (CRQ) com *softwares* de simulação como o CHEMIKIN [8] em conjunto com softwares de fluidodinâmica computacional (CFD) [9]. A simulação da combustão envolve a resolução de muitas equações diferenciais parciais advindas das leis físico-químicas do sistema como conservação de massa global, momento, cinética química etc., no entanto, isto exige um alto custo computacional. A simulação por CRQ consiste em utilizar modelos matemáticos de componentes idealizados de um processo químico contínuo como o Reator Perfeitamente Agitado (RPA) e o Reator de Escoamento Uniforme (REU). A ênfase da modelagem e simulação do processo da combustão é dado a cinética química sendo a fluidodinâmica do sistema simplificada [10]. Além de utilizar softwares de simulação que possuem *solvers* contendo o equacionamento, é necessário conhecimento de parâmetros específicos do sistema, os quais nem sempre estão disponíveis. Em identificação de sistemas esta diretriz pode ser classificada com uma modelagem do tipo caixa branca, ou seja, o modelo matemático é baseado majoritariamente nas leis físicas que regem o processo. Outra abordagem é a modelagem caixa preta que utiliza dados adquiridos diretamente da entradas e saídas do processo para encontrar modelos matemáticos que os relacione sem seguir obrigatoriamente as leis da física. Embora os modelos encontrados por esta abordagem não possam explicar as características físicas do sistema, eles conseguem representar a dinâmica da planta de forma precisa e satisfatória. A identificação de sistemas utilizando inteligência computacional é do tipo caixa preta e suas técnicas já foram utilizadas para prever emissões de turbinas a gás como máquinas de vetores suporte [11] e redes neuro-fuzzy [12] apresentando bons resultados.

A justificativa em utilizar técnicas de inteligência computacional está no fato de que a teoria clássica de identificação de sistemas é baseada em modelos lineares de entrada e saída (SISO, *single input single output*) e requerem que o sinal de entrada seja pré-determinado com a característica de excitação persistente para a estimação dos parâmetros do modelo [13]. No entanto, os fenômenos que ocorrem em uma turbina a gás são complexos (alta não linearidade), envolvendo muitas variáveis (MIMO, *Multiple Inputs Multiple Output*) e não é possível realizar testes controlados com entradas que possuem a característica de excitação persistente na turbina. Logo, o uso das técnicas de inteligência computacional é justificado, pois conseguem lidar com estas características e limitações. Além disso, a teoria por trás das técnicas de inteligência computacional como redes neurais, lógica nebulosa e otimização meta-heurística no contexto da identificação de sistemas também já está bem desenvolvida [14]. Sendo assim, o objetivo de utilizar tais técnicas era encontrar modelos matemáticos não lineares do tipo MISO (*Multiple Inputs Single Output*) que fossem capazes de reproduzir a dinâmica do sistema com o intuito de prever as emissões de NO_x e CO.

A metodologia utilizada para realizar a identificação consistiu em duas etapas principais. A primeira buscou-se encontrar as entradas mais correlacionadas com o comportamento do NO_x e CO utilizando algoritmos para extração de padrões como

regressão sequencial com mínimos quadrados ortogonal (*Forward Regression Orthogonal Least Squares*, FROLS) [14] e análise de componentes principais (*Principal Component Analysis*, PCA) [13].

O objetivo desta etapa era manter a dimensionalidade dos modelos baixa (menor número de entradas) e embora não explicitamente, tentar encontrar relações de causalidade entre as entradas selecionadas pelos algoritmos e as saídas, com base em conhecimentos prévios sobre a turbina. A segunda etapa consistiu em aplicar as técnicas de inteligência computacional para encontrar os modelos matemáticos que relacionassem as emissões de NOx e CO com as entradas selecionadas. Nesta etapa aplicou-se redes neurais como a RBF (RNA de função de base radial), redes neuro-fuzzy e otimização multiobjectivo. A qualidade dos modelos foi mensurada utilizando critérios de seleção como o MAPE (Erro absoluto médio percentual) e validação cruzada.

