

JOÃO DALLAMUTA
HENRIQUE AJUZ HOLZMANN
(ORGANIZADORES)

Collection:

APPLIED ELECTRICAL ENGINEERING

Atena
Editora
Ano 2022

JOÃO DALLAMUTA
HENRIQUE AJUZ HOLZMANN
(ORGANIZADORES)

Collection:

APPLIED ELECTRICAL ENGINEERING

Atena
Editora
Ano 2022

Editora chefe

Profª Drª Antonella Carvalho de Oliveira

Editora executiva

Natalia Oliveira

Assistente editorial

Flávia Roberta Barão

Bibliotecária

Janaina Ramos

Projeto gráfico

Camila Alves de Cremo

Daphynny Pamplona

Gabriel Motomu Teshima

Luiza Alves Batista

Natália Sandrini de Azevedo

Imagens da capa

iStock

Edição de arte

Luiza Alves Batista

2022 by Atena Editora

Copyright © Atena Editora

Copyright do texto © 2022 Os autores

Copyright da edição © 2022 Atena Editora

Direitos para esta edição cedidos à Atena Editora pelos autores.

Open access publication by Atena Editora



Todo o conteúdo deste livro está licenciado sob uma Licença de Atribuição *Creative Commons*. Atribuição-Não-Comercial-Não-Derivativos 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 Exatas e da Terra e Engenharias**

Prof. Dr. Adélio Alcino Sampaio Castro Machado – Universidade do Porto

Profª Drª Alana Maria Cerqueira de Oliveira – Instituto Federal do Acre

Profª Drª Ana Grasielle Dionísio Corrêa – Universidade Presbiteriana Mackenzie

Profª Drª Ana Paula Florêncio Aires – Universidade de Trás-os-Montes e Alto Douro

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 Bitencourt Campos – Universidade do Extremo Sul Catarinense
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
Prof. Dr. Miguel Adriano Inácio – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
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 Gonçalo de Lima – Universidade Federal do Piauí
Prof. Dr. Takeshy Tachizawa – Faculdade de Campo Limpo Paulista



Diagramação: Camila Alves de Cremo
Correção: Yaidy Paola Martinez
Indexação: Amanda Kelly da Costa Veiga
Revisão: Os autores
Organizadores: João Dallamuta
Henrique Ajuz Holzmann.

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

C697 Collection: applied electrical engineering / Organizadores
João Dallamuta, Henrique Ajuz Holzmann. – Ponta
Grossa - PR: Atena, 2022.

Formato: PDF

Requisitos de sistema: Adobe Acrobat Reader

Modo de acesso: World Wide Web

Inclui bibliografia

ISBN 978-65-5983-858-5

DOI: <https://doi.org/10.22533/at.ed.585222801>

1. Electrical engineering. I. Dallamuta, João
(Organizador). II. Holzmann, Henrique Ajuz (Organizador). III.
Título.

CDD 621.3

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; 6. Autorizam a edição da obra, que incluem os registros de ficha catalográfica, ISBN, DOI e demais indexadores, projeto visual e criação de capa, diagramação de miolo, assim como lançamento e divulgação da mesma conforme critérios da Atena Editora.



DECLARAÇÃO DA EDITORA

A Atena Editora declara, para os devidos fins de direito, que: 1. A presente publicação constitui apenas transferência temporária dos direitos autorais, direito sobre a publicação, inclusive não constitui responsabilidade solidária na criação dos manuscritos publicados, nos termos previstos na Lei sobre direitos autorais (Lei 9610/98), no art. 184 do Código Penal e no art. 927 do Código Civil; 2. Autoriza e incentiva os autores a assinarem contratos com repositórios institucionais, com fins exclusivos de divulgação da obra, desde que com o devido reconhecimento de autoria e edição e sem qualquer finalidade comercial; 3. Todos os e-book são *open access*, *desta forma* não os comercializa em seu site, sites parceiros, plataformas de *e-commerce*, ou qualquer outro meio virtual ou físico, portanto, está isenta de repasses de direitos autorais aos autores; 4. Todos os membros do conselho editorial são doutores e vinculados a instituições de ensino superior públicas, conforme recomendação da CAPES para obtenção do Qualis livro; 5. Não cede, comercializa ou autoriza a utilização dos nomes e e-mails dos autores, bem como nenhum outro dado dos mesmos, para qualquer finalidade que não o escopo da divulgação desta obra.



