

Ernane Rosa Martins
(Organizador)

A PLURIVALÊNCIA DA ENGENHARIA DA COMPUTAÇÃO E SEU AMPLO CAMPO DE APLICAÇÃO

 **Atena**
Editora
Ano 2021

Ernane Rosa Martins
(Organizador)

A PLURIVALÊNCIA DA ENGENHARIA DA COMPUTAÇÃO E SEU AMPLO CAMPO DE APLICAÇÃO

 **Atena**
Editora
Ano 2021

Editora Chefe

Profª Drª Antonella Carvalho de Oliveira

Assistentes Editoriais

Natalia Oliveira

Bruno Oliveira

Flávia Roberta Barão

Bibliotecária

Janaina Ramos

Projeto Gráfico e Diagramação

Natália Sandrini de Azevedo

Camila Alves de Cremo

Luiza Alves Batista

Maria Alice Pinheiro

Imagens da Capa

Shutterstock

Edição de Arte

Luiza Alves Batista

Revisão

Os Autores

2021 by Atena Editora

Copyright © Atena Editora

Copyright do Texto © 2021 Os autores

Copyright da Edição © 2021 Atena Editora

Direitos para esta edição cedidos à Atena Editora pelos autores.



Todo o conteúdo deste livro está licenciado sob uma Licença de Atribuição *Creative Commons*. Atribuição-Não-Comercial-NãoDerivativos 4.0 Internacional (CC BY-NC-ND 4.0).

O conteúdo dos artigos e seus dados em sua forma, correção e confiabilidade são de responsabilidade exclusiva dos autores, inclusive não representam necessariamente a posição oficial da Atena Editora. 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.

Todos os manuscritos foram previamente submetidos à avaliação cega pelos pares, membros do Conselho Editorial desta Editora, tendo sido aprovados para a publicação com base em critérios de neutralidade e imparcialidade acadêmica.

A Atena Editora é comprometida em garantir a integridade editorial em todas as etapas do processo de publicação, evitando plágio, dados ou resultados fraudulentos e impedindo que interesses financeiros comprometam os padrões éticos da publicação. Situações suspeitas de má conduta científica serão investigadas sob o mais alto padrão de rigor acadêmico e ético.

Conselho Editorial

Ciências Humanas e Sociais Aplicadas

Prof. Dr. Alexandre Jose Schumacher – Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Paraná

Prof. Dr. Américo Junior Nunes da Silva – Universidade do Estado da Bahia

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. Crisóstomo Lima do Nascimento – Universidade Federal Fluminense
Profª Drª Cristina Gaio – Universidade de Lisboa
Prof. Dr. Daniel Richard Sant’Ana – Universidade de Brasília
Prof. Dr. Deyvison de Lima Oliveira – Universidade Federal de Rondônia
Profª Drª Dilma Antunes Silva – Universidade Federal de São Paulo
Prof. Dr. Edvaldo Antunes de Farias – Universidade Estácio de Sá
Prof. Dr. Elson Ferreira Costa – Universidade do Estado do Pará
Prof. Dr. Eloi Martins Senhora – Universidade Federal de Roraima
Prof. Dr. Gustavo Henrique Cepolini Ferreira – Universidade Estadual de Montes Claros
Profª Drª Ivone Goulart Lopes – Istituto Internazionale delle Figlie de Maria Ausiliatrice
Prof. Dr. Jadson Correia de Oliveira – Universidade Católica do Salvador
Prof. Dr. Julio Candido de Meirelles Junior – Universidade Federal Fluminense
Profª Drª Lina Maria Gonçalves – Universidade Federal do Tocantins
Prof. Dr. Luis Ricardo Fernandes da Costa – Universidade Estadual de Montes Claros
Profª Drª Natiéli Piovesan – Instituto Federal do Rio Grande do Norte
Prof. Dr. Marcelo Pereira da Silva – Pontifícia Universidade Católica de Campinas
Profª Drª Maria Luzia da Silva Santana – Universidade Federal de Mato Grosso do Sul
Prof. Dr. Pablo Ricardo de Lima Falcão – Universidade de Pernambuco
Profª Drª Paola Andressa Scortegagna – Universidade Estadual de Ponta Grossa
Profª Drª Rita de Cássia da Silva Oliveira – Universidade Estadual de Ponta Grossa
Prof. Dr. Rui Maia Diamantino – Universidade Salvador
Prof. Dr. Saulo Cerqueira de Aguiar Soares – Universidade Federal do Piauí
Prof. Dr. Urandi João Rodrigues Junior – Universidade Federal do Oeste do Pará
Profª Drª Vanessa Bordin Viera – Universidade Federal de Campina Grande
Profª Drª Vanessa Ribeiro Simon Cavalcanti – Universidade Católica do Salvador
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. Arinaldo Pereira da Silva – Universidade Federal do Sul e Sudeste do Pará
Prof. Dr. Antonio Pasqualetto – Pontifícia Universidade Católica de Goiás
Profª Drª Carla Cristina Bauermann Brasil – Universidade Federal de Santa Maria
Prof. Dr. Cleberton Correia Santos – Universidade Federal da Grande Dourados
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. Jael Soares Batista – Universidade Federal Rural do Semi-Árido
Prof. Dr. Jayme Augusto Peres – Universidade Estadual do Centro-Oeste
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
Profª Drª Daniela Reis Joaquim de Freitas – Universidade Federal do Piauí
Profª Drª Débora Luana Ribeiro Pessoa – Universidade Federal do Maranhão
Prof. Dr. Douglas Siqueira de Almeida Chaves – Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro
Prof. Dr. Edson da Silva – Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri
Profª Drª Elizabeth Cordeiro Fernandes – Faculdade Integrada Medicina
Profª Drª Eleuza Rodrigues Machado – Faculdade Anhanguera de Brasília
Profª Drª Elane Schwinden Prudêncio – Universidade Federal de Santa Catarina
Profª Drª Eysler Gonçalves Maia Brasil – Universidade da Integração Internacional da Lusofonia Afro-Brasileira
Prof. Dr. Ferlando Lima Santos – Universidade Federal do Recôncavo da Bahia
Profª Drª Fernanda Miguel de Andrade – Universidade Federal de Pernambuco
Prof. Dr. Fernando Mendes – Instituto Politécnico de Coimbra – Escola Superior de Saúde de Coimbra
Profª Drª Gabriela Vieira do Amaral – Universidade de Vassouras
Prof. Dr. Gianfábio Pimentel Franco – Universidade Federal de Santa Maria
Prof. Dr. Helio Franklin Rodrigues de Almeida – Universidade Federal de Rondônia
Profª Drª Iara Lúcia Tescarollo – Universidade São Francisco
Prof. Dr. Igor Luiz Vieira de Lima Santos – Universidade Federal de Campina Grande
Prof. Dr. Jefferson Thiago Souza – Universidade Estadual do Ceará
Prof. Dr. Jesus Rodrigues Lemos – Universidade Federal do Piauí
Prof. Dr. Jônatas de França Barros – Universidade Federal do Rio Grande do Norte
Prof. Dr. José Max Barbosa de Oliveira Junior – Universidade Federal do Oeste do Pará
Prof. Dr. Luís Paulo Souza e Souza – Universidade Federal do Amazonas
Profª Drª Magnólia de Araújo Campos – Universidade Federal de Campina Grande
Prof. Dr. Marcus Fernando da Silva Praxedes – Universidade Federal do Recôncavo da Bahia
Profª Drª Maria Tatiane Gonçalves Sá – Universidade do Estado do Pará
Profª Drª Mylena Andréa Oliveira Torres – Universidade Ceuma
Profª Drª Natiéli Piovesan – Instituto Federacl do Rio Grande do Norte
Prof. Dr. Paulo Inada – Universidade Estadual de Maringá
Prof. Dr. Rafael Henrique Silva – Hospital Universitário da Universidade Federal da Grande Dourados
Profª Drª Regiane Luz Carvalho – Centro Universitário das Faculdades Associadas de Ensino
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
Profª Drª Welma Emidio da Silva – Universidade Federal Rural de Pernambuco

Ciências Exatas e da Terra e Engenharias

Prof. Dr. Adélio Alcino Sampaio Castro Machado – Universidade do Porto
Profª Drª Ana Grasielle Dionísio Corrêa – Universidade Presbiteriana Mackenzie
Prof. Dr. Carlos Eduardo Sanches de Andrade – Universidade Federal de Goiás
Profª Drª Carmen Lúcia Voigt – Universidade Norte do Paraná
Prof. Dr. Cleiseano Emanuel da Silva Paniagua – Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Goiás
Prof. Dr. Douglas Gonçalves da Silva – Universidade Estadual do Sudoeste da Bahia
Prof. Dr. Eloi Rufato Junior – Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Profª Drª Érica de Melo Azevedo – Instituto Federal do Rio de Janeiro
Prof. Dr. Fabrício Menezes Ramos – Instituto Federal do Pará
Profª Dra. Jéssica Verger Nardeli – Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho
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
Prof. Dr. Marco Aurélio Kistemann Junior – Universidade Federal de Juiz de Fora
Profª Drª Neiva Maria de Almeida – Universidade Federal da Paraíba
Profª Drª Natiéli Piovesan – Instituto Federal do Rio Grande do Norte
Profª Drª Priscila Tessmer Scaglioni – Universidade Federal de Pelotas
Prof. Dr. Sidney Gonçalves de Lima – Universidade Federal do Piauí
Prof. Dr. Takeshy Tachizawa – Faculdade de Campo Limpo Paulista

Linguística, Letras e Artes

Profª Drª Adriana Demite Stephani – Universidade Federal do Tocantins
Profª Drª Angeli Rose do Nascimento – Universidade Federal do Estado do Rio de Janeiro
Profª Drª Carolina Fernandes da Silva Mandaji – Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Profª Drª Denise Rocha – Universidade Federal do Ceará
Profª Drª Edna Alencar da Silva Rivera – Instituto Federal de São Paulo
Profª Drª Fernanda Tonelli – Instituto Federal de São Paulo,
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 Keyla Christina Almeida Portela – Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Paraná
Profª Drª Miraniide Oliveira Neves – Instituto de Educação, Ciência e Tecnologia do Pará
Profª Drª Sandra Regina Gardacho Pietrobon – Universidade Estadual do Centro-Oeste
Profª Drª Sheila Marta Carregosa Rocha – Universidade do Estado da Bahia