O trabalho está organizado da seguinte maneira. Na seção 2 é apresentada uma breve explicação sobre o comportamento da turbina e sua disposição física. Na seção 3 as técnicas de inteligência computacional são apresentadas de forma simplificada. Nas seções 4 e 5 os resultados e a conclusão são expostos respectivamente.

2 | DESCRIÇÃO FÍSICA DA TURBINA A GÁS UTILIZADA

A turbina a gás utilizada para estudo neste trabalho é do tipo *Heavy Duty* com baixa emissão de poluentes (*Dry low emissions*) e faz parte de uma usina termoeletrica composta por duas turbinas a gás e uma a vapor em ciclo combinado. Ela pode produzir 160MW de potência a 37% de eficiência em ciclo simples e 240MW com eficiência de 54% a ciclo combinado. Ela pode ser representada de forma simplificada por um compressor, câmara de combustão e turbina como mostrado na Figura 1.

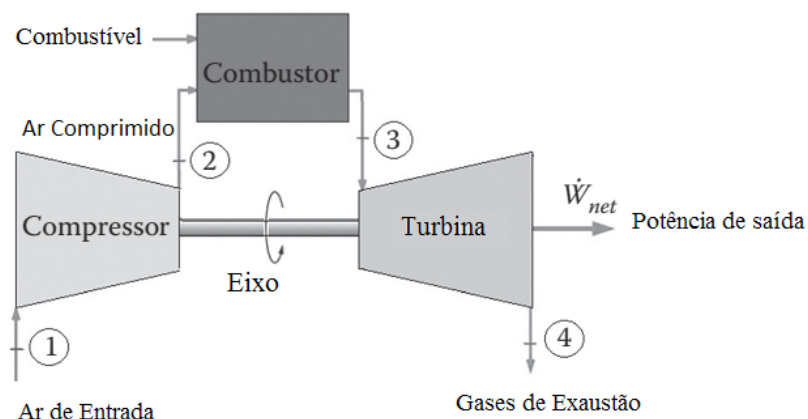


Figura 1 - Modelo físico simplificado de uma turbina a gás [15].

O compressor da turbina é do tipo axial e possui 16 estágios (conjuntos de palhetas) montados sobre um único eixo, garantindo para regimes diferentes pressões e vazões

constantes. O ar entra no compressor pelo sistema de admissão em forma de sino que possui alta eficiência aerodinâmica. Na entrada de ar, o compressor possui palhetas diretoras variáveis (*Inlet Guide Vane – IGV*) que controlam a vazão de entrada de ar impedindo perdas. Além disso, existem sangrias de ar comprimido, no sexto, décimo e décimo terceiro estágio que são utilizados na turbina para resfriamento. O ar sai do compressor e entra na descarga do compressor que então internamente direciona ao conjunto de 16 combustores. Os combustores são câmeras cilíndricas, onde a queima é realizada no bocal de entrada. Os combustores para baixa emissões de poluente utilizam um mecanismo de pré-mistura antes da ignição, fazendo assim com que a temperatura da queima seja mais baixa. Na saída dos combustores, os gases quentes são direcionados para a palhetas da turbina pela peça de transição. A expansão dos gases faz a turbina girar aplicando torque ao eixo e os gases residuais saem pelo sistema de exaustão. Mais considerações como modelagem e funcionamento sobre a turbina a gás utilizada e turbinas a gás em geral podem ser encontradas em [16].

