



Cleberton Correia Santos
(Organizador)

**Estudos Interdisciplinares
nas Ciências e da Terra
e Engenharias 4**

Cleberton Correia Santos
(Organizador)

Estudos Interdisciplinares nas Ciências
Exatas e da Terra e Engenharias 4

Atena Editora
2019

2019 by Atena Editora
Copyright © Atena Editora
Copyright do Texto © 2019 Os Autores
Copyright da Edição © 2019 Atena Editora
Editora Executiva: Prof^a Dr^a Antonella Carvalho de Oliveira
Diagramação: Natália Sandrini
Edição de Arte: Lorena Prestes
Revisão: Os Autores

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

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
Prof. Dr. Constantino Ribeiro de Oliveira Junior – Universidade Estadual de Ponta Grossa
Prof^a Dr^a Cristina Gaio – Universidade de Lisboa
Prof. Dr. Deyvison de Lima Oliveira – Universidade Federal de Rondônia
Prof. Dr. Gilmei Fleck – Universidade Estadual do Oeste do Paraná
Prof^a Dr^a Ivone Goulart Lopes – Istituto Internazionele delle Figlie de Maria Ausiliatrice
Prof. Dr. Julio Candido de Meirelles Junior – Universidade Federal Fluminense
Prof^a Dr^a Lina Maria Gonçalves – Universidade Federal do Tocantins
Prof^a Dr^a Natiéli Piovesan – Instituto Federal do Rio Grande do Norte
Prof^a Dr^a Paola Andressa Scortegagna – Universidade Estadual de Ponta Grossa
Prof. Dr. Urandi João Rodrigues Junior – Universidade Federal do Oeste do Pará
Prof^a Dr^a Vanessa Bordin Viera – Universidade Federal de Campina Grande
Prof. Dr. Willian Douglas Guilherme – Universidade Federal do Tocantins

Ciências Agrárias e Multidisciplinar

Prof. Dr. Alan Mario Zuffo – Universidade Federal de Mato Grosso do Sul
Prof. Dr. Alexandre Igor Azevedo Pereira – Instituto Federal Goiano
Prof^a Dr^a Daiane Garabeli Trojan – Universidade Norte do Paraná
Prof. Dr. Darllan Collins da Cunha e Silva – Universidade Estadual Paulista
Prof. Dr. Fábio Steiner – Universidade Estadual de Mato Grosso do Sul
Prof^a Dr^a Girlene Santos de Souza – Universidade Federal do Recôncavo da Bahia
Prof. Dr. Jorge González Aguilera – Universidade Federal de Mato Grosso do Sul
Prof. Dr. Ronilson Freitas de Souza – Universidade do Estado do Pará
Prof. Dr. Valdemar Antonio Paffaro Junior – Universidade Federal de Alfenas

Ciências Biológicas e da Saúde

Prof. Dr. Benedito Rodrigues da Silva Neto – Universidade Federal de Goiás
Prof.^a Dr.^a Elane Schwinden Prudêncio – Universidade Federal de Santa Catarina
Prof. Dr. Gianfábio Pimentel Franco – Universidade Federal de Santa Maria
Prof. Dr. José Max Barbosa de Oliveira Junior – Universidade Federal do Oeste do Pará

Profª Drª Natiéli Piovesan – Instituto Federal do Rio Grande do Norte
Profª Drª Raissa Rachel Salustriano da Silva Matos – Universidade Federal do Maranhão
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. Eloi Rufato Junior – Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Prof. Dr. Fabrício Menezes Ramos – Instituto Federal do Pará
Profª Drª Natiéli Piovesan – Instituto Federal do Rio Grande do Norte
Prof. Dr. Takeshy Tachizawa – Faculdade de Campo Limpo Paulista

Conselho Técnico Científico

Prof. Msc. Abrãao Carvalho Nogueira – Universidade Federal do Espírito Santo
Prof. Dr. Adaylson Wagner Sousa de Vasconcelos – Ordem dos Advogados do Brasil/Seccional Paraíba
Prof. Msc. André Flávio Gonçalves Silva – Universidade Federal do Maranhão
Prof.ª Drª Andreza Lopes – Instituto de Pesquisa e Desenvolvimento Acadêmico
Prof. Msc. Carlos Antônio dos Santos – Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro
Prof. Msc. Daniel da Silva Miranda – Universidade Federal do Pará
Prof. Msc. Eliel Constantino da Silva – Universidade Estadual Paulista
Prof.ª Msc. Jaqueline Oliveira Rezende – Universidade Federal de Uberlândia
Prof. Msc. Leonardo Tullio – Universidade Estadual de Ponta Grossa
Prof.ª Msc. Renata Luciane Polsaque Young Blood – UniSecal
Prof. Dr. Welleson Feitosa Gazel – Universidade Paulista

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP) (eDOC BRASIL, Belo Horizonte/MG)	
E82	<p>Estudos interdisciplinares nas ciências exatas e da terra e engenharias 4 [recurso eletrônico / Organizador Cleberton Correia Santos. – Ponta Grossa, PR: Atena Editora, 2019. – (Estudos Interdisciplinares nas Ciências Exatas e da Terra e Engenharias; v. 4)</p> <p>Formato: PDF Requisitos de sistema: Adobe Acrobat Reader Modo de acesso: World Wide Web Inclui bibliografia ISBN 978-85-7247-622-5 DOI 10.22533/at.ed.225191109</p> <p>1. Ciências exatas e da Terra. 2. Engenharias. 3. Tecnologia. I.Santos, Cleberton Correia. II. Série.</p> <p style="text-align: right;">CDD 016.5</p>
Elaborado por Maurício Amormino Júnior – CRB6/2422	

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

APRESENTAÇÃO

O livro “Estudos Interdisciplinares nas Ciências Exatas e da Terra e Engenharias” de publicação da Atena Editora apresenta em seu 4º volume 37 capítulos com temáticas voltadas à Educação, Agronomia, Arquitetura, Matemática, Geografia, Ciências, Física, Química, Sistemas de Informação e Engenharias.

No âmbito geral, diversas áreas de atuação no mercado necessitam ser elucidadas e articuladas de modo a ampliar sua aplicabilidade aos setores econômicos e sociais por meio de inovações tecnológicas. Neste volume encontram-se estudos com temáticas variadas, dentre elas: estratégias regionais de inovação, aprendizagem significativa, caracterização fitoquímica de plantas medicinais, gestão de riscos, acessibilidade, análises sensoriais e termodinâmicas, redes neurais e computacionais, entre outras, visando agregar informações e conhecimentos para a sociedade.

Os agradecimentos do Organizador e da Atena Editora aos estimados autores que empenharam-se em desenvolver os trabalhos de qualidade e consistência, visando potencializar o progresso da ciência, tecnologia e informação a fim de estabelecer estratégias e técnicas para as dificuldades dos diversos cenários mundiais.

Espera-se com esse livro incentivar alunos de redes do ensino básico, graduação e pós-graduação, bem como outros pesquisadores de instituições de ensino, pesquisa e extensão ao desenvolvimento estudos de casos e inovações científicas, contribuindo na aprendizagem significativa e desenvolvimento socioeconômico rumo à sustentabilidade e avanços tecnológicos.