APRESENTAÇÃO

A engenharia elétrica tornou-se uma profissão há cerca de 130 anos, com o início da distribuição de eletricidade em caráter comercial e com a difusão acelerada do telégrafo em escala global no final do século XIX.

Na primeira metade do século XX a difusão da telefonia e da radiodifusão além do crescimento vigoroso dos sistemas elétricos de produção, transmissão e distribuição de eletricidade, deu os contornos definitivos para a carreira de engenheiro eletricista que na segunda metade do século, com a difusão dos semicondutores e da computação gerou variações de ênfase de formação como engenheiros eletrônicos, de telecomunicações, de controle e automação ou de computação.

Produzir conhecimento em engenharia elétrica é portando pesquisar em uma gama enorme de áreas, subáreas e abordagens de uma engenharia que é onipresente em praticamente todos os campos da ciência e tecnologia.

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

João Dallamuta
Henrique Ajuz Holzmann

SUMÁRIO


CAPÍTULO 1..... 1

A MODEL BASED DESIGN APPROACH FOR KNOCK CONTROL IN INTERNAL COMBUSTION ENGINES USING MACHINE LEARNING

Eduardo Vieira Falcão

Vinicius Mafra Melo

Péricles Rezende Barros

 <https://doi.org/10.22533/at.ed.5852228011>

CAPÍTULO 2..... 15

DEVELOPMENT OF A COMPUTATIONAL TOOL FOR DIMENSIONING AND ANALYZING THE ECONOMIC FEASIBILITY OF PHOTOVOLTAIC SYSTEMS


David Coverdale Rangel Velasco

Elivandro Tavares Lôbo

Welder Azevedo Santos

Wagner Vianna Bretas


Rodrigo Martins Fernandes

 <https://doi.org/10.22533/at.ed.5852228012>

CAPÍTULO 3..... 21

OTIMIZAÇÃO DE OPERAÇÕES MODULARES ATRAVÉS DO USO DE PSEUDO-MÓDULOS

Augusto Cezar Boldori Vassoler

 <https://doi.org/10.22533/at.ed.5852228013>


CAPÍTULO 4..... 33

OTIMIZAÇÃO DE UM SISTEMA DE DISTRIBUIÇÃO DE ÁGUA USANDO SIMULAÇÃO MATEMÁTICA E TESTES EXPERIMENTAIS

Eduardo G. Silva

Alexandre S. Caporali

Cesar da Costa

 <https://doi.org/10.22533/at.ed.5852228014>

CAPÍTULO 5..... 49

MAPAS COGNITIVOS FUZZY DINÂMICOS ADAPTATIVOS APLICADOS EM PROCESSO INDUSTRIAL

Márcio Mendonça

Francisco de Assis Scannavino Junior

Wagner Fontes Godoy

Lucas Botoni de Souza

Marta Rúbia Pereira dos Santos

Fábio Rodrigo Milanez

Carlos Alberto Paschoalino


Michele Eliza Casagrande Rocha

Vicente de Lima Gongora

Ricardo Breganon

Marcio Aurélio Furtado Montezuma

Emanuel Ignacio García

 <https://doi.org/10.22533/at.ed.5852228015>


CAPÍTULO 6..... 61

DESENVOLVIMENTO DE MATERIAL DIDÁTICO SOBRE FILTROS PROBABILÍSTICOS EMPREGADOS NA SOLUÇÃO DO PROBLEMA DE LOCALIZAÇÃO EM ROBÓTICA MÓVEL

José Lucas Araújo dos Santos

Luciano Buonocore

Luiz Eugênio Santos Araújo Filho


 <https://doi.org/10.22533/at.ed.5852228016>

CAPÍTULO 7..... 74

EFFECTO DE LA IMPLANTACIÓN DEL VEHÍCULO ELÉCTRICO EN LA RED DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA ESPAÑOLA