3 | TÉCNICAS DE INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL

O ramo da inteligência computacional é uma subárea da inteligência artificial onde um computador aprende determinados padrões e comportamentos através da análise de dados. Geralmente as técnicas utilizadas em inteligência computacional são baseadas em fenômenos naturais como a seleção natural. Elas são aplicadas para resolver problemas complexos onde a modelagem matemática tradicional se torna complicada na análise, pois os problemas podem possuir várias incertezas, possuir comportamento aleatório (estocásticos) ou pela dificuldade de colocar o comportamento do sistema em termos matemáticos precisos. As técnicas buscam utilizar maneiras semelhantes ao raciocínio humano, ou seja, conhecimento inexato e que geram decisões que se adaptam. Neste trabalho as principais técnicas utilizadas foram as redes neurais artificiais, a lógica fuzzy e a otimização meta-heurística. Nas próximas seções é apresentado de maneira simplificada o funcionamento de cada uma delas [17].

3.1 Redes Neurais Artificiais

As Redes Neurais Artificiais (RNAs) são técnicas computacionais que apresentam um modelo matemático inspirado na estrutura neural de organismos inteligentes e que adquirem conhecimento através da experiência. Podem ser utilizadas para problemas de classificação, regressão e agrupamento de dados. A estrutura fundamental de uma rede neural é o neurônio. O neurônio em uma rede neural é um modelo matemático que busca imitar a função de um neurônio biológico. Em um neurônio biológico as informações recebidas são um somatório de entradas captadas pelos dendritos, ponderadas pelos pesos sinápticos e aplicadas a uma transformação linear ou não

linear. O resultado desta transformação (saída) é transmitido pelos axônios. Na Figura 2 uma representação do neurônio biológico e seu modelo matemático são mostrados, em que x_n são as entradas, θ_m os pesos sinápticos, $f(\cdot)$ é a função de mapeamento ou ativação e y a saída [18].

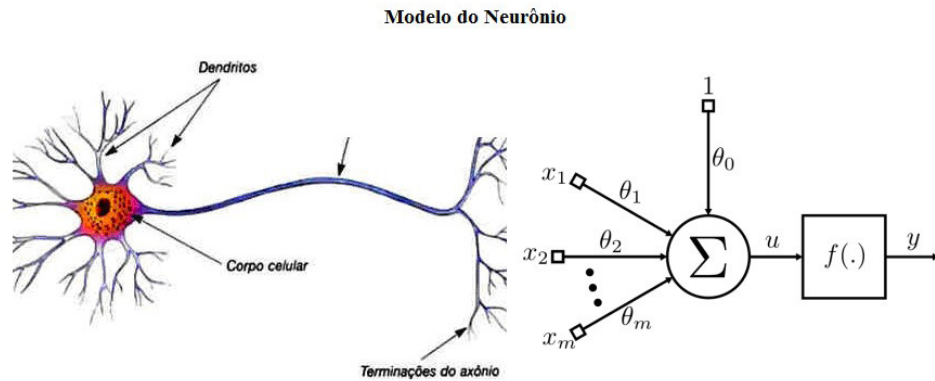


Figura 2 - Neurônio biológico e modelo matemático [18].

As RNAs são formadas por camadas de neurônios interligadas umas às outras, sendo elas a camada de entrada, camadas ocultas e camadas de saída. Elas podem ser classificadas de diversas maneiras, principalmente pelo fluxo de sinal e pelo tipo de função de ativação utilizado na rede. O fluxo de sinal da rede define se a rede é *feedforward*, onde o sinal “flui” apenas da entrada para a saída, ou se a rede é recorrente (*feedback*), onde o sinal flui tanto da entrada para a saída quanto vice-versa. Redes recorrentes são dinâmicas (dependem dos valores das entradas e saídas atuais e passadas do sistema) e redes *feedforward* são estáticas (dependem apenas dos valores atuais das entradas).

As funções de ativação também são importantes no comportamento da rede. Redes *multilayer perceptron* (MLP) majoritariamente utilizam funções sigmóides e tangente hiperbólicas para modelarem comportamentos não lineares. Redes de função de base radial utilizam funções como a Gaussiana, que podem ser caracterizadas por dois parâmetros, o centro (média na Gaussiana) e o raio (variância ou desvio padrão na Gaussiana).