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. Dr. Adilson Tadeu Basquerote Silva – Universidade para o Desenvolvimento do Alto Vale do Itajaí
Profª Ma. Adriana Regina Vettorazzi Schmitt – Instituto Federal de Santa Catarina
Prof. Dr. Alex Luis dos Santos – Universidade Federal de Minas Gerais
Prof. Me. Alexsandro Teixeira Ribeiro – Centro Universitário Internacional
Profª Ma. Aline Ferreira Antunes – Universidade Federal de Goiás
Profª Drª Amanda Vasconcelos Guimarães – Universidade Federal de Lavras
Prof. Me. André Flávio Gonçalves Silva – Universidade Federal do Maranhão
Profª Ma. Andréa Cristina Marques de Araújo – Universidade Fernando Pessoa
Profª Drª Andrezza Lopes – Instituto de Pesquisa e Desenvolvimento Acadêmico
Profª Drª Andrezza Miguel da Silva – Faculdade da Amazônia
Profª Ma. Anelisa Mota Gregoleti – Universidade Estadual de Maringá
Profª Ma. Anne Karynne da Silva Barbosa – Universidade Federal do Maranhão
Prof. Dr. Antonio Hot Pereira de Faria – Polícia Militar de Minas Gerais
Prof. Me. Armando Dias Duarte – Universidade Federal de Pernambuco
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. Me. Carlos Augusto Zilli – Instituto Federal de Santa Catarina
Prof. Me. Christopher Smith Bignardi Neves – Universidade Federal do Paraná
Profª Drª Cláudia de Araújo Marques – Faculdade de Música do Espírito Santo
Profª Drª Cláudia Taís Siqueira Cagliari – Centro Universitário Dinâmica das Cataratas
Prof. Me. Clécio Danilo Dias da Silva – Universidade Federal do Rio Grande do Norte
Prof. Me. Daniel da Silva Miranda – Universidade Federal do Pará
Profª Ma. Daniela da Silva Rodrigues – Universidade de Brasília
Profª Ma. Daniela Remião de Macedo – Universidade de Lisboa

Profª Ma. Dayane de Melo Barros – Universidade Federal de Pernambuco
Prof. Me. Douglas Santos Mezacas – Universidade Estadual de Goiás
Prof. Me. Edevaldo de Castro Monteiro – Embrapa Agrobiologia
Prof. Me. Edson Ribeiro de Britto de Almeida Junior – Universidade Estadual de Maringá
Prof. Me. Eduardo Gomes de Oliveira – Faculdades Unificadas Doctum de Cataguases
Prof. Me. Eduardo Henrique Ferreira – Faculdade Pitágoras de Londrina
Prof. Dr. Edwaldo Costa – Marinha do Brasil
Prof. Me. Eliel Constantino da Silva – Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita
Prof. Me. Ernane Rosa Martins – Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Goiás
Prof. Me. Euvaldo de Sousa Costa Junior – Prefeitura Municipal de São João do Piauí
Prof. Dr. Everaldo dos Santos Mendes – Instituto Edith Theresa Hedwing Stein
Prof. Me. Ezequiel Martins Ferreira – Universidade Federal de Goiás
Profª Ma. Fabiana Coelho Couto Rocha Corrêa – Centro Universitário Estácio Juiz de Fora
Prof. Me. Fabiano Eloy Atilio Batista – Universidade Federal de Viçosa
Prof. Me. Felipe da Costa Negrão – Universidade Federal do Amazonas
Prof. Me. Francisco Odécio Sales – Instituto Federal do Ceará
Prof. Me. Francisco Sérgio Lopes Vasconcelos Filho – Universidade Federal do Cariri
Profª Drª Germana Ponce de Leon Ramírez – Centro Universitário Adventista de São Paulo
Prof. Me. Gevair Campos – Instituto Mineiro de Agropecuária
Prof. Me. Givanildo de Oliveira Santos – Secretaria da Educação de Goiás
Prof. Dr. Guilherme Renato Gomes – Universidade Norte do Paraná
Prof. Me. Gustavo Krahl – Universidade do Oeste de Santa Catarina
Prof. Me. Helton Rangel Coutinho Junior – Tribunal de Justiça do Estado do Rio de Janeiro
Profª Ma. Isabelle Cerqueira Sousa – Universidade de Fortaleza
Profª Ma. Jaqueline Oliveira Rezende – Universidade Federal de Uberlândia
Prof. Me. Javier Antonio Albornoz – University of Miami and Miami Dade College
Prof. Me. Jhonatan da Silva Lima – Universidade Federal do Pará
Prof. Dr. José Carlos da Silva Mendes – Instituto de Psicologia Cognitiva, Desenvolvimento Humano e Social
Prof. Me. Jose Elyton Batista dos Santos – Universidade Federal de Sergipe
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 Drª Juliana Santana de Curcio – Universidade Federal de Goiás
Profª Ma. Juliana Thaisa Rodrigues Pacheco – Universidade Estadual de Ponta Grossa
Profª Drª Kamilly Souza do Vale – Núcleo de Pesquisas Fenomenológicas/UFGA
Prof. Dr. Kárpio Márcio de Siqueira – Universidade do Estado da Bahia
Profª Drª Karina de Araújo Dias – Prefeitura Municipal de Florianópolis
Prof. Dr. Lázaro Castro Silva Nascimento – Laboratório de Fenomenología & Subjetividade/UFPR
Prof. Me. Leonardo Tullio – Universidade Estadual de Ponta Grossa
Profª Ma. Lilian Coelho de Freitas – Instituto Federal do Pará
Profª Ma. Lilian de Souza – Faculdade de Tecnologia de Itu
Profª Ma. Liliani Aparecida Sereno Fontes de Medeiros – Consórcio CEDERJ
Profª Drª Lúvia do Carmo Silva – Universidade Federal de Goiás
Prof. Dr. Lucio Marques Vieira Souza – Secretaria de Estado da Educação, do Esporte e da Cultura de Sergipe
Prof. Dr. Luan Vinicius Bernardelli – Universidade Estadual do Paraná
Profª Ma. Luana Ferreira dos Santos – Universidade Estadual de Santa Cruz
Profª Ma. Luana Vieira Toledo – Universidade Federal de Viçosa
Prof. Me. Luis Henrique Almeida Castro – Universidade Federal da Grande Dourados
Prof. Me. Luiz Renato da Silva Rocha – Faculdade de Música do Espírito Santo
Profª Ma. Luma Sarai de Oliveira – Universidade Estadual de Campinas
Prof. Dr. Michel da Costa – Universidade Metropolitana de Santos

Prof. Me. Marcelo da Fonseca Ferreira da Silva – Governo do Estado do Espírito Santo
Prof. Dr. Marcelo Máximo Purificação – Fundação Integrada Municipal de Ensino Superior
Prof. Me. Marcos Aurelio Alves e Silva – Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de São Paulo
Profª Ma. Maria Elanny Damasceno Silva – Universidade Federal do Ceará
Profª Ma. Marileila Marques Toledo – Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri
Prof. Dr. Pedro Henrique Abreu Moura – Empresa de Pesquisa Agropecuária de Minas Gerais
Prof. Me. Pedro Panhoca da Silva – Universidade Presbiteriana Mackenzie
Profª Drª Poliana Arruda Fajardo – Universidade Federal de São Carlos
Prof. Me. Rafael Cunha Ferro – Universidade Anhembi Morumbi
Prof. Me. Ricardo Sérgio da Silva – Universidade Federal de Pernambuco
Prof. Me. Renan Monteiro do Nascimento – Universidade de Brasília
Prof. Me. Renato Faria da Gama – Instituto Gama – Medicina Personalizada e Integrativa
Profª Ma. Renata Luciane Polsaque Young Blood – UniSecal
Prof. Me. Robson Lucas Soares da Silva – Universidade Federal da Paraíba
Prof. Me. Sebastião André Barbosa Junior – Universidade Federal Rural de Pernambuco
Profª Ma. Silene Ribeiro Miranda Barbosa – Consultoria Brasileira de Ensino, Pesquisa e Extensão
Profª Ma. Solange Aparecida de Souza Monteiro – Instituto Federal de São Paulo
Profª Ma. Taiane Aparecida Ribeiro Nepomoceno – Universidade Estadual do Oeste do Paraná
Prof. Me. Tallys Newton Fernandes de Matos – Faculdade Regional Jaguaribana
Profª Ma. Thatianny Jasmine Castro Martins de Carvalho – Universidade Federal do Piauí
Prof. Me. Tiago Silvio Dedoné – Colégio ECEL Positivo
Prof. Dr. Welleson Feitosa Gazel – Universidade Paulista

A pluralência da engenharia da computação e seu amplo campo de aplicação

Bibliotecária: Janaina Ramos
Diagramação: Camila Alves de Cremo
Correção: Mariane Aparecida Freitas
Edição de Arte: Luiza Alves Batista
Revisão: Os Autores
Organizador: Ernane Rosa Martins

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

P737 A pluralência da engenharia da computação e seu amplo campo de aplicação / Organizador Ernane Rosa Martins. – Ponta Grossa - PR: Atena, 2021.

Formato: PDF

Requisitos de sistema: Adobe Acrobat Reader

Modo de acesso: World Wide Web

Inclui bibliografia

ISBN 978-65-5983-014-5

DOI 10.22533/at.ed.014210305

1. Engenharia da computação. I. Martins, Ernane Rosa (Organizador). II. Título.

CDD 621.39

Elaborado por Bibliotecária Janaina Ramos – CRB-8/9166

Atena Editora
Ponta Grossa – Paraná – Brasil
Telefone: +55 (42) 3323-5493
www.atenaeditora.com.br
contato@atenaeditora.com.br

DECLARAÇÃO DOS AUTORES

Os autores desta obra: 1. Atestam não possuir qualquer interesse comercial que constitua um conflito de interesses em relação ao artigo científico publicado; 2. Declaram que participaram ativamente da construção dos respectivos manuscritos, preferencialmente na: a) Concepção do estudo, e/ou aquisição de dados, e/ou análise e interpretação de dados; b) Elaboração do artigo ou revisão com vistas a tornar o material intelectualmente relevante; c) Aprovação final do manuscrito para submissão.; 3. Certificam que os artigos científicos publicados estão completamente isentos de dados e/ou resultados fraudulentos; 4. Confirmam a citação e a referência correta de todos os dados e de interpretações de dados de outras pesquisas; 5. Reconhecem terem informado todas as fontes de financiamento recebidas para a consecução da pesquisa.

APRESENTAÇÃO

Segundo o dicionário Aurélio a Engenharia é a “Arte de aplicar conhecimentos científicos e empíricos e certas habilitações específicas à criação de estruturas, dispositivos e processos que se utilizam para converter recursos naturais em formas adequadas ao atendimento das necessidades humanas. A Engenharia de Computação por sua vez tem como definição ser o ramo da engenharia que se caracteriza pelo projeto, desenvolvimento e implementação de sistemas, equipamentos e dispositivos computacionais, segundo uma visão integrada de hardware e software, apoiando-se em uma sólida base matemática e conhecimentos de fenômenos físicos. Está área estuda as técnicas, métodos e ferramentas matemáticas, físicas e computacionais para o desenvolvimento de circuitos, dispositivos e sistemas. Esta área também tem na matemática e na computação os seus principais pilares. O foco está no desenvolvimento de soluções que envolvam tanto aspectos relacionados ao software quanto à elétrica/eletrônica. O objetivo é a aplicação das tecnologias de computação na solução de problemas de Engenharia. Os profissionais desta área são capazes de atuar principalmente na integração entre software e hardware, tais como: automação industrial e residencial, sistemas embarcados, sistemas paralelos e distribuídos, arquitetura de computadores, robótica, comunicação de dados e processamento digital de sinais.