Paula Romo Santos

Begoña Lapeña Barrio


 <https://doi.org/10.22533/at.ed.5852228017>

CAPÍTULO 8..... 90

INSTALAÇÃO DE MEDIÇÃO NOS ALIMENTADORES DAS SUBESTAÇÕES

Adalberto Leandro da Silva


Fabio Coelho de Santana

 <https://doi.org/10.22533/at.ed.5852228018>

CAPÍTULO 9..... 106

PROJETO DE OUVIDORIA DA DISTRIBUIÇÃO DA EDP SÃO PAULO – ANÁLISE DE DEMANDA DE MAIOR IMPACTO

Márcia Lúcia Lopes de Souza Jesus

 <https://doi.org/10.22533/at.ed.5852228019>

CAPÍTULO 10..... 114

DIAGNÓSTICO, CRESCIMENTO E ATENUAÇÃO DE RISCOS DE INSTALAÇÕES ELÉTRICAS EM FAVELAS

Márcio Mendonça

Marta Rúbia Pereira dos Santos

Fábio Rodrigo Milanez

Wagner Fontes Godoy

Rodrigo Henrique Cunha Palácios

Marco Antônio Ferreira Finocchio

Carlos Alberto Paschoalino


Francisco de Assis Scannavino Junior

Vicente de Lima Gongora

Lucas Botoni de Souza

Michele Eliza Casagrande Rocha


José Augusto Fabri

 <https://doi.org/10.22533/at.ed.58522280110>

CAPÍTULO 11..... 127

ANÁLISE COMPARATIVA DE UM SISTEMA DE PROTEÇÃO CONTRA DESCARGAS ATMOSFÉRICAS EM UMA EDIFICAÇÃO DA CIDADE DE PORTO VELHO - RO


Angelina Lidiane Moura Cunha
Felipe Alexandre Souza da Silva
Antonio Carlos Duarte Ricciotti
Viviane Barrozo da Silva
Paulo de Tarso Carvalho de Oliveira

 <https://doi.org/10.22533/at.ed.58522280111>

CAPÍTULO 12..... 140

O DESEMPENHO E EFICIÊNCIA DE SISTEMAS FOTOVOLTAICOS EM PALMAS - TO: ANÁLISE EM FUNÇÃO DO PONTO CARDEAL E VARIAÇÃO ANGULAR DAS PLACAS


Aline Silva Magalhães
Jabson da Cunha Silva

 <https://doi.org/10.22533/at.ed.58522280112>

CAPÍTULO 13..... 153

SIMULADOR DE CARGA UTILIZANDO MECANISMO DE FRENAGEM ELETROMAGNÉTICA PARA ENSAIOS DE COMPORTAMENTO DE MÁQUINAS ASSÍNCRONAS


Murilo Meneghetti Caramori
Alexandre Dalla Rosa

 <https://doi.org/10.22533/at.ed.58522280113>

CAPÍTULO 14..... 184

PROPOSTA DE GEOMETRIAS DE NÚCLEOS USADOS EM ACOPLAMENTOS DE SISTEMAS ATRAVÉS DO FLUXO MAGNÉTICO

Lucas Lapolli Brighenti
Walbermark Marques Dos Santos
Denizar Cruz Martins


 <https://doi.org/10.22533/at.ed.58522280114>

CAPÍTULO 15..... 198

DETERMINAÇÃO DA DENSIDADE DE LIGAÇÕES CRUZADAS EM BORRACHA DE ESTIRENO-BUTADIENO (SBR) PARA DIFERENTES SISTEMAS DE VULCANIZAÇÃO

Harison Franca do Santos
Arthur Pimentel de Carvalho
Carlos Toshiyuki Hiranobe
Eduardo Roque Budemberg
Gabriel Deltrejo Ribeiro
Giovanni Barrera Torres
Jose Francisco Resende
Leonardo Lataro Paim
Leandra Oliveira Salmazo
Miguel Ángel Rodríguez Pérez

Renivaldo José dos Santos

 <https://doi.org/10.22533/at.ed.58522280115>

| | |
|-------------------------------------|------------|
| SOBRE OS ORGANIZADORES | 210 |
| ÍNDICE REMISSIVO..... | 211 |

DESENVOLVIMENTO DE MATERIAL DIDÁTICO SOBRE FILTROS PROBABILÍSTICOS EMPREGADOS NA SOLUÇÃO DO PROBLEMA DE LOCALIZAÇÃO EM ROBÓTICA MÓVEL

Data de aceite: 10/01/2022

Data de submissão: 13/11/2021

José Lucas Araújo dos Santos

Universidade Federal do Maranhão
São Luís – Maranhão
<http://lattes.cnpq.br/7843103618113059>

Luciano Buonocore

Universidade Federal do Maranhão
São Luís – Maranhão
<http://lattes.cnpq.br/4306322037948988>

Luiz Eugênio Santos Araújo Filho

Instituto Tecnológico de Aeronáutica
São José dos Campos – São Paulo
<http://lattes.cnpq.br/6067438006470805>