3.2 Sistemas nebulosos e lógica fuzzy

A lógica Fuzzy ou lógica nebulosa é uma teoria para lidar com incertezas, diferente da teoria da probabilidade e da lógica binária. A lógica Fuzzy lida com incertezas no conceito de “meias verdades”, onde algo pode ser completamente falso ou verdadeiro, mas também possui valores intermediários. Um exemplo entre como a probabilidade e lógica Fuzzy diferem para considerar incertezas é dado abaixo:

- Probabilidade – “Grau de crença” ou o quão se acredita que algo irá ocorrer. Se $P(A) = 80\%$, logo se acredita que a cada 10 ocorrências de um experimento,

onde o espaço amostral possui A como um evento, 8 vezes o evento A ocorrerá.

- Lógica Fuzzy – “Grau de verdade” ou o quão verdadeiro é algo.

Dado a afirmação, “X é uma pessoa alta”, considerando que X possui 1.70m, o quão verdadeiro é esta afirmação.

No exemplo de lógica fuzzy, a incerteza não está na altura de X (já que ela é conhecida), mas no significado linguístico de “alto”. Sendo assim, percebe-se que a lógica fuzzy trata-se de como modelar conceitos vagos e não incertezas como na teoria da probabilidade. Como apresentado, a teoria nebulosa lida com conceitos onde seus significados não são totalmente definidos, ou seja, fazem parte de conjuntos nebulosos. As duas definições importantes da lógica nebulosa são:

- Variável linguística – Conceito a ser tratado pela lógica Fuzzy.
- Ex: Temperatura
- Termos primários – caracterizam o conceito.
- Ex: Frio e Muito Quente
- Universo de discurso – Intervalo a ser estudado.
- Ex: 10° a 40°
- Regras Nebulosas – As regras nebulosas são a base de decisão da lógica Fuzzy.
 - ◇ Representam regras para inferir sobre o fenômeno estudado. O conjunto de regras forma a base de conhecimento. Exemplo, “**Se** a temperatura está alta e continua aumentando, **então** ligue um pouco o refrigerador”. As regras nebulosas podem ser construídas pelo conhecimento de um especialista sobre o sistema ou por algoritmos que as criam automaticamente utilizando dados.

A modelagem Fuzzy é definida em três etapas a Fuzzyficação, a Inferência e a Defuzzyficação. A Fuzzyficação consiste em transformar valores numéricos em valores “linguísticos” por funções de pertinência. Existem várias funções de pertinência como triangular, *singleton*, trapezoidal entre outras. A Inferência consiste no mecanismo que define quais regras do banco de regras foram ativadas utilizando da teoria de conjuntos nebulosos. A Defuzzyficação transforma os valores gerados pela inferência em valores numéricos reais novamente, por exemplo utilizando a fórmula do centro de massa. A Figura 3 sumariza os processos de Fuzzyficação, Inferência e Defuzzyficação e apresenta a estrutura de um modelo Fuzzy, conhecido por modelo de Mamdani [19]. Para aplicações da lógica Fuzzy a modelagem de sistema e um tratamento matemático mais rigoroso o leitor é direcionado a [20].