Este livro, dentro deste contexto, possibilita conhecer algumas das produções do conhecimento no ramo da Engenharia da Computação e diversos aspectos tecnológicos computacionais, que abordam assuntos extremamente importantes, tais como: a implantação de uma rede ótica passiva Gigabit (GPON); a instrumentalização da educação com recursos que permitam aos jovens sentirem-se acolhidos no ensino superior, e motivados à programação, dentre os quais neste destaca-se os jogos digitais, em especial o Robocode; aplicação do Método Trezentos, que consiste na divisão da turma em grupos de trabalho colaborativo com oito alunos; o desenvolvimento da Inteligência Artificial (IA) no Brasil; o processo de conversão de energia em sistemas fotovoltaicos conectados à rede elétrica e sua relevância para a micro e minigeração distribuída; o desenvolvimento de jogos digitais; aplicação Android integrada a um circuito utilizando um Arduino Uno, que se mantém funcionando de maneira autônoma, utilizando conceitos de IoT; novas metodologia de ensino computacional nas escolas por meio de uma linguagem de programação; a implementação dos microsserviços; o desenvolvimento de um dispositivo de baixo custo para monitorar a potência aparente de residências monofásicas de baixa tensão; testes usando os sistemas operacionais Raspbian, Ubuntu, Q4OS e Fedora; um programa que utiliza técnicas de processamento de imagens, armazenamento de dados, manipulação de gráficos e de arquivos; aplicativos em síndromes coronarianas agudas; o TheBug, software mobile que visa auxiliar os agricultores e a comunidade acadêmica

por facilitar a identificação de pragas e agentes controladores naturais; e os fundamentos da computação quântica elucidando os conceitos de emaranhamento, paralelismo e a incapacidade de produzir cópias da unidade básica da computação quântica: o bit quântico ou, simplesmente, qubit.

Deste modo, este livro tem como objetivo apresentar algumas das produções atuais deste ramo do conhecimento, e ser um guia para os Engenheiros de Computação auxiliando-os em assuntos relevantes da área, fornecendo conhecimentos que podem permitir especificar, conceber, desenvolver, implementar, adaptar, produzir, industrializar, instalar e manter sistemas computacionais, bem como perfazer a integração de recursos físicos e lógicos necessários para o atendimento das necessidades informacionais, computacionais e da automação de organizações em geral. Esta obra é significativa por ser composta por uma gama de trabalhos pertinentes da área, que permitem aos seus leitores, analisar e discutir diversos assuntos importantes.

Por fim, agradecemos a todos que contribuíram de alguma forma para a construção desta obra, principalmente aos autores por suas contribuições significativas na construção desta importante obra e desejo a todos os leitores muito sucesso, repleto de novas, excelentes e proveitosas leituras significativas, repleta de boas reflexões sobre os temas abordados.

Ernane Rosa Martins

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1..... 1

RELATÓRIO FINAL DO PROJETO “A REALIDADE AUMENTADA NO CONTEXTO DA INDÚSTRIA 4.0 NAS ETAPAS DE SIMULAÇÃO, SUPERVISÃO E MANUTENÇÃO DE PROCESSOS INDUSTRIAIS”

Cícero Couto de Moraes

Rodrigo Muniz Izzo

DOI 10.22533/at.ed.0142103051

CAPÍTULO 2..... 21

A RECOMMENDER FOR RESOURCE ALLOCATION IN COMPUTE CLOUDS USING GENETIC ALGORITHMS AND SVR

Thiago Nelson Faria dos Reis

Mário Antonio Meireles Teixeira

João Dallyson Sousa de Almeida

Anselmo Cardoso de Paiva

DOI 10.22533/at.ed.0142103052

CAPÍTULO 3..... 39

ANÁLISE DE VIABILIDADE DE REDES GPON PARA IMPLEMENTAÇÃO DE FTTH EM CONDOMÍNIO RESIDENCIAL

Eduardo Bernardi

Mauro Fonseca Rodrigues

DOI 10.22533/at.ed.0142103053

CAPÍTULO 4..... 48

APLICAÇÃO DO ROBOCODE COMO INSTRUMENTO PARA A RECEPÇÃO DE CALOUROS E ENSINO DE PROGRAMAÇÃO DE COMPUTADORES

Fillipe Almeida Paz

Kenia Kodel Cox

DOI 10.22533/at.ed.0142103054

CAPÍTULO 5..... 60

APLICANDO UMA METODOLOGIA DE APRENDIZAGEM COLABORATIVA NO ENSINO DE PROGRAMAÇÃO

Simone Bello Kaminski Aires

João Paulo Aires

Maria João Tinoco Varanda Pereira

Luís Manuel Alves

DOI 10.22533/at.ed.0142103055

CAPÍTULO 6..... 70

ATLAS DA PESQUISA EM INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL (IA) NO ESTADO DE SÃO PAULO

Laura Simões Camargo

DOI 10.22533/at.ed.0142103056

CAPÍTULO 7	86
CONVERSÃO DE ENERGIA EM SISTEMAS FOTOVOLTAICOS CONECTADOS À REDE ELÉTRICA	
Antônia Daiara de Almeida Melquíades	
Cecilio Martins de Sousa Neto	
DOI 10.22533/at.ed.0142103057	
CAPÍTULO 8	92
DESENVOLVIMENTO DE JOGOS EDUCATIVOS NA CONSCIENTIZAÇÃO DA PREVENÇÃO DO CÂNCER DE MAMA	
Luiz Cláudio Machado dos Santos	
Jocelma Almeida Rios	
Flávia de Jesus Figueredo	
Rafael Batista Rocha	
Maria Adélia Icó M. dos Santos	
DOI 10.22533/at.ed.0142103058	
CAPÍTULO 9	110
DESENVOLVIMENTO VISUAL DE JOGO SÉRIO SOBRE EDUCAÇÃO SEXUAL	
Flávia Ribeiro Albert	
Daniel Leite Costa	
DOI 10.22533/at.ed.0142103059	
CAPÍTULO 10	130
ESTUDO DA TOPOLOGIA DO SISTEMA GEOLOCAL: UM SISTEMA DE NAVEGAÇÃO INDEPENDENTE DE GNSS	
Leticia Gatti Friolani	
Francisco Alberto Gori Fuller	
Sergio Vicente Denser Pamboukian	
DOI 10.22533/at.ed.01421030510	
CAPÍTULO 11	147
GRUPO DE PESQUISA EM ENGENHARIA DE SOFTWARE: A INTEGRAÇÃO DA ENGENHARIA DE SOFTWARE E DA USABILIDADE ORIENTADA PARA A EXPERIÊNCIA DO USUÁRIO (UX)	
Daniela Gibertoni	
DOI 10.22533/at.ed.01421030511	
CAPÍTULO 12	158
INTERNET DAS COISAS – PROTÓTIPO DE IRRIGAÇÃO AUTOMATIZADA	
Denilce de Almeida Oliveira Veloso	
Bruno Rodrigo Vieira	
DOI 10.22533/at.ed.01421030512	
CAPÍTULO 13	168
JOGO SÉRIO PARA APOIAR NO COMBATE E PREVENÇÃO AO CÂNCER DE MAMA:	

UMA LUTA INTERNA

Luiz Cláudio Machado dos Santos

João Pedro Darzé

Gabriela Santos

Maria Adélia Icó M. dos Santos

DOI 10.22533/at.ed.01421030513

CAPÍTULO 14..... 179

LIBERTE A ROSA: JOGO ENIGMÁTICO COM REFLEXÃO SOBRE RELACIONAMENTOS ABUSIVOS

Luiz Cláudio Machado dos Santos

João Paulo Lemos Cavalcanti

Jeã Tavares Caldas Filho

Maria Adélia Icó M. dos Santos

DOI 10.22533/at.ed.01421030514

CAPÍTULO 15..... 200

LINGUAGEM DE PROGRAMAÇÃO COMO METODOLOGIA DE ENSINO MATEMÁTICO: INSERINDO O PYTHON NAS ESCOLAS

Franck Antônio Baía Bastos

Jaqueline Gomes Pereira

João Rodrigues Costa

Dalmi Gama

Ulisses Weyl da Cunha Costa

DOI 10.22533/at.ed.01421030515

CAPÍTULO 16..... 212

MICROSSERVIÇOS

Thiago Felipe de Sousa Castro

Felipe Gomes de Melo Vale

Fábio Henrique Fonseca de Sousa

DOI 10.22533/at.ed.01421030516

CAPÍTULO 17..... 216

PROTÓTIPO DE UM DINAMÔMETRO DE BAIXO CUSTO PARA MEDIÇÃO DE FORÇA MUSCULAR UTILIZANDO ARDUINO

Marciel Bezerra de Moura

Mateus Ânderson Barreto Duarte

Theo Martins de A. Paiva

Maycon Jean de Moura

Francisco Magno M. Sobrinho

DOI 10.22533/at.ed.01421030517

CAPÍTULO 18..... 226

REGRAS DO JOGO: UMA ANÁLISE DE SEUS TIPOS E RELACIONAMENTOS

Dalmo Stutz

DOI 10.22533/at.ed.01421030518

CAPÍTULO 19.....	236
SISTEMA PARA MONITORAMENTO DE POTÊNCIA APARENTE ALTERNATIVO CONECTADO À INTERNET	
Maycon Jean de Moura	
Francisco Magno M. Sobrinho	
Theo Martins de A. Paiva	
Marciel Bezerra de Moura	
DOI 10.22533/at.ed.01421030519	
CAPÍTULO 20.....	245
SISTEMAS OPERACIONAIS PARA UTILIZAÇÃO DO RASPBERRY PI COMO SUBSTITUTO A COMPUTADORES TRADICIONAIS	
Guilherme Godoy de Oliveira	
DOI 10.22533/at.ed.01421030520	
CAPÍTULO 21.....	257
SOFTWARE DE ANÁLISE DE IMAGENS HISTOLÓGICAS EM QUADROS DE INFECÇÃO PARA TESTES DE FÁRMACOS ANTIMICROBIANOS	
Gustavo Behnck Cardoso	
Isabela Luz Pereira	
Victor Jorge Carvalho Chaves	
Hélio Esperidião	
Vitor Andrade	
DOI 10.22533/at.ed.01421030521	
CAPÍTULO 22.....	270
SOFTWARES DE “SMARTPHONES” E APLICATIVOS (APPS) NO CENÁRIO DE SÍNDROMES CORONARIANAS AGUDAS: UMA REVISÃO DA LITERATURA	
Mauro Guimarães Albuquerque	
Juan Carlos Montano Pedroso	
José da Conceição Carvalho Júnior	
Matheus Rangel Marques	
Rayane Sales Roza	
Lydia Masako Ferreira	
DOI 10.22533/at.ed.01421030522	
CAPÍTULO 23.....	279
THEBUG: SOFTWARE MOBILE PARA IDENTIFICAÇÃO DE INSETOS	
Gabriel Al-Samir Guimarães Sales	
Edson Almeida Silva Júnior	
Adeilson Marques da Silva Cardoso	
DOI 10.22533/at.ed.01421030523	
CAPÍTULO 24.....	289
UM ENSAIO SOBRE OS FUNDAMENTOS DA COMPUTAÇÃO QUÂNTICA	
Fernanda Bernardes da Silva Melo	