Cleberton Correia Santos

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1	1
GEOPROCESSAMENTO APLICADO AO MAPEAMENTO DAS ÁREAS DE RISCOS DE INUNDAÇÃO PARA O MUNICÍPIO DE PONTE NOVA – MG	
Anderson Nascimento Milagres Gian Fonseca dos Santos Danilo Segall César Yann Freire Marques Costa Klinger Senra Rezende Alixandre Sanquetta Laporti Luppi Adonai Gomes Fineza	
DOI 10.22533/at.ed.2251911091	
CAPÍTULO 2	8
MUTAGÊNESE DA LEVEDURA <i>Candida viswanathii</i> PARA A PRODUÇÃO DE ENZIMAS LIPOLÍTICAS	
Luiz Renato Lima Silva Miranda Nayra Morgana Lima De Oliveira Erika Carolina Vieira Almeida Adriana Augusta Neto Alex Fernando De Almeida	
DOI 10.22533/at.ed.2251911092	
CAPÍTULO 3	19
A RELAÇÃO ENTRE PROGRAMAS DE DESENVOLVIMENTO DE LIDERANÇA E O CAPITAL SOCIAL NAS ORGANIZAÇÕES	
Bruno Henriques Watté Márcio Vieira de Souza	
DOI 10.22533/at.ed.2251911093	
CAPÍTULO 4	34
BRUNIMENTO FLEXÍVEL DE CILINDROS DE BLOCOS DE COMPRESSORES HERMÉTICOS: AVALIAÇÃO DO EFEITO DA GRANULOMETRIA E DO NÚMERO DE GOLPES DA FERRAMENTA NO PARÂMETRO DE RUGOSIDADE R_p	
Guilherme Henrique Caetano Barros Rosenda Valdés Arencibia Luciano José Arantes	
DOI 10.22533/at.ed.2251911094	
CAPÍTULO 5	41
ANÁLISE DA ACELERAÇÃO POR EXTRAPOLAÇÃO DA FONTE DE FISSÃO CONSIDERANDO A TEORIA DE DIFUSÃO DE NEUTRONS EM REATORES NUCLEARES	
Andrey Silva Pontes Henrique Matheus Ferreira da Silva Lenilson Moreira Araújo	
DOI 10.22533/at.ed.2251911095	

CAPÍTULO 6	51
ANÁLISE DE DESEMPENHO E AVALIAÇÃO DOS PROTOCOLOS DE REDES DE SENSORES SEM FIO EM <i>SMART GRIDS</i>	
Álison De Oliveira Alves Felipe Denis Mendonça De Oliveira	
DOI 10.22533/at.ed.2251911096	
CAPÍTULO 7	64
SÍNTESE DE COMPOSTOS HÍBRIDOS PERILIL-DIHIDROPIRIMIDINONAS ATRAVÉS DA REAÇÃO DE HUISGEN COM FORMAÇÃO DE ANÉIS 1,2,3-TRIAZÓLICOS	
Vinícius Vendrusculo Dennis Russowsky	
DOI 10.22533/at.ed.2251911097	
CAPÍTULO 8	74
ANÁLISES DOS PARÂMETROS FÍSICO-QUÍMICAS DA CASTANHOLA	
Jonas Soares de Mesquita Davi Pereira Araújo Maria Carolina Martins da Silva	
DOI 10.22533/at.ed.2251911098	
CAPÍTULO 9	81
USO DE CATALISADORES DE NÍQUEL PARA A RESOLUÇÃO CINÉTICA DINÂMICA DE AMINAS PRIMÁRIAS	
Fernanda Amaral de Siqueira Natália Cavallaro Martins de Sousa Sania Maria de Lima	
DOI 10.22533/at.ed.2251911099	
CAPÍTULO 10	92
AVALIANDO EM MATEMÁTICA: UM ESTUDO DE CASO NO CENTRO-OESTE MINEIRO	
Patrícia Milagre de Freitas Leandro Teles Antunes dos Santos	
DOI 10.22533/at.ed.22519110910	
CAPÍTULO 11	102
AVALIAÇÃO DA QUALIDADE DE VIDA NO TRABALHO EM TRABALHADORES DA CONSTRUÇÃO CIVIL	
Andre Luis Martins De Souza Renata Evangelista Alexandre Bueno Ronaldo Marques Serigne Ababacar Felipe Rogério Hudson Luis	
DOI 10.22533/at.ed.22519110911	

CAPÍTULO 12 111

AVALIAÇÃO DO COMPORTAMENTO DE UM SOLO RESIDUAL DE GNAISSE MADURO ESTABILIZADO COM LAMA DE CAL

Danilo Segall César
Yann Freire Marques Costa
Anderson Nascimento Milagres
Gian Fonseca dos Santos
Eduardo Souza Candido
Klinger Senra Rezende
Adonai Gomes Fineza

DOI 10.22533/at.ed.22519110912

CAPÍTULO 13 122

AVALIAÇÃO TOXICOLÓGICA DE RESÍDUOS ELETRÔNICOS: ESTUDO DE CASO COM PILHAS ALCALINAS

Pedro Luiz Dias Barroso
Julia Santos Caetano
Jean Pierre Sayago
Joeci Ricardo Godoi
Rodrigo Souza Banegas
Letícia Flohr

DOI 10.22533/at.ed.22519110913

CAPÍTULO 14 132

CARACTERIZAÇÃO E APLICAÇÃO DE FILMES DE PAADDA/PSS E PDDA/PSS PREPARADOS POR LAYER-BY-LAYER

Samanta Costa Machado Silva
Jorge Amim Júnior
Ana Lucia Shiguihara

DOI 10.22533/at.ed.22519110914

CAPÍTULO 15 144

COMPOSIÇÃO QUÍMICA, FENÓIS TOTAIS E ATIVIDADE ANTIOXIDANTE DAS FOLHAS DE *Simaba ferruginea*

Jessica Sara de Sousa Macêdo Oliveira
Lucivania Rodrigues dos Santos
Adonias Almeida Carvalho
Renato Pinto de Sousa
Gerardo Magela Vieira Júnior
Ruth Raquel Soares de Farias
Mariana Helena Chaves

DOI 10.22533/at.ed.22519110915

CAPÍTULO 16 157

DESENVOLVIMENTO DE MATERIAIS ALCALINAMENTE ATIVADOS PARA MITIGAÇÃO DA REAÇÃO ÁLCALI-AGREGADO: AVALIAÇÃO DAS PROPRIEDADES MECÂNICAS, FÍSICAS E QUÍMICAS

Jocélio Jairo Vieira Filho
Kelly Cristiane Gomes
Williamns Tadeu de Oliveira Lins Belo

DOI 10.22533/at.ed.22519110916

CAPÍTULO 17	183
ESTRUTURA AXIOMÁTICA DO ORIGAMI: UMA ABORDAGEM DOS POLIEDROS REGULARES NA FORMAÇÃO DE PROFESSORES DE MATEMÁTICA	
Anita Lima Pimenta Eliane Scheid Gazire	
DOI 10.22533/at.ed.22519110917	
CAPÍTULO 18	193
ESTUDO DO EFEITO DOS PARÂMETROS DE PROJETO DE BICOS EXTRUSORES EM BIOIMPRESSÃO UTILIZANDO FLUIDODINÂMICA COMPUTACIONAL	
Patrícia Muniz de Oliveira Isabela Poley Estevam Barbosa Las Casas Marina Spyer Las Casas Janaina Dernowsek	
DOI 10.22533/at.ed.22519110918	
CAPÍTULO 19	205
IMPACTO DA RESOLUÇÃO HORIZONTAL NA SIMULAÇÃO DOS JATOS DE BAIXOS NÍVEIS NA AMÉRICA DO SUL USANDO O MODELO GLOBAL DO CPTEC	
Dayana Castilho de Souza Paulo Yoshio Kubota Silvio Nilo Figueroa Enver Manuel Amador Ramirez Gutierrez Caio Augusto dos Santos Coelho	
DOI 10.22533/at.ed.22519110919	
CAPÍTULO 20	218
<i>LESSON STUDY</i> : UMA ADAPTAÇÃO PARA O BRASIL	
Renata Camacho Bezerra Maria Raquel Miotto Morelatti	
DOI 10.22533/at.ed.22519110920	
CAPÍTULO 21	226
MICROSCOPIA DE DESFOCALIZAÇÃO COMO UMA FERRAMENTA DE ESTUDO DE PROPRIEDADES MORFOLÓGICAS E MECÂNICAS DE ERITRÓCITOS	
Paula M. S. Roma Luiza C. Mourão Marcelo P. Bemquerer Erika M. Braga Ubirajara Agero	
DOI 10.22533/at.ed.22519110921	
CAPÍTULO 22	232
PENSAMENTO ALGÉBRICO E SUA APLICAÇÃO EM EQUAÇÕES LINEARES	
Fábio Mendes Ramos Fabricia Gracielle Santos Daniel Martins Nunes	
DOI 10.22533/at.ed.22519110922	