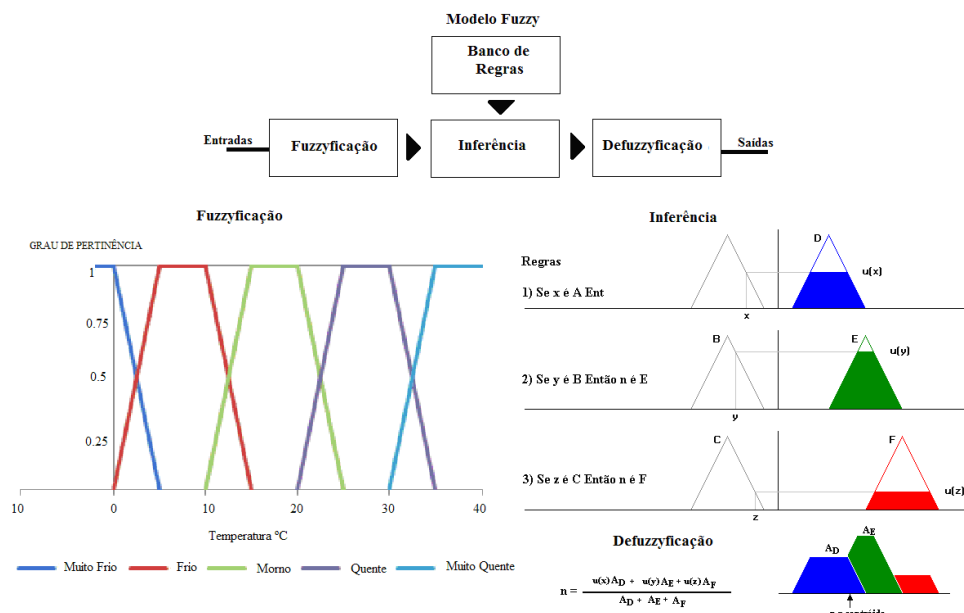


Figura 3 – Fuzzyficação, Inferência e Defuzzyficação.

4 | RESULTADOS

Nesta seção são apresentadas as técnicas de identificação aplicadas ao problema, bem como seus respectivos parâmetros, a configuração experimental e os modelos caixa-preta obtidos no processo.

4.1 Parametrização da identificação

Os modelos caixa-preta obtidos na presente pesquisa podem ser definidos como *Multi-Input Single-Output* (MISO) preditivos e não auto regressivos, uma vez que os valores estimados não dependem de seus próprios valores estimados anteriormente e o atraso mínimo permitido para as entradas é 60 (um minuto). Os regressores são re-amostrados a cada cinco segundos e o número máximo de atrasos permitido para as entradas é igual a 20. Portanto, as amostras das entradas consideradas para os modelos variam de $k-60$ até $k-160$.

As entradas dos modelos foram selecionadas de acordo com o algoritmo de regressão sequencial com mínimos quadrados ortogonal (FROLS). Os FROLS é uma técnica utilizada em regressão linear e não linear capaz de selecionar os regressores (entradas) que mais influenciam a saída. A ideia do FROLS é transformar um conjunto de dados de entradas em uma base ortogonal, ou seja, o produto interno entre dois vetores diferentes da base é igual zero. Se dois regressores são ortogonais, eles não possuem correlação (interdependência nula), logo o algoritmo descarta regressores redundantes automaticamente. Além disso o algoritmo conta com critérios de parada que dão maior peso de importância a modelos de ordem reduzida. Desta maneira, mantém-se a parcimônia (baixa dimensionalidade) e maior capacidade de generalização do modelo, evitando *overfitting* [14].

Para a avaliação dos resultados foram empregados o Erro Médio Quadrado (MSE – *Mean Squared Error*) e o Erro Percentual Absoluto Médio (MAPE – *Mean Absolute Percentual Error*), bem como o tempo de treinamento das técnicas. Vale observar que a máquina usada para as simulações estava sendo usada para outras tarefas durante o processo e as configurações da mesma são processador Intel Core i7 2.93GHz, 10GB de RAM, 1333MHz e sistema operacional 64 bits.

4.2 Parametrização das técnicas

Na presente pesquisa foram empregadas as Redes Neurais Artificiais (RNA) Perceptron Multicamadas (MLP – *Multi-Layer Perceptron*) com função de ativação tangente sigmoide e treinamento por meio do algoritmo Levenberg-Marquardt (LM) [21], Mínimos Quadrados (MQ) e uma rede neural nebulosa Fuzzy clusterizada usando Fuzzy *c-means* [22] e com pesos treinados por meio da pseudo-inversa de Moore-Penrose [23]. As redes MLP e Fuzzy foram configuradas com cinco neurônios, sendo que foram executadas 100 iterações com $Mu = 1e-3$ para o algoritmo LM e 50 iterações com critério de parada $1e-3$ para a rede Fuzzy. O treinamento e validação das técnicas foi realizado utilizando 90% dos dados para treinamento e 10 % para validação (A partir da amostra 13500).