Ronan Silva Ferreira

DOI 10.22533/at.ed.01421030524

SOBRE O ORGANIZADOR.....	302
ÍNDICE REMISSIVO.....	303

A RECOMMENDER FOR RESOURCE ALLOCATION IN COMPUTE CLOUDS USING GENETIC ALGORITHMS AND SVR

Data de aceite: 28/04/2021

Thiago Nelson Faria dos Reis

Universidade Federal do Maranhão
<http://lattes.cnpq.br/7902592398426978>

Mário Antonio Meireles Teixeira

Universidade Federal do Maranhão
<http://lattes.cnpq.br/9943003955628885>

João Dallyson Sousa de Almeida

Universidade Federal do Maranhão
<http://lattes.cnpq.br/6047330108382641>

Anselmo Cardoso de Paiva

Universidade Federal do Maranhão
<http://lattes.cnpq.br/6446831084215512>

RESUMO: A alocação de recursos em Cloud Computing tem sido feita de forma reativa, dificultando as garantias de serviço e gerando cobrança desnecessária de recursos ociosos. Para mitigar esses problemas, este trabalho propõe e avalia uma abordagem preditiva de alocação de recursos, implementada como um Recomendador de Configuração, baseada em Regressão de Vetores de Suporte (SVR) e Algoritmos Genéticos (AG). Essa combinação é usada para estimar o tempo de execução do aplicativo e recomenda uma configuração viável e válida de recursos na nuvem, quanto ao tempo de execução e custos. Como um estudo de caso, são escolhidos aplicativos de aprendizado de máquina baseados na ferramenta Weka. Os resultados mostram que os tempos previstos estiveram muito próximos dos reais, conseguindo

uma estimativa eficiente de tempo e custo e suas consequentes reduções.

PALAVRAS-CHAVE: Redes de computadores, virtualização de plataformas, serviços da Web, algoritmos genéticos, modelos preditivos.

ABSTRACT: Resource allocation in Cloud Computing has been done reactively, hindering service guarantees and generating unnecessary charging of idle resources. In order to mitigate these problems, this work proposes and evaluates a predictive resource allocation approach, implemented as a Configuration Recommender, based on Support Vector Regression (SVR) and Genetic Algorithms (GA). This combination is used to estimate application runtime and recommends a viable and valid configuration of resources in the cloud, regarding execution time and monetary costs. As a case study, machine learning applications based on the Weka tool are chosen. The results show that predicted times were very close to actual ones, achieving an efficient estimation of time and cost and their consequent reduction.

KEYWORDS: Computer networks, Platform virtualization, Web services, Genetic algorithms, Predictive models.

1 | INTRODUÇÃO

A redução de custos é um desafio constante, tanto para os provedores quanto para os usuários da computação em nuvem. Uma questão a ser respondida é: como determinar quais recursos serão necessários para executar

uma tarefa, e por quanto tempo? De acordo com [1], a maioria dos serviços de análise é reativa, ou seja, somente após a demanda se mostrar necessária é que os recursos serão provisionados, normalmente em até 5 minutos, e leva-se ainda um certo tempo até que seja identificado que os recursos alocados não mais estão sendo usados (em média, 15 minutos). Considere também o tempo necessário para os recursos estarem efetivamente disponíveis. Durante este tempo de análise e disponibilização dos recursos, existe o risco da qualidade de serviço (QoS) e do nível de serviço (SLA) contratados pelo cliente não serem garantidos, além da cobrança ou alocação desnecessária de recursos.

Em [2], demonstra-se uma abordagem mais eficiente de migração entre máquinas virtuais, mas ainda assim a abordagem reativa apresenta um custo computacional maior. Uma forma de resolver este problema é mudar dessa abordagem de análise reativa para uma análise *preditiva* ou *pró-ativa*, a qual permite estimar quais recursos serão necessários antes da execução da tarefa, alocando-os previamente.

Como ferramentas para análise e estimação do uso de recursos, destacam-se as Redes Neurais, Regressão Linear e Máquina de Vetores de Suporte. Na literatura, pode-se identificar alguns trabalhos que utilizam Aprendizado de Máquina e Inteligência Computacional, com esta finalidade, em ambientes em nuvem.

Em [1], é apresentada uma estratégia de alocação de recursos pró-ativa baseada na predição de demanda de uso de recursos, utilizando *Support Vector Regression* (SVR), juntamente com *Particle Swarm Optimization* (PSO), com o objetivo de melhorar a acurácia da predição. O resultado daquela pesquisa comprovou que a predição foi mais eficiente e precisa que a utilização de métodos tradicionais de SVR e Regressão Linear (LR).

Em [3], demonstra-se a eficácia da utilização de técnicas de predição na migração on-line de máquinas virtuais. O comparativo foi realizado entre métodos estatísticos de probabilidade para definição das páginas de memória que deveriam ser migradas, usando o algoritmo ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*). O segundo estudo utilizou aprendizado de máquina baseado em regressão usando o modelo SVR. O modelo ARIMA obteve uma acurácia de 91,74%, enquanto o modelo SVR alcançou 94,61% na predição de páginas de memórias sujas, constatando-se a superioridade com relação ao ARIMA.

O aprendizado de máquina também vem sendo usado em diversas outras áreas em [4] é utilizado na predição de recursos de computação em nuvem para aplicações multimídia, com o objetivo de atingir um maior equilíbrio no uso dos recursos computacionais do ambiente em nuvem e para garantir a QoS e em [23] a predição é utilizada com o objetivo de garantir o SLA contratado. Para tanto, foi desenvolvida uma solução de alocação de recursos dinâmicos baseada em aprendizado de máquina de modo que, para cada tarefa, fosse feita uma predição dos recursos de acordo com seu histórico de uso. Os experimentos consideraram a utilização de processador e alcançaram um uso mais eficiente se comparados aos métodos convencionais de alocação. Como [24] demonstrou a necessidade de analisar vários critérios para projetos que utilizam nuvem, também foram

empregados outros critérios que podem ser adotados como melhor tempo, menor custo ou melhor relação tempo / custo para a execução destes projetos.

Em [5], foi feito um estudo usando Redes Neurais (RN), por meio de um algoritmo usando auto-regressão linear e RN para prever a carga de rede das aplicações no serviço de nuvem. O modelo desenvolvido combina previsão de carga de rede, modelos estocásticos e alocação de recursos, para minimizar o consumo de energia e manter o desempenho requerido.

Outra linha que emprega previsão e computação em nuvem trata sobre a diminuição da intervenção humana. Isso pode ser observado em [6], [7] e [8], que utilizam aprendizado de máquina através do modelo SVM para alocação de recursos, configuração de aplicações e geração de estimativas de custos com alta precisão, a fim de garantir a QoS exigida, resultando no uso mais eficaz e eficiente dos recursos e redução dos custos, tanto operacionais quanto de manutenção.

Os trabalhos de [1], [3], [4], [5], [6], [7] e [8] demonstram a eficiência do emprego de SVR para estimativa com séries históricas.

Enquanto o trabalho [25] utiliza Algoritmos Genéticos para determinar a expansão e otimização de redes de transmissão, cujo o objetivo é explorar de forma eficiente soluções possíveis e determinar os melhores resultados.

A partir dos trabalhos analisados, é apresentado neste artigo um Recomendador de configurações de máquinas virtuais em nuvem, que toma como base dados históricos de aplicações, com emprego de SVR e Algoritmos Genéticos. Tal recomendador visa sugerir uma configuração ideal de instâncias de VMs na nuvem, mediante o objetivo colocado, predizendo o tempo e custo das execuções. Como estudo de caso, utiliza-se o software Weka [9], sem prejuízo de generalização da solução apresentada para outros cenários.

2 | ARQUITETURA DO RECOMENDADOR DE CONFIGURAÇÕES DA NUVEM

Na Fig. 1, tem-se o diagrama principal do Recomendador, onde o cliente submete o arquivo de *dataset* a ser utilizado pelo Weka à interface com o usuário, a qual pode ser um *Web service* ou uma aplicação disponibilizada como SaaS. As informações de execução são enviadas ao Algoritmo Genético, que faz a análise propriamente dita, gerando as possíveis configurações de VMs na nuvem para execução da tarefa submetida.

O Regressor SVR possui a responsabilidade de predizer o tempo de execução da tarefa levando em consideração a base histórica de execuções, o arquivo de *dataset* e as configurações geradas pelo AG. Esta associação permite ao AG, através da sua função *fitness*, receber o tempo estimado pelo regressor e calcular o custo/tempo da execução, na busca da melhor configuração na nuvem para a aplicação submetida pelo usuário, conforme o objetivo colocado.

Em seguida, já com o resultado da configuração ideal de VMs fornecido pelo AG,

o Recomendador (no nível IaaS do provedor de nuvem) instanciará as máquinas virtuais de acordo com a configuração sugerida e submeterá o arquivo de *dataset* para execução no ambiente Weka em nuvem. Ao término da execução da tarefa, o cliente receberá o resultado e a configuração utilizada, bem como o tempo e custo reais da execução, a fim de alimentar a base histórica de execuções Weka. Tal informação será utilizada futuramente pelo Regressor, no intuito de melhorar suas predições.

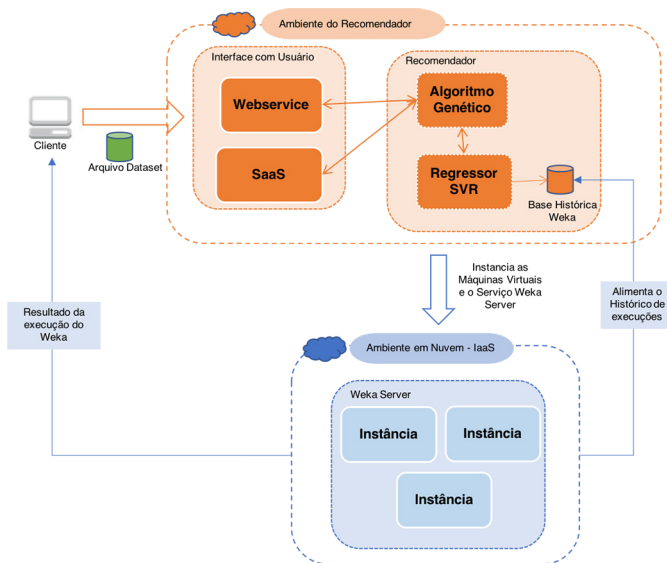


Fig. 1. Visão geral da arquitetura do Recomendador.

A. Nuvem Privada

Para implementação do protótipo e geração dos dados de entrada para o Regressor SVR, descritas neste trabalho, foi utilizada a solução de nuvem privada Eucalyptus [10], juntamente com a ferramenta Weka [9] com o módulo *Weka Server* habilitado [11], a fim de permitir a execução das tarefas de forma distribuída, maximizando o aproveitamento dos recursos em nuvem.