CAPÍTULO 23	243
ENSINO DE QUÍMICA VERSUS TICs: RETRATO DE PUBLICAÇÕES BRASILEIRAS	
Eleonora Celli Carioca Arenare	
DOI 10.22533/at.ed.22519110923	
CAPÍTULO 24	253
PREPARAÇÃO E AVALIAÇÃO DE PROPRIEDADES FÍSICO-QUÍMICAS DE BLENDS DE PHB/PC	
Francielle Schmitz	
Carolina de Andrade	
Ivonete Oliveira Barcellos	
DOI 10.22533/at.ed.22519110924	
CAPÍTULO 25	267
RESINAS DE POLIÉSTER INSATURADO E SUA APLICAÇÃO NA CONSTRUÇÃO DE EMBARCAÇÕES EM FIBERGLASS	
Patricia Reis Pinto	
Sérgio da Silva Feitosa	
Alaíde de Sá Barreto	
DOI 10.22533/at.ed.22519110925	
CAPÍTULO 26	277
APLICAÇÃO DO MÉTODO DA PENALIZAÇÃO ROBUSTA PARA ANÁLISE DE PROBLEMAS DE OTIMIZAÇÃO MULTI-OBJETIVO	
Gustavo Barbosa Libotte	
Fran Sérgio Lobato	
Francisco Duarte Moura Neto	
Gustavo Mendes Platt	
DOI 10.22533/at.ed.22519110926	
CAPÍTULO 27	289
SÍNTESE DE FASE SÓLIDA HÍBRIDA MOLECULARMENTE IMPRESSA PARA EXTRAÇÃO DE CAFEÍNA EM AMOSTRAS ÁGUA SUPERFICIAL	
Fabiana Casarin	
Camila Santos Dourado	
Ana Cristi Basile Dias	
DOI 10.22533/at.ed.22519110927	
CAPÍTULO 28	302
SOLUÇÃO ANALÍTICA DE PROBLEMA BIDIMENSIONAL DE CONDUÇÃO DE CALOR UTILIZANDO FUNÇÕES DE GREEN	
José Aguiar dos Santos Junior	
José Ricardo Ferreira Oliveira	
Eduardo Peixoto de Oliveira	
Guilherme Ramalho Costa	
Jefferson Gomes Do Nascimento	
Alisson Augusto Azevedo Figueiredo	
Gilmar Guimarães	
DOI 10.22533/at.ed.22519110928	

CAPÍTULO 29 310

TAXAS DE FREQUÊNCIA E GRAVIDADE DOS ACIDENTES OCORRIDOS EM UM GRUPO DE PROPRIEDADES CAFEEIRAS CERTIFICADAS

Rafael Augusto Silva Souza
Geraldo Gomes de Oliveira Júnior
Armando Mendes Nogueira
Raphael Nogueira Rezende
Agda Silva Prado Oliveira
Adriano Bortolotti da Silva
Patrícia Ribeiro do Valle Coutinho

DOI 10.22533/at.ed.22519110929

CAPÍTULO 30 315

UM SISTEMA COLABORATIVO DE INCENTIVO A DOAÇÃO DE SANGUE

Alúcio José Pereira
Fábio Abrantes Diniz
Elder Gonçalves Pereira
Francisco Paulo de Freitas Neto
Elissandra Cheu Pereira do Nascimento

DOI 10.22533/at.ed.22519110930

CAPÍTULO 31 329

UMA PROPOSTA DIDÁTICA PARA O ENSINO DE NÚMEROS DECIMAIS NO 5º ANO DO ENSINO FUNDAMENTAL

Cristiana Monique Feltes Sivert
Cassiano Scott Puhl

DOI 10.22533/at.ed.22519110931

CAPÍTULO 32 339

ESTUDO DA VIABILIDADE NO DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA COMPUTACIONAL DE BAIXO CUSTO PARA MONITORAMENTO DA QUALIDADE DA ÁGUA EM CULTIVOS DE ORGANISMOS AQUÁTICOS: APLICAÇÃO INICIAL EM VIVEIROS ESCAVADOS

Wilmar Borges Leal Junior
Fabiano Medeiros Tavares
Ítalo Cordeiro Silva Lima
Delfim Dias Bonfim
Lucyano Campos Martins
Nailson Martins Dantas Landim
Haryson Huan Arruda da Silva Santos
Douglas Ferreira Chaves

DOI 10.22533/at.ed.22519110932

CAPÍTULO 33 349

REGRESSÃO POLINOMIAL E REDES NEURAS ARTIFICIAIS NA AVALIAÇÃO DE IMÓVEIS

Carlos Augusto Zilli
Luiz Fernando Palin Droubi
Norberto Hochheim

DOI 10.22533/at.ed.22519110933

CAPÍTULO 34 363

ANALISE DE RECALQUES NO CONTORNO RODOVIÁRIO DA GRANDE FLORIANÓPOLIS

Wagner de Sousa Santos
Amanda Morlos

DOI 10.22533/at.ed.22519110934

CAPÍTULO 35	376
SIMULAÇÃO DA ESTABILIDADE DE UM TÚNEL EM MACIÇO ROCHOSO	
Yann Freire Marques Costa	
Danilo Segall César	
Gian Fonseca dos Santos	
Anderson Nascimento Milagres	
Klinger Senra Rezende	
Adonai Gomes Fineza	
DOI 10.22533/at.ed.22519110935	
SOBRE O ORGANIZADOR.....	387
ÍNDICE REMISSIVO	388

APLICAÇÃO DO MÉTODO DA PENALIZAÇÃO ROBUSTA PARA ANÁLISE DE PROBLEMAS DE OTIMIZAÇÃO MULTI-OBJETIVO

Gustavo Barbosa Libotte

Instituto Politécnico, Universidade do Estado do Rio de Janeiro
Nova Friburgo – Rio de Janeiro

Fran Sérgio Lobato

Faculdade de Engenharia Química, Universidade Federal de Uberlândia
Uberlândia – Minas Gerais

Francisco Duarte Moura Neto

Instituto Politécnico, Universidade do Estado do Rio de Janeiro
Nova Friburgo – Rio de Janeiro

Gustavo Mendes Platt

Escola de Química e Alimentos, Universidade Federal do Rio Grande
Rio Grande – Rio Grande do Sul

RESUMO: Tradicionalmente, no projeto de sistemas de engenharia não se considera o efeito de perturbações na solução ótima encontrada (solução nominal). Neste caso, existe a possibilidade de que a solução nominal se torne inviável de ser implementada, em virtude das incertezas associadas às variáveis de projeto. As incertezas podem estar relacionadas a diversos fatores, como variação do clima, limitações de equipamentos e questões financeiras. Nesse contexto, este trabalho tem por objetivo a obtenção de soluções ótimas que sejam menos sensíveis

às incertezas a fim de minimizar a influência de pequenas perturbações no vetor de variáveis de projeto. Para essa finalidade, considera-se uma abordagem que consiste na penalização robusta de problemas de otimização multi-objetivo. A partir dos resultados obtidos, foi possível avaliar a influência do parâmetro de incerteza na qualidade da solução calculada.