4.3 Modelos caixa-preta obtidos

A Figura 4 é o comportamento da potência fornecida pela turbina. Analisando a Figura 4 e as Figuras 5 e 6, percebe-se a influência da potência nas emissões, especialmente que as emissões possuem os maiores valores na faixa de maior potência.

O comportamento do NOX e do CO encontrados pelas técnicas são apresentados nas Figuras 5 e 6. Analisando os dados da Tabela 1 e Tabela 2 observa-se que todas as técnicas apresentaram MSE e MAPE baixos. No entanto, as técnicas com os menores índices de desempenho também apresentam maior tempo de treinamento. Cada técnica utilizada consegue capturar informações diferentes dos dados. Sendo assim, optou-se por combinar os resultados para se obter uma estimação melhor e mais robusta através de uma combinação linear pela pseudo-inversa. O MSE e MAPE para o NOx e CO da combinação linear também são apresentadas na Tabela 1 e Tabela 2. Para o CO, a combinação linear apresentou um MAPE um pouco maior, no entanto, isso é devido ao comportamento variável dos dados medidos. O tempo de treinamento da combinação linear é próximo ao do mínimos quadrados.

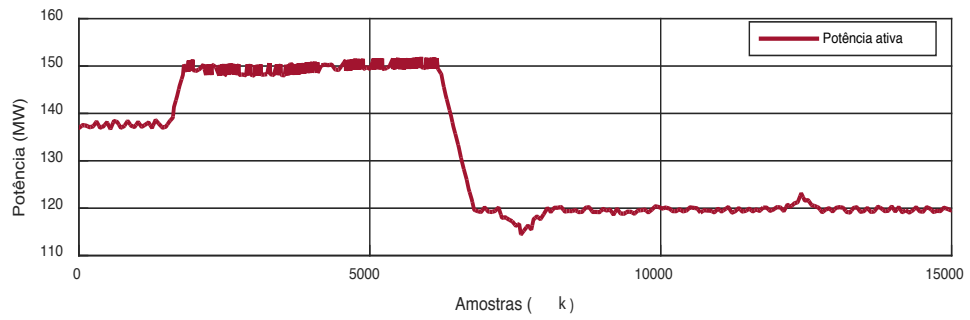


Figura 4 - Gráfico de potência ativa proveniente de uma turbina a gás.

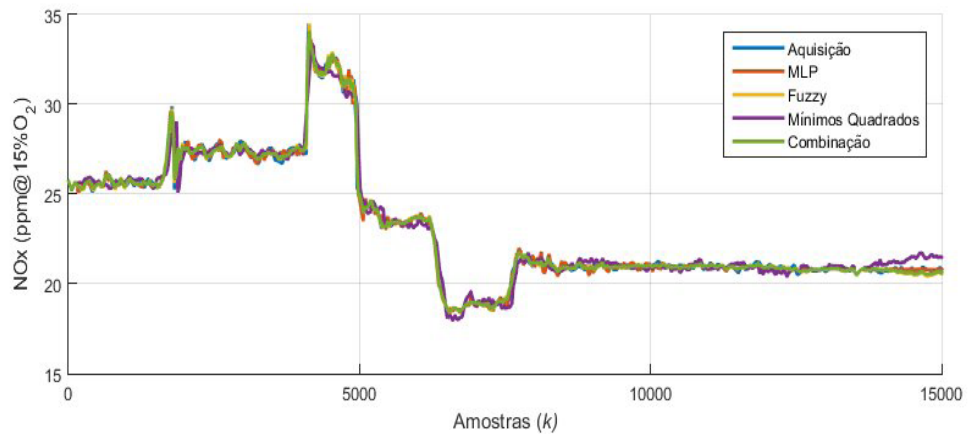


Figura 5 - Comportamento NOx medido (Aquisição) e previsto.