Dados os recursos disponíveis para a nuvem Eucalyptus, foi possível alocar até 16 núcleos de processamento e 16 GB de RAM por máquina virtual. A elasticidade empregada para os recursos em nuvem foi do tipo horizontal, ou seja, se necessário serão adicionadas novas instâncias do mesmo tipo lado a lado. As instâncias são definidas com o tamanho de memória e disco fixos, havendo somente variação na quantidade de processadores, dado que as aplicações Weka são mais dependentes de processamento do que de memória ou disco.

Embora se tenha optado por uma infraestrutura de nuvem privada, esta pode ser

estendida sem muito esforço para um modelo híbrido, de preferência lançando-se mão de provedores de nuvem como *Amazon Web Services* (AWS). A nuvem Eucalyptus integra-se de forma transparente com a AWS, podendo intercambiar até mesmo imagens de VMs (AMI – *Amazon Machine Images*). Assim, os recursos colocados à disposição da solução aqui apresentada tornam-se potencialmente ilimitados. Como consequência da escolha dessa infraestrutura, este modelo permite somente execução em tempo real, não havendo a possibilidade de execução em lote ou agendamento.

Considerando as características de execução do *Weka Server*, conforme [9], optou-se por utilizar modelos preditivos para o escalonamento das aplicações, em particular análise de séries temporais [12]. Desta forma, é possível realizar a análise e estimação dos custos antes de se iniciar a execução da aplicação, fazendo uma alocação prévia dos recursos.

B. Máquinas Virtuais (Instâncias)

Para fins de execução do software Weka no ambiente em nuvem, foram criadas várias instâncias (de duas a cinco) a fim permitir execuções em paralelo. Todas as instâncias possuíam a mesma configuração, diferindo apenas na quantidade de núcleos de processamento. A capacidade de memória das instâncias foi suficiente para execução das tarefas submetidas ao Weka, não sendo necessária a utilização de paginação de memória em nenhum momento.

Foi feita uma estimativa do custo de se manter uma infraestrutura similar em uma nuvem pública. Para tanto, utilizou-se como referência os valores praticados pela *Amazon AWS* [13], conforme mostrado na Tabela I (em dólares americanos).

C. Weka

A execução do software Weka de forma distribuída exige que um dos nós realize a função de controlador, sendo responsável por receber as requisições e distribuí-las para os demais. O controlador também executa as tarefas, assim como os escravos. Nos experimentos, foram utilizados três arquivos de dados distintos, obtidos a partir da mesma fonte de dados, os quais continham informações para detecção de massas em imagens mamográficas, cedidas por [14], porém com complexidades distintas na quantidade de atributos e na quantidade de instâncias, a fim de testar diferentes cargas de dados. Desta forma, os arquivos foram divididos em baixa, média e alta complexidade, sendo obtidos de forma aleatória, a partir da mesma origem.

Tipos de Instâncias	Qtde. Núcleos	Custo/hora (US\$)
t2.small	1	0,023
t2.medium	2	0,047
t2.xlarge	4	0,188
m4.2xlarge	8	0,400

TABELA I
Custo de Instâncias na Amazon Aws

A infraestrutura de nuvem privada implementada na plataforma Eucalyptus limitou o uso de cinco máquinas virtuais para os experimentos.

As execuções foram realizadas empregando-se 14 configurações diferentes na nuvem, detalhadas na Tabela II. Foram utilizadas entre 2 a 5 máquinas virtuais e um total de 4, 5, 7 e 10 núcleos disponíveis no ambiente, distribuídos nas instâncias. Tais configurações foram as que foi possível de instanciar na infraestrutura computacional que estava disponível para a pesquisa, as quais acreditamos refletir usos comuns de configurações de máquinas virtuais em ambiente de nuvem. O Servidor e os Escravos na tabela correspondem às VMs criadas e cada configuração (as linhas) indica a distribuição dos núcleos de processamento entre as VMs. Em todas as execuções, foram capturadas as informações de consumo de memória, processamento e tempo de execução.

Nome	Servidor	Qty de Núcleos			
		Escravo 1	Escravo 2	Escravo 3	Escravo 4
Config 1	2	4	4		
Config 2	2	2	2	4	
Config 3	2	8			
Config 4	2	2	2	2	2
Config 5	1	2	2	2	
Config 6	1	2	4		
Config 7	1	1	1	2	2
Config 8	1	2	2		
Config 9	1	4			
Config 10	1	1	1	1	1
Config 11	1	1	1	2	
Config 12	1	1	1	1	
Config 13	1	1	2		
Config 14	2	2			

TABELA II
Configurações Utilizadas na Nuvem Eucalyptus

A partir dos experimentos realizados, percebeu-se que o uso de memória está diretamente relacionado à carga de dados, não variando de uma execução para outra, da mesma origem. Sofre influência, somente, da complexidade e quantidade dos dados analisados. Uma particularidade observada na ferramenta Weka é que cada tarefa utiliza somente um núcleo de processamento quando em execução, podendo chegar até 100% de utilização deste. O Weka, portanto, não conseguiu dividir uma tarefa entre vários núcleos, o que levou este trabalho a considerar apenas o tempo de execução (em um único núcleo) como variável de estimativa para o regressor.

D. Regressor SVR

A partir dos dados gerados pelas execuções do Weka, foram obtidas as séries históricas, ou seja, valores que podem ser utilizados pelo regressor para realizar a predição do tempo de execução para uma determinada configuração, dado um arquivo específico.

O Regressor foi implementado utilizando-se a biblioteca *Sklearn* [15], voltada a aprendizado de máquina na linguagem Python, de forma nativa. No regressor, empregou-se o método *GridSearchCV* [22], que realiza pesquisa exaustiva sobre valores de parâmetros especificados para um estimador, implementando um método de ajuste (*fit*) e pontuação (*score*), que permite ir ajustando valores dos parâmetros e classificando o resultado da predição através de validação cruzada. Com este método, é possível testar vários parâmetros para o estimador de acordo com a base de dados submetida.

Esta etapa consistiu em validar e melhorar a acurácia do regressor, aumentando os intervalos dos parâmetros, chegando a uma combinação de 20 milhões de possibilidades na última configuração. Na Tabela III, têm-se as cinco configurações executadas do *GridSearchCV* com os parâmetros obtidos e os resultados de acurácia calculados. Para todas as configurações, foram utilizados treinamento (70%), teste (30%) e validação cruzada.

Observa-se que desde a primeira validação, SVR 1, o regressor obteve uma acurácia de 94,35% na predição, confirmando a viabilidade do modelo e na última execução, SVR 5, obteve uma acurácia ainda melhor, de 95,09%, como consequência do maior intervalo de combinações possíveis e maior tempo despendido no cálculo dos parâmetros.

Config.	epsilon	gamma	cost	Variação Máx. %	Acurácia %
SVR 1	1,0	0,25	32768,0	5,65	94,35
SVR 2	0	0,125	16384,0	6,06	93,94
SVR 3	1,0	0,5	8192,0	5,81	94,19
SVR 4	1,0	1,0	32768,0	5,84	94,16
SVR 5	1,0	0,03125	8388608,0	4,91	95,09

TABELA III
Resultado das Configurações do Svr

E. Algoritmo Genético

Concluída a etapa de treinamento do regressor, passou-se para a construção do algoritmo genético, cujo objetivo é gerar as possíveis configurações da nuvem, para então encontrar as melhores soluções [16]. Os critérios são especificados na Função de Avaliação (*Fitness*), que define se as soluções são válidas e o quanto uma solução é mais viável ou eficaz que outra, de acordo com [17]. Para tanto, foi criada uma função que avalia o menor tempo de execução e, em seguida, considera o menor custo ou, ainda, o menor tempo de execução até um limite de custo, conforme representado na Fig. 2. Onde as configurações do regressor são qual o tipo de *Fitness* (tempo, custo e tempo/custo) e/ou o valor mínimo ou máximo para estes, sendo estes não são obrigatórios.

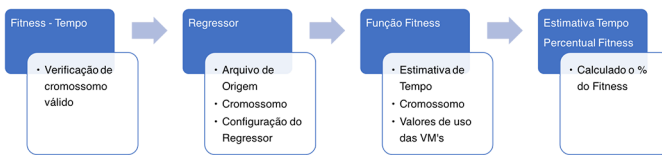


Fig. 2. Fitness segundo o tempo de execução.

Observe que, sempre que a função *Fitness* é chamada, o regressor também é convocado para fazer a estimativa do tempo, utilizando-se como parâmetro de entrada o arquivo de origem dos dados Weka e o cromossomo que possui a configuração da nuvem.

O cromossomo adotado possui dois tipos de genes, uma vez que para a execução do Weka em ambiente em nuvem é necessário um Servidor (que, além de gerenciar as tarefas, também processará as requisições), além dos Escravos, representados por N1, N2, N4 e N8, que irão somente processar as requisições. Sendo assim, o cromossomo é dividido em duas partes, conforme visualizado na Fig. 3, onde são representados alguns indivíduos da população, sendo a primeira coluna correspondente à identificação do gene:

Indiv.	Servidor	Escravos			
		N1	N2	N4	N8
1	2	0	4	0	0
2	2	0	2	1	0
3	1	0	0	0	1
4	2	0	0	0	1
5	2	1	1	0	0

Fig. 3. Exemplos de indivíduos da população.

O custo de uso das máquinas é calculado levando em consideração o tempo de execução e as máquinas usadas:

$$\text{Custo} = \text{Tempo} * (\text{N1} * \text{V1} + \text{N2} * \text{V2} + \text{N4} * \text{V4} + \text{N8} * \text{V8})$$

onde V1, V2, V4 e V8 são os custos por segundo de uso das máquinas e N1, N2, N4 e N8, a quantidade de máquinas usadas com 1, 2, 4 e 8 núcleos respectivamente, conforme representado na Fig. 4.

Indiv.	Servidor	Escravos				Tempo Estimado (s)	Custo Estimado (US\$)
		N1	N2	N4	N8		
1	2	0	4	0	0	1122	0,0879
2	2	0	2	1	0	1468	0,1533
3	1	0	0	0	1	1472	0,1631
4	2	0	0	0	1	1191	0,1555
5	2	1	1	0	0	1299	0,0592

Fig. 4. Estimativas de tempo e custo de indivíduos da população.

As mutações e cruzamentos podem ocorrer nas duas partes do cromossomo, ou seja, na região que representa o servidor e na dos escravos, exclusivamente. Não são permitidas essas operações entre servidores e escravos.

Foram realizadas execuções do AG com taxas de cruzamento segundo as recomendações de [18], que sugere entre 0,6 e 0,99. Como o algoritmo proposto visa explorar a maior quantidade de possíveis soluções, adotou-se uma taxa de 0,8.

Já para as taxas de mutação e tamanho da população, foram realizadas execuções do AG com taxas de 0,1%, 1% e 10%, com tamanhos variando entre 25 e 150, com incremento de 25 indivíduos. Para cada combinação dos parâmetros acima, foram realizadas 200 execuções e obtidos os valores de resultado de configuração e tempo para a melhor solução encontrada, para o *Fitness* Tempo.