PALAVRAS-CHAVE: Otimização Robusta, Incertezas, Método da Penalização Robusta, Otimização Multi-objetivo.

APPLICATION OF ROBUST PENALIZATION TECHNIQUE FOR ANALYSIS OF MULTI- OBJECTIVE OPTIMIZATION PROBLEMS

ABSTRACT: Traditionally, the engineering systems design does not consider the effect of perturbations on optimal solution (nominal solution). In this case, it is possible that the nominal solution becomes impractical to be implemented, due to uncertainties associated with the design variables. The uncertainties may be related to several factors, such as climate variation, equipment limitations and financial factors. This work aims to obtain optimal solutions that are less sensitive to uncertainties in order to minimize the influence of small perturbations on vector of design variables. For this purpose, the Robust Penalization Method to

solve multi-objective problems is considered. From the obtained results, it was possible to evaluate the influence of uncertainty parameter on the quality of obtained solution.

KEYWORDS: Robust optimization, Uncertainties, Robust Penalization Method, Multi-objective Optimization.

1 | INTRODUÇÃO

Durante muitas décadas, a solução de problemas mono ou multi-objetivo não levava em consideração a presença e a influência de incertezas no vetor de variáveis de projeto (soluções nominais) (Deb & Gupta, 2006; Egorov et al., 2007). Todavia, as incertezas estão presentes no dia a dia do projetista, visto que existem erros associados à etapa de modelagem matemática do problema, na definição do vetor de parâmetros de entrada, durante o processo de otimização e no vetor de variáveis de projeto. Assim, nos dias atuais existe uma grande preocupação no que tange o estudo da influência de incertezas na qualidade das soluções ótimas e, até mesmo, a alteração da viabilidade das soluções nominais obtidas (Li et al., 2005).

Em se tratando da análise das variáveis de projeto e dos parâmetros, as incertezas estão associadas a seus valores nominais devido à presença de variações na fabricação, geometria e propriedades do material que devem ser levadas em conta no planejamento e execução do projeto (Nejlaoui et al., 2013). Se uma solução local ótima é sensível a tais perturbações em sua vizinhança, a sua implementação prática pode resultar em um conjunto diferente de valores objetivo a partir da solução ótima nominal.

Para analisar a influência de incertezas no projeto de sistemas de engenharia, duas abordagens básicas podem ser empregadas, a saber, as metodologias para a análise de confiabilidade e as técnicas de robustez. A confiabilidade é uma ferramenta de análise que consiste em transformar restrições de desigualdade em restrições probabilísticas. Neste caso, avalia-se a possibilidade de um candidato a solução do problema de otimização violar uma ou mais restrições deste tipo (Lobato et al., 2017). Já a robustez pode ser entendida como o estudo da sensibilidade de um candidato a solução do problema de otimização, em relação a uma pequena perturbação, a fim de otimizar o desempenho de um projeto e, ao mesmo tempo, minimizar sua sensibilidade a variações de parâmetros (Taguchi et al., 2000; Saha & Ray, 2011; Lobato et al., 2017). Formalmente, Taguchi et al. (2000), que foi um dos pioneiros nesse assunto, define robustez como “o estado em que a tecnologia, o produto ou o desempenho do processo é minimamente sensível a fatores que causam variabilidade (na fabricação ou no ambiente do usuário) e ao envelhecimento, com o menor custo de fabricação por unidade”.

Dentre diversas metodologias existentes, capazes de avaliar a robustez de determinado problema, duas das mais difundidas e aplicadas na esfera dos problemas de otimização são as soluções robustas do tipo I e II, propostas por Deb & Gupta

(2006). Em linhas gerais, a estratégia de tipo I considera a média efetiva da função objetivo, em relação a um conjunto finito de soluções aleatórias, distribuídas ao redor do ponto que se deseja analisar a robustez. Por sua vez, a estratégia de tipo II avalia a diferença normalizada entre os valores da função perturbada e original, de tal forma que a solução desejada deve atender a um limiar preestabelecido. Considerando tais formulações, foi proposto por Mirjalili & Lewis (2016) uma nova metodologia de avaliação de robustez, baseada na penalização da função-objetivo. Na ocasião, a metodologia foi aplicada em diversos problemas de *benchmark* propostos pelos autores, tendo obtido resultados satisfatórios.

Contudo, a proposta de penalização de Mirjalili & Lewis (2016) foi aplicada apenas a problemas no contexto mono-objetivo. Portanto, a proposta fundamental desse trabalho é estender a metodologia de penalização, a fim de avaliar a robustez de problemas no contexto multi-objetivo. Adicionalmente, a metodologia será avaliada através da variação do nível de perturbação e da quantidade de amostras aleatórias ao redor da solução, de forma que o comportamento das curvas de Pareto seja investigado. Para obtenção das soluções ótimas, será utilizado o método NSGA-II (Deb et al., 2002).

2 | OTIMIZAÇÃO MULTI-OBJETIVO ROBUSTA

A otimização multi-objetivo consiste em encontrar um conjunto de pontos que formam a curva de Pareto, isto é, um conjunto de pontos que relacionam os objetivos, geralmente, conflitantes (Babu et al., 2005). Isso significa que a melhoria de um objetivo pode levar à deterioração de outro, e vice versa. Esse fato levanta a questão sobre como os diferentes objetivos devem ser combinados para produzir uma solução final. Há também a questão sobre como procurar uma solução ideal para o problema a ser resolvido (pós-processamento do conjunto de pontos obtido).

De acordo com Zhou et al. (2011), um problema de otimização multi-objetivo pode ser formulado como

$$\begin{array}{ll} \text{Minimizar} & F(x) = (f_1(x), \dots, f_m(x))^T \\ \text{Sujeito a} & x \in \Omega \end{array} \quad (1)$$

em que Ω é o espaço de busca e $x \in \Omega$ é o vetor de decisão. Além disso, $F(x)$ consiste em m funções-objetivo, de forma que $f_i: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$, com $i = 1, \dots, m$ e, portanto, $F \in \mathbb{R}^m$.

Por conta do conflito existente entre os objetivos, não existe um único ponto capaz de otimizar todos os objetivos simultaneamente. Em vez disso, os melhores pontos que podem ser obtidos são denominados como solução ótima de Pareto (curva de Pareto). Como os pontos pertencentes a solução ótima de Pareto dominam coletivamente qualquer outro ponto viável no espaço de busca, todos estes pontos são

consideradas melhores do que qualquer outro (Deb & Gupta, 2006). Formalmente, o conceito de dominância é dado por (Zhou et al., 2011):

Definição 1 (Dominância). Diz-se que um vetor $\mathbf{u} = (u_1, \dots, u_n)^T$ domina outro vetor $\mathbf{v} = (v_1, \dots, v_n)^T$ denotado por $\mathbf{u} < \mathbf{v}$, se e somente se $\forall k \in \{1, \dots, n\}, u_k \leq v_k$ e $\mathbf{u} \neq \mathbf{v}$.