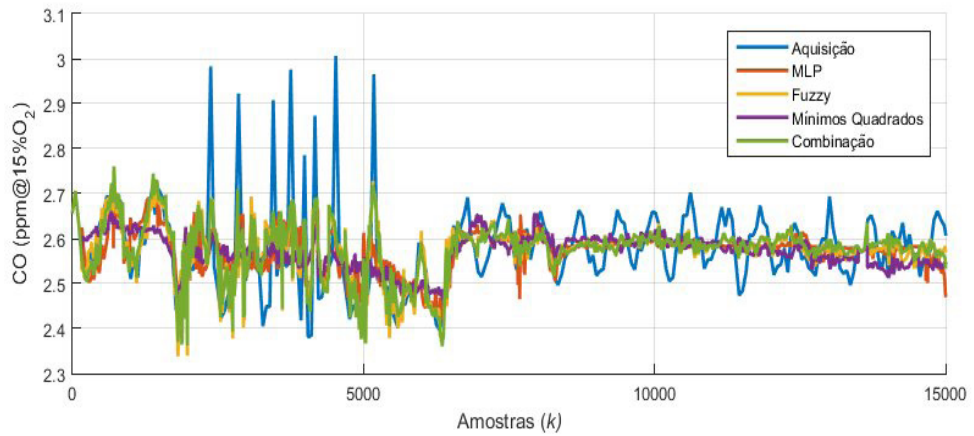


Figura 6 - Comportamento CO medido (Aquisição) e previsto.

	NOX	Treinamento		Validação		Tempo de treinamento (s)
		MSE	MAPE	MSE	MAPE	
Técnicas	MLP	0,053784	0,645617	0,007186	0,344745	75,655
	Fuzzy	0,023957	0,423909	0,034220	0,740898	45,271
	Mínimos Quadrados	0,223066	1,228305	0,331057	2,541021	0,0310
	Combinação	0,021322	0,418856			

Tabela 1 - Resultados NOX.

CO		Treinamento		Validação		Tempo de treinamento (s)
		MSE	MAPE	MSE	MAPE	
Técnicas	MLP	0,005041	2,010646	0,002783	1,624286	75,695
	Fuzzy	0,004051	1,721883	0,002176	1,470618	44,148
	Mínimos Quadrados	0,006034	2,138376	0,004146	2,032666	0,0160
	Combinação	0,003623	1,674294			

Tabela 2 - Resultados CO.

5 | CONCLUSÃO

O trabalho demonstrou a capacidade das técnicas de inteligência computacional em mapear comportamentos complexos e poderem ser usadas para previsão e simulações computacionais das emissões de NOx e CO de uma turbina a gás *Heavy Duty*. Demonstrou-se ainda que é possível combiná-las para se obter resultados mais robustos e satisfatórios mesmo na presença de ruídos e outros fenômenos aleatórios nos dados. O futuro da pesquisa buscará tornar o sistema adaptativo buscando acrescentar mudanças que acontecem na dinâmica do sistema a estimação. Isto pode ser feito implementando algoritmos de estimação recursiva como o filtro de Kalman ou o estimador de mínimos quadrados recursivos para estimar os pesos da combinação linear das técnicas *online*.