F. Fluxo de Execução do Recomendador

A execução desse modelo pode ocorrer tanto em nuvem privada, quanto híbrida ou pública. Na Fig. 5, tem-se o diagrama principal do processo aqui utilizado, onde submete-se ao AG tanto o arquivo a ser usado pelo Weka, representado por X(i), quanto os parâmetros de configuração do AG, denotados por N(i), que são o tipo de *Fitness*, tamanho da população e taxa de mutação, sendo estes dois últimos pré-estabelecidos. Os indivíduos da população inicial são gerados aleatoriamente e os cromossomos são, então, validados. Caso seja gerado um cromossomo inválido, é gerado um novo. Somente os cromossomos válidos são submetidos ao regressor (SVR), que recebe como parâmetro o cromossomo

$c(i)$ e os dados do arquivo Weka, $X(i)$.

O regressor tem como resultado o Tempo Estimado, $t(i)$, que retorna ao AG para o cálculo do Custo, $C(i)$, juntamente com a configuração $c(i)$. Todos os cromossomos gerados, que sofrerão cruzamento de um ponto e/ou mutação, são submetidos novamente ao regressor para a estimativa de tempo, chamado na função *Fitness* do AG.

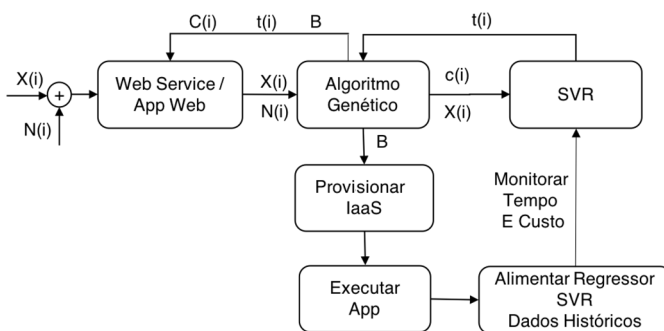


Fig. 5. Diagrama do Processo Proposto.

Para a seleção dos cromossomos, utilizou-se o critério de Roleta Simples associado a Seleção Elitista, sendo assim, após as gerações criadas são definidos os melhores indivíduos de cada geração e o AG, baseado na função *Fitness*, seleciona o melhor indivíduo de todas, retornando como B a configuração recomendada, o tempo estimado e o custo estimado para o *Web Service*/Aplicação Web e para o módulo de IaaS da nuvem.

O AppWeb retorna ao usuário as estimativas, e envia ao IaaS a configuração recomendada para provisionamento dos recursos e máquinas virtuais, e subsequente execução da aplicação no ambiente.

Ao término da execução da aplicação, as máquinas instanciadas podem ser desligadas, liberando os recursos, a fim de minimizar os custos de utilização da nuvem, dado que os recursos somente são provisionados e tarifados durante a execução da aplicação.

No processo principal, a execução da aplicação Weka é monitorada e comparada com os dados previstos, gerando-se estatísticas. Ademais existe a possibilidade de que os dados (históricos) das execuções sejam utilizados para alimentar o regressor SVR, de modo que a predição possa ter sua acurácia aumentada e ampliada as aplicações onde possa ser utilizada, mas que para estes experimentos não se utilizou esse recurso.

3 | VALIDAÇÃO DA ARQUITETURA

Conforme discutido na seção II-C, os dados da série histórica foram gerados com

base em três modelos de arquivos de dados e catorze configurações diferentes do ambiente em nuvem, sendo que todas elas foram executadas em uma nuvem privada utilizando a solução Eucalyptus. Os dados capturados foram utilizados para o treinamento, teste e validação do regressor SVR (seção II-D), realizados também no ambiente em nuvem.

Todas as instâncias criadas possuem os mesmos software e versões de bibliotecas, além disso suas configurações e custos foram padronizados com relação aos da Amazon AWS, conforme descrito na seção II-A.

A. Regressor SVR

A Tabela IV apresenta os resultados das execuções com os dados de testes, definidos na seção II-D, realizados com o regressor SVR para a predição do tempo em segundos, demonstrando sua viabilidade, com erro máximo de 5,65%, chegando a uma acurácia de 94,35%. A coluna *Tempo Real(s)* contém os valores obtidos na execução da aplicação Weka em nuvem, através da captura do tempo de execução. A coluna *Tempo Estimado(s)* contém os tempos previstos pelo regressor, enquanto as colunas *Diferença(s)* e *var %* são o erro em segundos e percentual, correspondentes à subtração do tempo estimado pelo tempo real de execução. Vale lembrar que para cada caso de teste, executou-se 10 vezes, calculando a diferença entre os tempos e a seguir os valores médios para cada configuração.

#	Tempo Real(s)	Tempo Estimado(s)	Diferença(s)	%	var %
1	455	480,6976	25,6976	105,65%	5,65%
2	4025	4007,1128	17,8872	99,56%	-0,44%
3	3175	3119,9928	55,0072	98,27%	-1,73%
4	870	890,2641	20,2641	102,33%	2,33%
5	2974	3025,8053	51,8053	101,74%	1,74%
6	2143	2143,6356	0,6356	100,03%	0,03%
7	3677	3680,236	3,236	100,09%	0,09%
8	2527	2521,8074	5,1926	99,79%	-0,21%
9	2042	2143,6356	101,6356	104,98%	4,98%
10	854	862,5274	8,5274	101,00%	1,00%
11	459	480,6976	21,6976	104,73%	4,73%
12	448	449,7849	1,7849	100,40%	0,40%
13	1197	1190,1406	6,8594	99,43%	-0,57%
14	2242	2201,242	40,758	98,18%	-1,82%
15	4065	4041,3855	23,6145	99,42%	-0,58%
16	3337	3308,8268	28,1732	99,16%	-0,84%
17	2231	2249,8334	18,8334	100,84%	0,84%
18	1584	1575,955	8,045	99,49%	-0,51%
19	1466	1526,5028	60,5028	104,13%	4,13%

TABELA IV
Resultados Iniciais do Svr

B. Algoritmo Genético

Os desafios com relação ao Algoritmo Genético são encontrar os parâmetros viáveis e validar a sua eficácia na resolução do problema. Para tanto, foram realizadas 200 execuções para cada combinação dos parâmetros, definidos na Seção II-E, totalizando cerca de 18.000 monitoramentos. Após a análise dos dados capturados, observou-se uma melhor convergência dos valores das funções de avaliação para as taxas de mutação de 1% e para os tamanhos de população de 125 e 150 indivíduos. Desta forma, a população de 125 indivíduos torna-se mais eficaz, pois produz valores equivalentes à de 150, com a vantagem de ter um custo computacional menor. Por conseguinte, adotou-se uma população de 125 indivíduos, 100 gerações, taxa de mutação de 0,01 e cruzamento de 0,8.

C. Recomendador de Configurações

O Recomendador de Configurações (AG + SVR) produz como saída uma determinada configuração da nuvem, definindo a quantidade de núcleos para o servidor e a quantidade de máquinas escravas (com o número de núcleos de cada uma delas). Tal configuração visa permitir a execução da aplicação Weka no menor tempo possível e com o menor custo.

Foram realizados testes comparativos da configuração recomendada com o tempo previsto de execução e a execução da aplicação em ambiente de produção, em 10 recomendações aleatórias. O ambiente de produção foi configurado na plataforma HPE Eucalyptus, definidos na seção II-A, onde todas as máquinas virtuais possuíam o mesmo sistema operacional CentOS e bibliotecas. Foram instanciadas as máquinas virtuais na infraestrutura de nuvem privada de acordo com as recomendações sugeridas pelo modelo e executada a aplicação Weka nelas. Cada linha da Tabela V representa a média do resultado de 10 execuções de cada uma das configurações recomendadas, com um intervalo de confiança de 95%, o que demonstra a eficácia do processo proposto neste trabalho.

Tais diferenças entre o tempo real e estimado, e os respectivos percentuais de erro são devidas as variações presentes em qualquer ambiente, como tráfego na rede, link do cliente com o provedor de nuvem, rota de acesso, demanda no provedor de IaaS, dentre outros fatores, de modo que esta variação foi considerada aceitável para o modelo proposto. Os custos não estão representados na tabela, pois apresentam a mesma variação percentual para essas execuções, uma vez que o cálculo é diretamente proporcional à configuração e ao tempo de execução.

Rodada	Tempo Real (s)	Tempo Previsto (s)	Real / Previsto (%)	Erro (%)
1	1118	1108	99,11%	0,89%
2	1054	1016	96,39%	3,61%
3	1107	1062	95,93%	4,07%
4	1111	1067	96,04%	3,96%
5	435	412	94,71%	5,29%
6	400	412	103,00%	-3,00%
7	415	412	99,28%	0,72%
8	407	412	101,23%	-1,23%
9	1383	1330	96,17%	3,83%
10	1386	1314	94,81%	5,19%

TABELA V
Resultados de Validação dos Tempos de Execução

Os gráficos da Fig. 7 apresentam as superfícies de execução dos tempos reais (a) e as calculadas pelo Recomendador (b). Verifica-se que as duas são qualitativamente similares, sendo que o Recomendador possui a vantagem de permitir simulações de comportamentos de acordo com a necessidade do usuário, de forma rápida e confiável, sem a necessidade de alocar recursos na nuvem.

Finalmente, executando-se novamente as mesmas aplicações Weka iniciais, desta vez conforme a configuração em nuvem sugerida pelo Recomendador, foi possível alcançar uma redução de tempo de 38,8% e de 45,62% no custo da execução. A configuração de referência inicial possuía um servidor de 2 núcleos e 2 máquinas de 4 núcleos (Tabela II), enquanto a configuração vencedora, sugerida pelo Recomendador era composta por um servidor com 1 núcleo, 3 máquinas de 2 núcleos e 1 máquina de 4 núcleos.

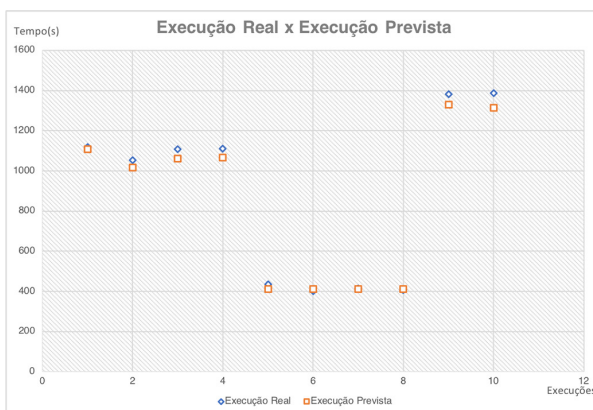


Fig. 6. Comparativo de Execução Real x Prevista.

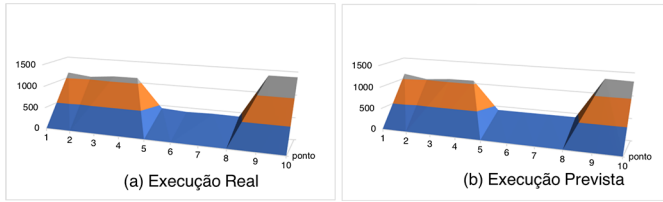


Fig. 7. Superfície de resposta.