Em outras palavras, uma solução é dita dominante em relação a outra, se não for pior em nenhum dos objetivos e se for estritamente melhor em pelo menos um dos objetivos (Deb & Gupta, 2006). Uma vez conhecido o conceito de dominância, fica clara a definição para o conjunto ótimo de Pareto (Zhou et al., 2011):

Definição 2 (Conjunto Ótimo de Pareto). Uma solução viável $\mathbf{x}^* \in \Omega$ da Eq. (1) é chamada solução ótima de Pareto, se e somente se $\nexists \mathbf{y} \in \Omega$ tal que $F(\mathbf{y}) < F(\mathbf{x}^*)$. O conjunto de todas as soluções ótimas de Pareto é conhecido como conjunto de Pareto, denotado por $PS = \{\mathbf{x} \in \Omega \mid \nexists \mathbf{y} \in \Omega, F(\mathbf{y}) < F(\mathbf{x})\}$ e a imagem de PS é chamada de frente de Pareto e definida como $PF = \{F(\mathbf{x}) \mid \mathbf{x} \in PS\}$.

O aumento da complexidade dos sistemas, bem como o número de parâmetros manipuláveis, levam à necessidade de se utilizar modelagem matemática de sistemas e aplicação de técnicas de otimização para resolução de problemas como o da Eq. (1). A escolha dos parâmetros ideais para o problema que está sendo resolvido é feita através do uso de procedimentos formais de otimização matemática, principalmente através de técnicas evolucionárias. Contudo, soluções obtidas por meio de modelagem matemática e técnicas de otimização, na maioria dos casos, são difíceis de se implementar em problemas reais de engenharia. Isso se deve, em grande parte, ao fato de que, quando são resolvidos problemas de otimização pela abordagem tradicional (determinística), várias incertezas que influenciam a eficiência do sistema projetado em condições reais não são levadas em consideração (Egorov et al., 2007).

Beyer & Sendhoff (2007) listam as principais causas de diferenças entre os resultados estimados através de modelos matemáticos e aqueles previstos no produto final. Em geral, quatro pontos são considerados: desde que não se tenha conhecimento detalhado da função de erro do modelo, não se pode ter certeza de que o modelo ótimo pode ser mapeado para a verdadeira solução; mesmo que fosse possível realizar o mapeamento do modelo para o ótimo real, poderia não ser possível implementá-lo na prática, seja por incertezas de fabricação ou pelo custo embarcado; a formulação do problema de otimização da Eq. (1) é intrinsecamente estática, diferentemente do contexto real, que possui parâmetros variáveis (como a temperatura e umidade relativa do ar); os custos do ciclo de vida devem ser levados em consideração para muitos projetos de engenharia, algo complexo de ser modelado.

Problemas como os descritos pela Eq. (1) e otimizados no sentido clássico, podem ser muito sensíveis a pequenas mudanças no vetor de variáveis de projeto. Na prática de engenharia, a dispersão aleatória de parâmetros sobre os valores nominais é inevitável. Nesse sentido, faz-se necessário adotar um procedimento para encontrar as soluções ótimas considerando a influência de incertezas. Para essa finalidade, considera-se a otimização robusta como ferramenta para análise de incertezas.

De maneira ampla, Jin & Branke (2005) categorizaram as incertezas na computação evolutiva em quatro segmentos, que compreendem: as funções-objetivo podem ser essencialmente ruidosas, de tal forma que tais perturbações podem ser provenientes de muitas fontes distintas; as variáveis de projeto podem estar sujeitas a perturbações ou mudanças após a determinação da solução ótima; a função-objetivo pode ser aproximada, o que significa que existe a possibilidade de haver erros de aproximação e truncamento; o ótimo do problema a ser resolvido muda com o tempo e, assim, o otimizador deve ser capaz de rastrear o ótimo continuamente.

Portanto, sem perda de generalidade, um problema de otimização multi-objetivo robusto pode ser formulado, como apresentado por Mirjalili & Lewis (2016), através de

$$\begin{aligned}
 \text{Minimizar} \quad & F(\mathbf{x} + \boldsymbol{\delta}) = (f_1(\mathbf{x} + \boldsymbol{\delta}), \dots, f_m(\mathbf{x} + \boldsymbol{\delta}))^T \\
 \text{Sujeito a} \quad & g_j(\mathbf{x} + \boldsymbol{\delta}) \geq 0, \quad j = 1, \dots, p_1 \\
 & h_j(\mathbf{x} + \boldsymbol{\delta}) = 0, \quad j = 1, \dots, p_2 \\
 & \mathbf{L} \leq \mathbf{x} + \boldsymbol{\delta} \leq \mathbf{U}
 \end{aligned} \tag{2}$$

tal que \mathbf{x} é o vetor de decisão, $\boldsymbol{\delta}$ denota o vetor de incertezas (parâmetro de incerteza) associado a cada variável, p_1 e p_2 representam o número de restrições de desigualdade e igualdade, respectivamente, e os limites de cada uma das k -ésimas variáveis são descritos pelos vetores \mathbf{L} (inferior) e \mathbf{U} (superior).

3 | METODOLOGIA PARA AVALIAÇÃO DE ROBUSTEZ

Como mencionado anteriormente, foi apresentado por Deb & Gupta (2006) duas metodologias capazes de avaliar a robustez de um dado problema de otimização. Ambas se baseiam na análise do comportamento da função na vizinhança da solução considerada, através da avaliação de amostras distribuídas aleatoriamente. Dessa forma, torna-se possível quantificar com que intensidade uma pequena perturbação das variáveis de decisão altera o valor da função-objetivo na solução em questão. Assim, é viável estimar a robustez de uma dada solução, uma vez que é definida como aquela que é insensível (até um limite arbitrário) às perturbações nas variáveis de decisão em sua vizinhança.

No contexto dos problemas de otimização multi-objetivo, a sensibilidade deve

ser estabelecida com respeito a todos os objetivos, isto é, um efeito combinado de variações em todos os objetivos deve ser usado simultaneamente como uma medida de sensibilidade às perturbações das variáveis. Uma das alternativas para avaliação de robustez é através da abordagem de média efetiva, como definido abaixo.

Definição 3 (Solução Multi-objetivo Robusta de Tipo I). Uma solução \mathbf{x}^* é chamada de solução multiobjetiva robusta de tipo I, se for um conjunto ótimo de Pareto para o problema de otimização multi-objetivo:

$$\begin{aligned} \text{Minimizar } & F^{\text{eff}}(\mathbf{x}) = \left(f_1^{\text{eff}}(\mathbf{x}), \dots, f_m^{\text{eff}}(\mathbf{x}) \right)^T \\ \text{Sujeito a } & \mathbf{x} \in \Omega \end{aligned}$$

definido com respeito à vizinhança δ , tal que $f_i^{\text{eff}}(\mathbf{x})$ é dada por

$$f_i^{\text{eff}}(\mathbf{x}) = \frac{1}{|B_\delta(\mathbf{x})|} \int_{\mathbf{y} \in B_\delta(\mathbf{x})} f_i(\mathbf{y}) d\mathbf{y}, \quad i = 1, \dots, m \quad (3)$$

com $B_\delta(\mathbf{x})$ denotando a vizinhança δ da solução \mathbf{x} e $|B_\delta(\mathbf{x})|$ o hipervolume da vizinhança.