REFERÊNCIAS

- [1] MINISTÉRIO DE MINAS E ENERGIA. **Boletim gás natural**. Dezembro de 2016. http://www.mme.gov.br/documents/1138769/1732803/Boletim_Gas_Natural_nr_118_DEZ_16.pdf/bc508598-e8dd-4bfb-abda-400d0fd10e02 Acessado em: 17/02/2017 – 17:05h
- [2] LIEUWEN, T. C., & YANG, V. (2013). **Gas turbine emissions**. Cambridge, United Kingdom.
- [3] MAFRA, M. R. (2000). **Estudo da influência do número de rotação na formação de NOx em uma câmara de combustão cilíndrica**. São Paulo, Brasil.
- [4] CASTANAS, E., & CAMPA, M. (2007). **Human health effects of air pollution**. Heraklion, Grécia.
- [5] HWANG, B.-F., JAAKKOLA, J. J., LEE, Y.-L., LIN, Y.-C., & GUO, Y.-L. L. (2006). **Relation between air pollution and allergic rhinitis in Taiwanese schoolchildren**.
- [6] RAUB, J. (s.d.). **Inter-Organization program for the sound management of chemicals – Carbon monoxide**.
- [7] CONAMA (2012). **Ministério do meio ambiente**. Governo do Brasil.
- [8] PARK, J., NGUYEN, T. H., JOUNG, D., & LEE, M. C. (2013). **Predction of NOx and CO emissions from and industrial lean premixed gas turbine combustor using reactor network model**.
- [9] HAO, N. T., & JUNGKYU, P. (2013). **CRN application to predict the NOx emissions for industrial gas chamber**. Seoul, Korea.

- [10] JUNIOR, A. R. (2012). **Modelagem da combustão de gás natural em um queimador industrial utilizando cadeia de reatores químicos**. Dissertação de mestrado. Porto Alegre, Brasil.
- [11] IDZWAN , S. B., PHING, C. C., & KIONG, T. S. (2014). **Prediction Of NOx using support vector for gas turbine emissions at Putrajaya power station**. Kajang, Malaysia.
- [12] OH, S.-K., PEDRYCZ, W., & PARK, H.-S. (2007). **Fuzzy relation-based neural networks and their hybrid identification**.
- [13] TANGIRALA, A. K. (2014). **Principles of system identification: theory and practice**.
- [14] NEIL, O. (2001). **Nonlinear system identification from classical approaches to neural networks and fuzzy models**.
- [15] ASGARI, H. & CHEN, X. (2015). **Gas turbines modeling, simulation and control: using artificial neural networks**.
- [16] BOYCE, M. P. (2012). **Gas turbine engineering handbook**.
- [17] SIDDIQUE, N. & ADELI, H. (2013). **Computational intelligence: synergies of fuzzy Logic, neural networks and evolutionary computing**.
- [18] HU, Y. H., & HWANG, J. N. (2001). **Handbook of neural networks signal processing**.
- [19] MAMDANI, E. H. (1974). **Aplication of fuzzy algorithm for control of simple dynamic plant**.
- [20] ROSS, T. J. (2007). **Fuzzy logic: with engineering Applications**.
- [21] MARQUARDT, DONALD (1963). **An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters**. *SIAM Journal on Applied Mathematics*.
- [22] BEZDEK, JAMES C. (1981). **Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms**.
- [23] MOORE, E. H. (1920). **On the reciprocal of the general algebraic matrix**. *Bulletin of the American Mathematical Society*.

SOBRE A ORGANIZADORA

Jaqueline Oliveira Rezende Possui graduação em Engenharia Elétrica, com certificado de estudos em Engenharia de Sistemas de Energia Elétrica e mestrado em Engenharia Elétrica, ambos pela Universidade Federal de Uberlândia (UFU). Atualmente é aluna de doutorado em Engenharia Elétrica, no Núcleo de Dinâmica de Sistemas Elétricos, pela Universidade Federal de Uberlândia. Atuou como professora nos cursos de Engenharia Elétrica e Engenharia de Controle e Automação. Tem realizado pesquisas em Sistemas de Energia Elétrica, dedicando-se principalmente às seguintes áreas: Energia Solar Fotovoltaica; Curvas Características de Painéis Fotovoltaicos; Dinâmica de Sistemas Elétricos; Geração Distribuída; Simulação Computacional; Algoritmo Genético.

Agência Brasileira do ISBN
ISBN 978-85-85107-46-8