4 | SERVIÇO DE RECOMENDAÇÃO

Como o Recomendador foi desenvolvido em linguagem Python, de forma modular e orientada a objetos, sua integração com outras soluções e ferramentas é facilitada, podendo ser implementado diretamente na camada de IaaS e/ou disponibilizado como uma aplicação do tipo SaaS, de acordo com [19] [12].

A. Módulo de Administração da Nuvem

Um dos objetivos da Computação em Nuvem é provisionar recursos de forma automatizada. Assim, o Recomendador pode facilmente se integrar à nuvem, principalmente se o provedor suportar as APIs da AWS, utilizadas pela Amazon e Eucalyptus, sendo possível, desta forma, utilizá-lo em nuvens privadas, públicas ou híbridas [20] [21]. Esta integração está representada pela funcionalidade *Provisionar IaaS* da Fig. 5 (seção II-E), que permite automatizar a criação das máquinas virtuais e a consequente execução da aplicação Weka, sem intervenção humana.

É importante salientar que o Recomendador aqui descrito é independente dessa integração com o provedor de nuvem, porém é altamente sugerido que esta seja realizada, a fim de melhor aproveitar os recursos computacionais a serem provisionados.

O recomendador possui alguns parâmetros de entrada e ou configuração, que são o arquivo de origem que será submetido ao Weka, que neste caso é obtido ou informada a quantidade de linhas e colunas, e qual o tipo da função *fitness* que será adotado, sendo, como já mencionado: Tempo, Custo ou Tempo/Custo. Além destes, existe um opcional que é o limite mínimo ou máximo aceito pela função *fitness*, detalhado a seguir.

Os dados obtidos de novas execuções podem ser utilizados para o treinamento do regressor, permitindo assim, a inclusão de novos modelos de execuções, e melhorando a acurácia do sistema. Recomenda-se esse novo treinamento quando a eficiência do modelo diminuir, principalmente pela adição de novos modelos de execução, para que estes possam ser incorporados à predição.

B. Recomendação de Configurações como um Serviço (SaaS)

Neste trabalho, também foi implementada uma interface de comunicação com o Recomendador por meio de um Serviço Web do tipo REST, possibilitando, assim, sua

ampla utilização pelas mais diversas aplicações, que podem consumir o serviço de forma simples e eficiente. O serviço possui três parâmetros obrigatórios: a quantidade de linhas do arquivo de origem de dados, a quantidade de colunas e o limite da função *Fitness*, que são passados na URI.

O retorno do serviço web é mostrado a seguir, em formato JSON, onde são fornecidas informações da execução, tais como: tipo de regressor, tipo de *fitness* usado, a configuração de núcleos recomendada para o Servidor e Escravos, e a estimativa de Tempo e Custo para a chamada `http://recomendador.saas.api/Tempo/5620/65/0` :

```
{
  linhas: 5620,
  colunas: 65,
  tipo_regressor: N3,
  tipo_Fitness: Tempo,
  limite: 0,
  Populacao: 125,
  Mutacao: 1,
  Tempo: 49.81017331752264,
  Custo: 0.010722984681276321,
  Fitness: 0.010722984681276321,
  FitnessPorcento: 0.038373161309446215,
  Servidor: 2,
  Host_1N: 1,
  Host_2N: 0,
  Host_4N: 1,
  Host_8N: 1
}
```

5 | CONCLUSÃO

Provisionar recursos computacionais de forma eficaz é uma tarefa importante, porém difícil, principalmente devido ao fato de que o uso desses recursos tem natureza e características muito distintas, e comportamentos muitas vezes imprevisíveis, tanto para os provedores de infraestrutura quanto para os usuários. Por outro lado, o uso de dados históricos de utilização dos mesmos permite mapear seu uso e o comportamento das execuções.

Este trabalho descreveu um protótipo de um Recomendador de Configurações em Nuvem utilizando um Regressor SVR, que alimenta um Algoritmo Genético, de modo a permitir a estimativa do tempo e custo de execução de uma aplicação Weka, bem como a sugestão de uma configuração viável de máquinas virtuais na nuvem.

O experimento de melhor resultado mostra que uma base de conhecimento ampla e bem treinada consegue prever o tempo de execução das aplicações com precisão, de

forma rápida e eficaz, com erros próximos de 5% em comparação com o ambiente real. Além disso, é possível alcançar, em alguns casos, uma economia de até 38,8% e 45,62% no tempo e custo de execução, respectivamente, em relação a uma seleção aleatória de configuração na nuvem. Nessa perspectiva, o impacto no custo e no tempo da execução demonstra os benefícios do modelo permitindo assim aos pesquisadores e usuários um melhor gerenciamento dos seus recursos. Esses benefícios também são estendidos caso esteja sendo utilizado um modelo de nuvem privada ou híbrida, pois assim, permite um melhor aproveitamento do parque tecnológico através de compartilhamento mais eficaz dos recursos.

Apesar desse modelo utilizar várias técnicas mencionadas nos trabalhos correlacionados, este se diferencia principalmente no momento em que é utilizado, ou seja, antes do início das execuções, garantindo assim uma das melhores configurações possíveis, enquanto que em outros modelos encontrados na literatura as recomendações ocorrem durante a execução, necessitando de tempo e recursos para a adaptação e efetivação das novas configurações, dessa forma, nossa proposta se mostrou mais eficiente.

Embora tenham sido utilizadas tarefas baseadas no software Weka como estudo de caso, a arquitetura proposta pode ser generalizada para outros tipos de aplicações, desde que se tenha acesso a uma base histórica de utilização. Além disso, o Recomendador pode ser implementado como um serviço da própria nuvem, ficando à disposição dos usuários.

REFERÊNCIAS

- [1] Z. Zhu, J. Peng, Z. Zhou, X. Zhang, and Z. Huang, "Pso-svr-based resource demand prediction in cloud computing," *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, vol. 20, no. 2, pp. 324–331, 2016.
- [2] A. Baruchi, E. T. Midorikawa, and L. M. Sato, "Reducing virtual machine live migration overhead via workload analysis," *IEEE Latin America Transactions*, vol. 13, no. 4, pp. 1178–1186, 2015.
- [3] M. Patel, S. Chaudhary, and S. Garg, "Machine learning based statistical prediction model for improving performance of live virtual machine migration," *Journal of Engineering*, vol. 2016, 2016.
- [4] K. Sembiring and A. Beyer, "Dynamic resource allocation for cloud-based media processing," in *Proceeding of the 23rd ACM Workshop on Network and Operating Systems Support for Digital Audio and Video*. ACM, 2013, pp. 49–54.
- [5] J. J. Prevost, K. Nagothu, B. Kelley, and M. Jamshidi, "Prediction of cloud data center networks loads using stochastic and neural models," in *System of Systems Engineering (SoSE), 2011 6th International Conference on*. IEEE, 2011, pp. 276–281.
- [6] O. Niehorster, A. Krieger, J. Simon, and A. Brinkmann, "Autonomic resource management with support vector machines," in *Proceedings of the 2011 IEEE/ACM 12th International Conference on Grid Computing*. IEEE Computer Society, 2011, pp. 157–164.

- [7] A. A. Bankole and S. A. Ajila, "Predicting cloud resource provisioning using machine learning techniques," in *Electrical and Computer Engineering (CCECE), 2013 26th Annual IEEE Canadian Conference on. IEEE, 2013*, pp. 1–4.
- [8] E. Hormozi, H. Hormozi, M. K. Akbari, and M. S. Javan, "Using of machine learning into cloud environment (a survey): managing and scheduling of resources in cloud systems," in *P2P, Parallel, Grid, Cloud and Internet Computing (3PGCIC), 2012 Seventh International Conference on. IEEE, 2012*, pp. 363–368.
- [9] Weka. The university of waikato. weka 3: Data mining software in java, Janeiro 2017. [Online]. Available: <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka>.
- [10] HP. Hp eucalyptus, Junho 2016. [Online]. Available: <http://hphelion.com>.
- [11] Pentaho (2017). Pentaho weka server datamining, Janeiro 2017. [Online]. Available: <http://wiki.pentaho.com/display/DATAMINING/Weka+Server>
- [12] T. Lorida-Botran, J. Miguel-Alonso, and J. A. Lozano, "A review of auto-scaling techniques for elastic applications in cloud environments," *Journal of Grid Computing*, vol. 12, no. 4, pp. 559–592, 2014. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1007/s10723-014-9314-7>
- [13] Amazon. Amazon web service, Junho 2016. [Online]. Available: <http://amazon.com>.
- [14] O. P. d. Silva Neto, et al, "Detecção automática de massas em imagens mamográficas usando particle swarm optimization (pso) e índice de diversidade funcional", dissertation, Departamento de Pós-graduação em Ciência da Computação, Universidade Federal do Maranhão, Maranhão, Brasil, 2016
- [15] sklearn. scikit-learn - machine learning in python, Setembro 2017. [Online]. Available: <http://scikit-learn.org/stable/>.
- [16] C. Sheppard, *Genetic Algorithms with Python*. 1st ed., Create Space Independent Publishing Platform, 2016.
- [17] M. Negnevitsky, *Artificial Intelligence: A Guide to Intelligent Systems*, 3rd ed. Boston, MA, USA: Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., 2011.
- [18] S. O. Rezende, *Sistemas Inteligentes: Fundamentos e Aplicações*. Manole, 2003.
- [19] P. J. Jonathan Kupferman, Jeff Silverman, "Scaling into the cloud," *ADVANCED OPERATING SYSTEMS*, pp. 1–8, 2016.
- [20] C. R. Cunha, E. P. Morais, J. P. Sousa, and J. P. Gomes, "The role of cloud computing in the development of information systems for smes," *IBIMA Publishing*, pp. 1–7, 2017. [Online]. Available: <http://hdl.handle.net/10198/14061>
- [21] S. M. Parikh, "A survey on cloud computing resource allocation techniques," in *Engineering (NUICONE), 2013 Nirma University International Conference on. IEEE, 2013*, pp. 1–5.

[22] GridSearchCV. scikit-learn - machine learning in python, Setembro 2017. [Online]. Available: <http://scikit-learn.org/stable/>.

[23] L. H. V. Nakamura et al., "An Analysis of Optimization Algorithms designed to fully comply with SLA in Cloud Computing," in IEEE Latin America Transactions, vol. 15, no. 8, pp. 1497-1505, 2017.

[24] A. Souza Ribeiro and D. Bianchini, "The deployment of Systems in Cloud Computing environment: A Methodology to Select and Prioritize projects," in IEEE Latin America Transactions, vol. 15, no. 3, pp. 557-562, March 2017.

[25] J. T. Jiménez, J. L. Guardado, N. G. Cabrera, J. R. Rodríguez and F. Figueroa, "Transmission expansion planning systems using algorithm genetic with multi-objective criterion," in IEEE Latin America Transactions, vol. 15, no. 3, pp. 563-568, March 2017.