Analisando a Eq. (3), fica claro que se trata da integração analítica da função-objetivo com o máximo possível de perturbação nas variáveis. Em virtude da complexidade na avaliação desta integral, além do custo computacional elevado, a Eq. (3) pode ser aproximada pelo valor médio atingido pela função-objetivo, calculado por

$$f_i^{\text{eff}}(\mathbf{x}) \approx \frac{1}{H} \sum_{j=1}^H f_i(\boldsymbol{\theta}^{(j)}), \quad i = 1, \dots, m$$

tal que H representa o número finito de soluções distribuídas aleatoriamente ao redor de \mathbf{x} , dentro do intervalo $[\mathbf{x} - \delta, \mathbf{x} + \delta]$. Nesse caso, cada amostra pode ser calculada através da relação $\boldsymbol{\theta}_k = \mathbf{x}_k + \mathbf{r}_k$, com \mathbf{r} sendo uma variável aleatória com distribuição uniforme no intervalo $r \sim [-1, 1]$. Obviamente, δ está definido para cada uma das variáveis do vetor de decisão, através da determinação de um vetor responsável pela delimitação da vizinhança, isto é, $\delta = (\delta_1, \dots, \delta_k)^T$ para $k = 1, \dots, n$.

Na segunda abordagem proposta por Deb & Gupta (2006), H soluções aleatórias dentro do hipervolume de raio δ são geradas em torno das soluções no espaço de parâmetros, onde δ indica o nível máximo possível de perturbação. Então, a variância calculada através dos valores obtidos pela avaliação das funções-objetivo correspondentes não deve exceder um determinado limiar, denotado por η .

Matematicamente, a formulação da solução do problema multi-objetivo robusta de tipo II é definida como abaixo.

Definição 4 (Solução Multi-objetivo Robusta de Tipo II). Uma solução \mathbf{x}^* é chamada de solução multi-objetivo robusta de tipo II se for um conjunto ótimo de soluções de Pareto para o problema de otimização multi-objetivo:

$$\begin{aligned} &\text{Minimizar } F(\mathbf{x}) = (f_1(\mathbf{x}), \dots, f_m(\mathbf{x}))^T \\ &\text{Sujeito a } \frac{\|\mathcal{F}(\mathbf{x}) - F(\mathbf{x})\|}{\|F(\mathbf{x})\|} \leq \eta \\ &\mathbf{x} \in \Omega \end{aligned}$$

Nesse caso, a função perturbada $F(\mathbf{x})$ pode ser tomada como a média efetiva, calculada através da Eq. (3), ou tomando-se o pior valor dentre as H amostras avaliadas na vizinhança δ da solução \mathbf{x} . Além disso, o parâmetro de controle da robustez $\eta \geq 0$ é inversamente proporcional ao nível de robustez desejado, uma vez que quanto menor for o valor definido para este limiar, a frente de Pareto correspondente estará cada vez mais afastada do conjunto ótimo original. Obviamente, o problema original é recuperado quando define-se $\eta = 0$.

Baseado nas metodologias de análise de robustez apresentadas por Deb & Gupta (2006), foi proposta por Mirjalili & Lewis (2016) uma nova abordagem baseada na penalização de soluções proporcionais à sua sensibilidade a perturbações nos parâmetros. Esta função de penalização calcula a flutuação da função-objetivo nas vizinhanças das soluções. Assim, pode-se estimar o nível de flutuação de uma solução arbitrária, tornando-se capaz de penalizar a solução, baseado no seu nível de robustez. Tomando como base a Eq. (2) e sem perda de generalidade, a otimização robusta baseada na penalização da função-objetivo, para problemas multi-objetivos, pode ser formulada como

$$\begin{aligned} &\text{Minimizar } F(\mathbf{x}) + P(\mathbf{x}) \\ &\text{Sujeito a } g_j(\mathbf{x} + \delta) \geq 0, j = 1, \dots, p_1 \\ &\quad h_j(\mathbf{x} + \delta) = 0, j = 1, \dots, p_2 \\ &\quad \mathbf{L} \leq \mathbf{x} + \delta \leq \mathbf{U} \end{aligned} \tag{4}$$

de tal forma que a função de penalização é dada por

$$P(\mathbf{x}) = \frac{\frac{1}{H} \sum_{j=1}^H |F(\boldsymbol{\theta}^{(j)}) - F(\mathbf{x})|}{|F(\mathbf{x})|} \tag{5}$$

em que $F(\boldsymbol{\theta}^{(j)})$ representa o valor da função-objetivo avaliada em cada um dos pontos amostrais gerados aleatoriamente na vizinhança de \mathbf{x} .

A próxima seção tem como objetivo empregar o denominado Método da Penalização Robusta em alguns problemas matemáticos. Para essa finalidade, considera-se o algoritmo NSGA-II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm) (Deb et al. 2002) para resolução dos problemas de otimização multi-objetivo.

4 | PROBLEMAS-TESTE E RESULTADOS

Nessa seção, o objetivo principal é analisar a eficiência da metodologia para avaliação de robustez baseada na penalização da função-objetivo, através da sua aplicação na resolução de problemas de otimização multi-objetivo. Para conduzir essa tarefa, são apresentados dois problemas, introduzidos por Deb & Gupta (2006), e para cada um deles serão obtidas as curvas de Pareto correspondentes, variando os valores do vetor de incertezas δ e da quantidade de amostras aleatórias H , a fim de avaliar o comportamento das soluções obtidas, em relação à frente de Pareto do problema original.

Em todos os testes, o algoritmo NSGA-II foi executado ao longo de 10^4 gerações, a fim de evitar a obtenção de soluções indesejadas, ocasionadas por convergência prematura do algoritmo. Além disso, foi adotada uma população de 100 indivíduos, com chances de mutação e cruzamento definidas como $2/n$, sendo n o número de variáveis do problema. A operação de cruzamento foi efetuada a uma taxa de 1,2 e, no caso da mutação, foi utilizado um operador Gaussiano, com os parâmetros de escala e contração definidos como 0,8 e 0,5, respectivamente.

O primeiro problema-teste é definido como

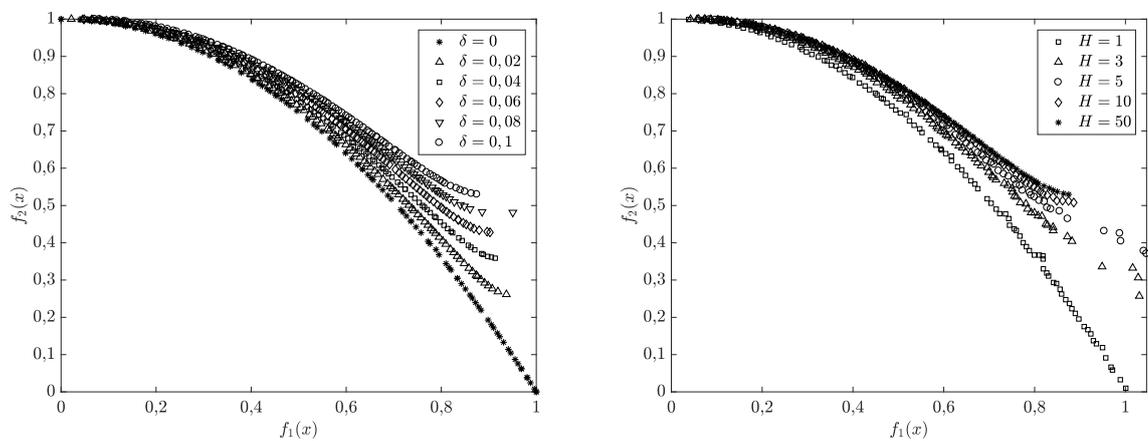
$$\begin{aligned}
 &\text{Minimizar } f_1(\mathbf{x}) = x_1 \\
 &\quad f_2(\mathbf{x}) = h(x_1) + g(\mathbf{x})S(x_1) \\
 &\text{Sujeito a } 0 \leq x_1 \leq 1, \quad -1 \leq x_k \leq 1, \quad k = 2, \dots, n \\
 &\text{Em que } h(x_1) = 1 - x_1^2 \\
 &\quad g(\mathbf{x}) = \sum_{k=2}^n 10 + x_k^2 - 10 \cos(4\pi x_k) \\
 &\quad S(x_1) = \frac{1}{0,2 + x_1} + x_1^2
 \end{aligned} \tag{6}$$

Analisando $g(\mathbf{x})$, observa-se que o termo $\cos(4\pi x_k) = 1$ sempre que $x_k = \omega/2$, com $\omega \in \mathbb{Z}$. Através da escolha específica de $\omega = 0$, tem-se que $g(\mathbf{x}) = 0$ para $k \geq 2$, fazendo com que a contribuição de $S(x_1)$ seja desprezada no segundo objetivo. Dessa forma, $f_2(\mathbf{x}) = 1 - x_1^2$ e, portanto, a solução determinística do problema de otimização representado pela Eq. (6) é dada pela relação $f_2(\mathbf{x}) = 1 - [f_1(\mathbf{x})]^2$, definida quando .