ÍNDICE REMISSIVO

A

Algoritmo 22, 23, 28, 29, 32, 35, 135, 136, 137, 138, 139, 140, 141, 143, 144, 202, 207, 262, 289, 290, 297, 298, 300

Algoritmo genético 23, 28, 32, 35

Aplicativos 21, 99, 200, 215, 246, 249, 250, 252, 254, 255, 270, 271, 272, 275, 276, 277, 281

Aprendizado de máquina 21, 22, 23, 27, 289, 301

Arduino 158, 159, 160, 162, 163, 164, 165, 166, 167, 216, 217, 219, 221, 239

Armazenamento de dados 163, 164, 248, 257

Arquitetura 23, 24, 30, 36, 44, 45, 46, 47, 75, 148, 150, 151, 164, 212, 213, 214, 215, 246, 290

Automação 1, 3, 5, 7, 19, 49, 161, 164, 166

B

Banco de dados 111, 163, 164, 165, 239, 243, 259, 263, 281, 282, 283, 287, 302

Banda larga 40, 44, 46

Benchmarking 255

C

Câncer de mama 92, 93, 94, 95, 96, 97, 98, 99, 100, 101, 102, 103, 104, 105, 106, 107, 108, 109, 168, 169, 170, 171, 172, 173, 175, 176, 177

Código aberto 189, 193, 239, 281, 287

Computação 21, 22, 23, 34, 37, 48, 49, 50, 52, 53, 55, 59, 60, 61, 62, 63, 73, 149, 150, 156, 157, 160, 163, 169, 202, 205, 206, 210, 211, 214, 276, 277, 289, 290, 293, 297, 298, 301, 302

Computação em nuvem 21, 22, 23, 34

Computação quântica 289, 290, 293, 297, 298, 301

Computadores 21, 48, 49, 53, 55, 59, 101, 162, 166, 168, 201, 202, 211, 245, 246, 248, 249, 250, 252, 254, 255, 271, 275, 289, 290, 294

Conversão de energia 86, 87, 89, 91

Criptografia 296, 301

D

Dados 4, 12, 13, 23, 24, 25, 27, 28, 30, 31, 32, 34, 35, 39, 40, 41, 42, 44, 45, 49, 60, 68, 71, 74, 75, 82, 85, 86, 93, 103, 108, 111, 112, 130, 131, 133, 135, 136, 137, 138, 140, 154, 158, 159, 160, 161, 162, 163, 164, 165, 166, 169, 177, 180, 186, 201, 202, 205, 208, 213,

215, 217, 218, 220, 221, 225, 229, 236, 237, 238, 239, 240, 241, 242, 243, 244, 246, 248, 257, 258, 259, 260, 263, 265, 266, 267, 270, 272, 275, 276, 277, 279, 280, 281, 282, 283, 285, 287, 289, 302

Dispositivo 4, 16, 88, 99, 150, 161, 163, 198, 222, 232, 236, 237, 240, 241, 242, 245, 246, 247, 248, 249, 250, 252, 254, 255

Dispositivos móveis 2, 3, 4, 98, 158, 177, 198, 271

E

Eletrônica de potência 86

Energia 23, 50, 52, 75, 78, 86, 87, 89, 91, 158, 161, 166, 236, 237, 239, 244

Engenharia de software 147, 148, 149, 152, 155, 156, 215, 281, 302

Ensino 3, 48, 50, 51, 54, 55, 56, 57, 58, 59, 60, 61, 62, 69, 93, 96, 111, 177, 182, 183, 186, 200, 201, 202, 203, 205, 206, 208, 210, 211, 245, 246, 249, 254, 276, 287

Evolução 43, 66, 71, 212, 213, 233, 258, 259

G

Geolocal 130, 131, 132, 133, 135, 145, 146

Grupos de pesquisa 147, 155, 156, 187

I

Indústria 4.0 1, 2, 5, 18, 81, 158, 159

Informação quântica 289

Inovação 70, 72, 73, 75, 77, 78, 80, 81, 82, 83, 84, 85, 160, 166, 167, 215, 302

Inteligência artificial 70, 71, 73, 74, 75, 76, 77, 80, 82, 83, 84, 150, 159, 166, 289, 290, 301

Interação humano-computador 147, 148, 149, 152, 154, 156

Interface 2, 3, 4, 5, 12, 14, 23, 34, 54, 110, 111, 117, 118, 119, 120, 124, 134, 154, 155, 156, 164, 165, 192, 205, 216, 220, 232, 233, 234, 249, 250, 254, 276, 289

Interface gráfica 5, 14, 54, 249, 254

Internet 37, 40, 46, 49, 80, 109, 148, 152, 157, 158, 159, 160, 161, 162, 163, 164, 166, 167, 180, 202, 220, 221, 236, 249, 250, 251, 253, 254, 255, 277, 279, 280, 287

Internet das coisas 49, 158, 159, 160, 161, 162, 163, 166, 167, 255

J

Jogos 48, 49, 50, 51, 59, 92, 93, 94, 96, 97, 98, 99, 100, 101, 107, 108, 109, 110, 111, 112, 113, 114, 118, 127, 128, 168, 169, 170, 171, 172, 177, 178, 179, 181, 182, 183, 191, 193, 194, 198, 199, 203, 211, 226, 227, 228, 229, 230, 231, 232, 233, 234

Jogos digitais 48, 49, 59, 92, 93, 96, 97, 99, 101, 107, 108, 168, 169, 170, 171, 179, 182, 183, 199, 228, 229, 230, 232, 233

Jogos educativos 92, 109, 128, 171, 172, 178, 181, 182, 183, 198

Jogos sérios 49, 168, 169, 170, 177, 178

M

Matemática 200, 201, 202, 203, 205, 209, 210, 211, 268, 290, 291

Matriz energética 86, 87

Método trezentos 60, 61, 63, 65, 68, 69

Microserviços 212, 213, 214, 215

Mobile 99, 109, 110, 159, 166, 177, 198, 277, 278, 279, 280, 281, 287

Modelo 3, 5, 6, 7, 8, 22, 23, 25, 27, 29, 32, 34, 36, 41, 74, 81, 132, 134, 152, 166, 172, 178, 228, 237, 246, 247, 248, 249, 258, 260, 269

Monolítico 212, 213

O

Outubro rosa 92, 93, 95, 98, 99, 100, 103, 108, 109

P

Paralelismo 289, 291, 296, 297, 301

Pesquisa e desenvolvimento 70, 72, 78, 159

Políticas públicas 70, 83, 182, 187

Potência 86, 87, 88, 89, 90, 91, 204, 236, 237, 239, 242, 243, 244

Power BI 240, 242, 243, 244

Prevenção 92, 93, 94, 95, 96, 97, 98, 99, 100, 101, 102, 103, 104, 105, 106, 107, 108, 109, 162, 168, 169, 170, 171, 172, 173, 174, 175, 177, 178, 179, 181, 183, 198, 275, 276, 280

Processamento de imagens 257, 259, 260, 262

Programação 48, 49, 50, 51, 53, 54, 55, 56, 57, 58, 59, 60, 62, 74, 84, 135, 154, 163, 188, 191, 198, 200, 201, 202, 204, 205, 206, 208, 209, 210, 211, 255, 257, 259, 263, 281, 287, 302

Protótipo 24, 35, 127, 128, 154, 158, 160, 162, 163, 164, 165, 166, 216, 219, 220, 221, 222, 223, 224, 240, 241, 242, 281

Python 27, 34, 37, 38, 200, 201, 202, 204, 205, 206, 207, 210

R

Raspberry Pi 245, 246, 247, 248, 249, 250, 254, 255, 256

Realidade aumentada 1, 2, 3, 4, 5, 15, 18, 19, 184, 203, 211

Rede ótica passiva 39, 45

Redes neurais 22, 23, 74, 75

Regras do jogo 226, 227, 230, 234

Regressor 23, 24, 27, 28, 29, 30, 31, 34, 35

Robocode 48, 50, 52, 53, 54, 55, 56, 57, 58, 59

S

Simulação 1, 2, 3, 4, 14, 15, 17, 52, 89, 127, 130, 135, 136, 138, 140, 141, 143, 144, 166, 170, 221

Sistema de navegação 130, 131, 145, 146

Sistema embarcado 216

Sistemas 1, 3, 4, 19, 37, 45, 49, 51, 73, 74, 84, 86, 87, 91, 108, 109, 131, 146, 147, 148, 149, 152, 155, 156, 158, 161, 177, 198, 199, 202, 212, 213, 215, 226, 232, 233, 245, 246, 248, 249, 250, 251, 252, 253, 254, 255, 256, 275, 276, 290, 295, 302

Sistemas fotovoltaicos 86, 87, 91

Sistemas operacionais 198, 245, 246, 248, 249, 250, 251, 252, 253, 254, 255, 256

Smartphone 96, 182, 214, 254, 270, 271, 272, 276, 277, 278, 280

Software 4, 5, 12, 14, 23, 25, 31, 36, 37, 49, 79, 80, 86, 101, 131, 135, 136, 138, 139, 142, 146, 147, 148, 149, 152, 155, 156, 162, 167, 189, 193, 200, 201, 202, 207, 212, 213, 215, 236, 244, 246, 248, 249, 250, 255, 257, 258, 259, 267, 268, 270, 271, 272, 279, 280, 281, 282, 283, 286, 302

Softwares educacionais 202, 203

T

Tecnologia 1, 2, 3, 4, 18, 39, 40, 41, 42, 43, 44, 46, 47, 49, 61, 70, 71, 72, 73, 75, 78, 80, 83, 84, 86, 92, 99, 147, 148, 152, 153, 154, 158, 159, 161, 166, 167, 168, 179, 183, 184, 194, 201, 202, 203, 206, 210, 213, 215, 216, 245, 255, 257, 270, 274, 275, 279, 280, 281, 287, 290, 301, 302

Thebug 279, 280

Tipos de regras 226, 228, 229, 233

U

Usabilidade 119, 147, 148, 151, 152, 153, 154, 155, 275, 277, 281, 284, 285

V

Virtual 3, 19, 24, 36, 48, 50, 55, 84, 91, 97, 170, 171, 186, 199, 233, 244

Voz 39, 40, 41

W

Weka 21, 23, 24, 25, 27, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 35, 36, 37

www.atenaeditora.com.br 

contato@atenaeditora.com.br 

[@atenaeditora](https://www.instagram.com/atenaeditora) 

www.facebook.com/atenaeditora.com.br 

A PLURIVALÊNCIA DA ENGENHARIA DA COMPUTAÇÃO E SEU AMPLO CAMPO DE APLICAÇÃO

 **Atena**
Editora

Ano 2021

www.atenaeditora.com.br 
contato@atenaeditora.com.br 
[@atenaeditora](https://www.instagram.com/atenaeditora) 
www.facebook.com/atenaeditora.com.br 

A PLURIVALÊNCIA DA ENGENHARIA DA COMPUTAÇÃO E SEU AMPLO CAMPO DE APLICAÇÃO

 **Atena**
Editora
Ano 2021