Na primeira fase de testes, a metodologia de avaliação da robustez, através da técnica de penalização, foi analisada por meio da obtenção dos resultados da Eq. (6) para diferentes valores de δ . Para tal, foram geradas 50 amostras aleatórias na vizinhança da solução corrente, a fim de se obter o valor da penalização através da Eq. (5). O conjunto de amostras foi gerado através da estratégia de hipercubo latino, de maneira que, a cada geração da metaheurística, a mesma sequência de amostras foi utilizada para avaliação de todos os indivíduos da população, de forma sistemática.

Especificamente para o problema que está sendo estudado, foi tomado e o vetor de incertezas foi escolhido com respeito ao intervalo de busca das variáveis de decisão, ou seja, foi definido que e para , de forma que a proporção entre a amplitude dos intervalos de busca das variáveis fosse mantida, preservando o tamanho da vizinhança. Com isso, as amostras aleatórias foram geradas no intervalo para , simetricamente em relação a cada uma das variáveis de decisão.

Na segunda fase de testes, ainda em relação ao problema da Eq. (6), foi analisado o comportamento das curvas de Pareto obtidas com relação a variação da quantidade de amostras aleatórias utilizadas no cálculo da Eq. (5). Para o cômputo desses resultados, foi fixado para para , e os demais parâmetros foram mantidos como no teste anterior. Os resultados obtidos para ambas as rotinas do primeiro problema-teste estão mostrados nas Figs. 1(a) e 1(b), respectivamente.



(a) Variação do parâmetro de robustez .

(b) Variação da quantidade de amostras .

Figura 1: Influência dos parâmetros de controle de robustez no primeiro estudo de caso.

Na Fig. 1(a) observa-se, como esperado, que o aumento no valor do parâmetro de robustez faz com que a solução robusta (δ_k diferente de zero) se distancie da solução nominal (δ_k igual a zero). Neste caso, observa-se, para o estudo em análise, que este distanciamento é mais pronunciado com relação ao aumento de $f_1(x)$ e a redução de $f_2(x)$. Com relação à influência do número de amostra utilizadas conclui-se, a partir da análise da Fig. 1(b), que existe um valor para o qual a solução robusta converge, evidenciando a importância deste parâmetro na curva de Pareto

obtida. Assim, o número de amostras deve ser escolhido de forma que o mesmo não influencie a solução ótima obtida.

No segundo problema-teste, deve-se minimizar três objetivos simultaneamente, de acordo com

$$\begin{aligned}
 \text{Minimizar } & f_1(\mathbf{x}) = x_1 \\
 & f_2(\mathbf{x}) = x_2 \\
 & f_3(\mathbf{x}) = h(x_1, x_2) + g(\mathbf{x})S(x_1, x_2) \\
 \text{Sujeito a } & 0 \leq x_1, x_2 \leq 1, -1 \leq x_k \leq 1, k = 3, \dots, n \\
 \text{Em que } & h(x_1, x_2) = 2 - x_1^2 - x_2^2 \\
 & g(\mathbf{x}) = \sum_{k=3}^n 10 + x_k^2 - 10 \cos(4\pi x_k) \\
 & S(x_1, x_2) = \frac{0,75}{0,2 + x_1} + 10x_1^8 + \frac{0,75}{0,2 + x_2} + 10x_2^8
 \end{aligned} \tag{7}$$

Analogamente ao caso anterior, a solução nominal trata-se da superfície obtida quando a variável $x_k = 0$, para $k \geq 3$, e qualquer combinação de valores das variáveis x_1 e x_2 , desde que estejam estabelecidas no intervalo $[0,1]$. Nesse caso, $g(\mathbf{x}) = 0$ e a curva de Pareto referente a solução nominal é dada pela relação $f_3(\mathbf{x}) = 2 - [f_1(\mathbf{x})]^2 - [f_2(\mathbf{x})]^2$. Para esse caso de teste, também foi escolhido $n = 5$ e as amostras foram geradas de maneira similar aos casos anteriores, respeitando a relação entre os intervalos de busca das variáveis de decisão, exceto pelo fato de que se adotou a mesma grandeza δ para os parâmetros δ_1 e δ_2 , além de $\delta_k = 2d$ para $k > 2$, haja vista a proporção dos intervalos das variáveis.

Por conta da representação das soluções do problema no espaço, adotou-se 200 indivíduos na população durante a execução do NSGA-II, a fim de favorecer a visualização dos resultados obtidos em relação à solução nominal no segundo problema-teste. No caso dos parâmetros inerentes à técnica evolucionária, foram tomados os mesmos valores do caso de teste anterior. Também foi escolhido $\delta_k = 0,1$ arbitrariamente, com o propósito de se averiguar o comportamento da frente de Pareto da solução robusta em relação à superfície da solução determinística, quando $\delta_k = 0$. Os resultados obtidos para o problema da Eq. (7) são mostrados na Fig. 2(a), assim como a superfície interpolada através dos valores computados pelo NSGA-II, com coeficiente de determinação da ordem de 99,97%, conforme a Fig. 2(b).

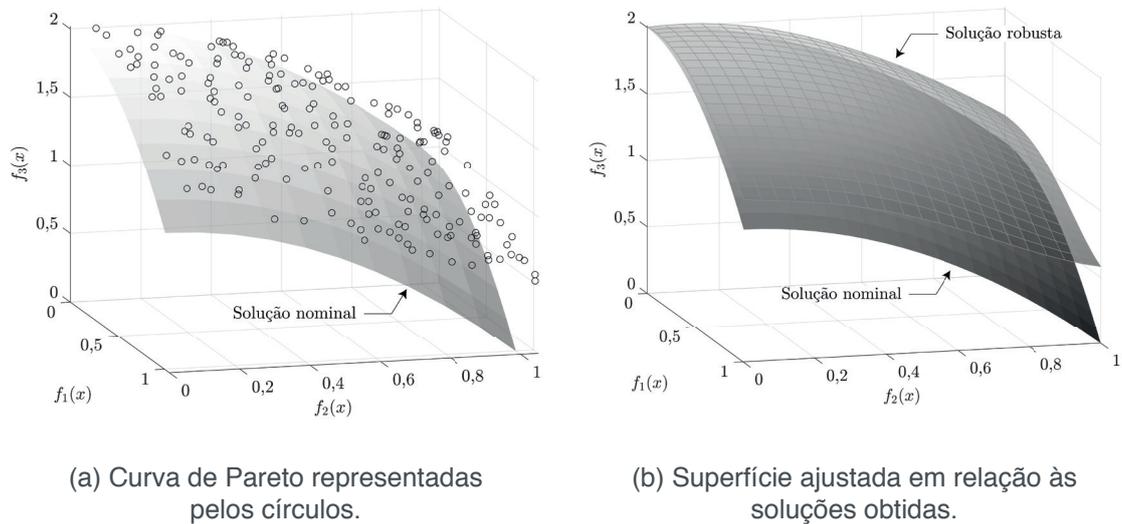


Figura 2: Curva de Pareto obtida para $\bar{\delta}_k = 0,1$ em relação à solução nominal da Eq. (7).

Assim como constatado no estudo de caso anterior, na Fig. 2 observa-se que a inserção da análise de robustez resulta na deterioração dos objetivos em relação à solução nominal. Este comportamento já era esperado, visto que, geralmente, o aumento do valor do parâmetro de robustez implicará em um maior distanciamento da solução robusta em relação à solução nominal.

5 | CONCLUSÕES

O presente trabalho teve como objetivo estender o Método da Penalização Robusta, proposto inicialmente para o tratamento de problemas mono-objetivos, para o contexto multi-objetivo. A metodologia proposta foi empregada para a resolução de dois problemas puramente matemáticos, em que foi avaliada a influência do parâmetro de robustez e do número de amostras consideradas para a avaliação da solução robusta. De forma geral, pode-se concluir que o aumento do valor do parâmetro de robustez faz com que a solução robusta se distancie da solução nominal e que existe um valor ótimo para o número de amostras de forma que este não interfira na qualidade da solução robusta obtida. Em resumo, via análise das Figs. 2(a) e 2(b), conclui-se que a metodologia analisada para avaliação de robustez também foi capaz de obter resultados satisfatórios para problemas de maior dimensão.

É importante ressaltar que custo computacional requerido para a resolução do problema robusto é bem superior àquele necessário para a obtenção das soluções determinísticas. A diferença está no fato de que, na abordagem robusta, a cada geração e para cada candidato a solução, é necessária a avaliação do vetor de objetivos para cada uma das amostras geradas aleatoriamente. Assim, o número de avaliações requeridas pelas abordagens nominais e robustas são iguais a $NP + NP \times N_{ger}$ e $NP + NP \times H \times N_{ger}$, respectivamente, em que NP é o tamanho da população, H é o número de amostras e N_{ger} é o número de gerações.

REFERÊNCIAS

- Babu, B.V.; Chakole, P.G.; Syed Mubeen, J.H. (2005), **Multiobjective Differential Evolution (MODE) for Optimization of Adiabatic Styrene Reactor**. *Chemical Engineering Science*, 60(17), 4822-4837.
- Beyer, H.-G.; Sendhoff, B. (2007), **Robust Optimization-A Comprehensive Survey**. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 196(33-34), 3190-3218.
- Deb, K.; Pratap, A.; Agarwal, S.; Meyarivan, T. (2002), **A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II**. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(2), 182-197.
- Deb, K.; Gupta, H. (2006), **Introducing Robustness in Multi-Objective Optimization**. *Evolutionary Computation*, 14(4), 463-494.
- Egorov, I.N.; Kretinin, G.V.; Leshchenko, I.A.; Kuptzov, S.V. (2007), **Multi-objective Approach for Robust Design Optimization Problems**. *Inverse Problems in Science and Engineering*, 15(1), 47-59.
- Fang, J.; Gao, Y.; Sun, G.; Xu, C.; Li, Q. (2015), **Multiobjective Robust Design Optimization of Fatigue Life for a Truck Cab**. *Reliability Engineering and System Safety*, 135, 1-8.
- Jin, Y.; Branke, B. (2005), **Evolutionary Optimization in Uncertain Environments-A Survey**. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 9(3), 303-317.
- Li, M.; Azarm, S.; Aute, V. (2005), **"A Multi-objective Genetic Algorithm for Robust Design Optimization"**, In *7th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation*, H.-G. Beyer e U.-M. O'Reilly (eds.), ACM, New York, NY, USA.
- Lobato, F. S.; Gonçalves, M. S.; Jahn, B.; Cavallini Jr, A. Ap.; Steffen Jr., V. **Reliability-Based Optimization Using Differential Evolution and Inverse Reliability Analysis for Engineering System Design**. *Journal of Optimization Theory and Applications*, 1, 1-33, 2017.
- Mirjalili, S.; Lewis, A. (2016), **Obstacles and Difficulties for Robust Benchmark Problems: A Novel Penalty-based Robust Optimisation Method**. *Information Sciences*, 328, 485-509.
- Nejlaoui, M.; Houidi, A.; Affi, Z.; Romdhane, L. (2013), **Multiobjective Robust Design Optimization of Rail Vehicle Moving in Short Radius Curved Tracks Based on the Safety and Comfort Criteria**. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 30, 21-34.
- Saha, A.; Ray, T. (2011), **Practical Robust Design Optimization Using Evolutionary Algorithms**. *Journal of Mechanical Design*, 133(10), 101012.
- Taguchi, G.; Chowdhury, S.; Taguchi, S. (2000), **"Robust Engineering"**, McGraw-Hill, New York, USA.
- Zhou, A.; Qu, B.-Y.; Li, H.; Zhao, S.-Z.; Suganthan, P.N.; Zhang, Q. (2011), **Multiobjective Evolutionary Algorithms: A Survey of the State of the Art**. *Swarm and Evolutionary Computation*, 1(1), 32-49.

SOBRE O ORGANIZADOR

CLEBERTON CORREIA SANTOS- Graduado em Tecnologia em Agroecologia, mestre e doutor em Agronomia (Produção Vegetal). Tem experiência nas seguintes áreas: agricultura familiar, indicadores de sustentabilidade de agroecossistemas, uso e manejo de resíduos orgânicos, propagação de plantas, manejo e tratamentos culturais em horticultura geral, plantas medicinais exóticas e nativas, respostas morfofisiológicas de plantas ao estresse ambiental, nutrição de plantas e planejamento e análises de experimentos agropecuários.

(E-mail: cleber_frs@yahoo.com.br) – ORCID: 0000-0001-6741-2622

ÍNDICE REMISSIVO

A

Acidentes 109, 310, 311, 312, 313, 314

Aminas primárias 81, 84, 85

Atividade antioxidante 144, 146, 151, 152, 153, 155, 156

B

Bioimpressão 193, 194, 195, 196, 199

C

Castanhola 74, 75, 79

Compostos multifuncionais 64, 67

Compressores Herméticos 34, 35, 36, 39, 40

Construção Civil 102, 105, 112, 113, 157, 179, 363

CPTEC 205, 206, 207, 208, 217

E

Equações lineares 45, 233, 236, 237, 238, 239, 240, 353

Estrutura axiomática 183, 186, 189

F

Fonte de fissão 41, 42, 44, 45, 47, 48, 49

G

Geoprocessamento 1, 2

H

Hemocentro 317, 322, 323, 324, 326

Hibridização 64, 65, 67, 68, 69, 71

L

Lesson Study 218, 219, 220, 221, 222, 224, 225

Leveduras 8

M

Mapeamento 1, 2, 3, 4, 6, 7, 181, 280

Mecânicas de eritrócitos 226

Multi-objetivo 277, 278, 279, 281, 282, 283, 284, 287

Mutagênese 8, 10, 11, 12, 13, 15, 16, 17, 18

P

PHB/PC 253, 254, 257, 261, 262, 264

Protocolos de redes 52

R

Redes neurais 349, 350, 351, 354, 356, 358, 359, 360, 361, 362

Risco de inundação 1, 3, 4, 5, 6, 7

S

Smart Grids 51, 52, 53, 61

Agência Brasileira do ISBN
ISBN 978-85-7247-622-5