RESUMO: O presente trabalho apresenta os resultados das atividades de estágio curricular realizado no Curso de Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Maranhão, visando fazer uma pesquisa de implementações de filtros probabilísticos aplicados à solução do problema de localização simulada para robôs em ambientes internos. Como resultados, foram gravadas três videoaulas, disponibilizando material didático a ser usado na disciplina Robótica Móvel Probabilística, um para cada categoria de filtro: Kalman, Kalman Estendido e de partículas conhecido como Adaptive Monte Carlo Localization. Uma vez que o filtro de Kalman é pouco utilizado como solução à localização em robótica móvel, devido à sua dinâmica linear no processo de estimação, ele é apresentado em

uma aplicação de sistema de rastreamento de objeto. As teorias de cada filtro probabilístico, bem como todas as suas implementações em videoaulas são apresentadas, onde é comentando sobre a ação de convergência dos mesmos nas estimações.

PALAVRAS-CHAVE: Localização; Filtros probabilísticos; Videoaulas; Robótica.

DEVELOPMENT OF INSTRUCTIONAL MATERIAL ON PROBABILISTIC FILTERS USED TO SOLVE THE LOCALIZATION PROBLEM IN MOBILE ROBOTICS

ABSTRACT: This study presents the results of the curricular internship activities carried out in the Electrical Engineering Course at Universidade Federal do Maranhão visioning the research of probabilistic filter implementations applied to solve the task of mobile robots simulated localization for indoor environments. As a result, three video lessons were recorded, providing didactic material to be used in the Probabilistic Mobile Robotics course, one for each type of filter: Kalman, Extended Kalman and Particles known as Adaptive Monte Carlo Localization. Once Kalman Filter is rarely used as a mobile robotics localization solution due to its linear dynamics in the estimation process, it is presented in an object tracking system application. The theories for each probabilistic filter and all implementations in the video lessons are presented with discussions about their convergence action on the estimations.

KEYWORDS: Localization; Probabilistic filters; Video lessons; Robotics.

1 | INTRODUÇÃO

A robótica é um ramo de pesquisa em crescente evolução e tem demonstrado sua importância pela presença cada vez maior de diversos tipos de robôs no cotidiano das pessoas, como lares, serviços, produção industrial e até em pesquisas em outros planetas. Essa gama de aplicabilidade, seja em apoio ou mesmo em substituição ao trabalho humano, torna-os imprescindíveis na sociedade moderna (ROMERO et al, 2017).

Além dos robôs fixos, exemplificados como os braços robóticos amplamente utilizados na indústria automobilística, há outros tipos como os móveis e os híbridos (associação entre robô móvel e fixo). Em particular, os robôs móveis são sistemas capazes de se movimentar e interagir de forma inteligente com o ambiente por onde navegam, podendo realizar três tarefas básicas, no caso, mapeamento, planejamento de trajetória e localização. Outras funções mais complexas são a junção de duas ou três dessas citadas (STACHNISS, 2006). Para tanto, podem ser utilizados diferentes algoritmos, como os filtros probabilísticos, os quais permitem estimar a pose do robô ao longo do tempo em que realiza a tarefa, baseando-se em dados adquiridos pelos sensores na medição dos objetos presentes no ambiente.

Este trabalho apresenta os resultados da pesquisa realizada sobre filtros probabilísticos mais comuns, no caso Kalman (KF), Kalman Estendido (EKF) e filtro de partícula melhorado (AMCL), com objetivo de servir de material didático disponibilizado no formato de videoaulas, servindo para uso na disciplina Robótica Móvel Probabilística, oferecido regularmente ao Curso de Engenharia Elétrica da UFMA (Universidade Federal do Maranhão) desde 2014. Todo o material utilizado na confecção das videoaulas foi extraído de trabalhos disponibilizados na internet, sendo devidamente referenciados quando forem citados.

2 | TAREFAS EXECUTADAS EM ROBÓTICA MÓVEL

Como primeira tarefa básica tem-se o mapeamento, onde o sistema robótico possui a priori o conhecimento das suas posições e orientações, denominado poses. A solução a essa tarefa consiste na construção de um mapa que represente o ambiente onde o robô está inserido, por meio de medidas adquiridas nesse espaço. A depender do tipo de sensor empregado na aquisição dessas medidas, elas apresentam maior (ex, sonar e infravermelho) ou menor ruído (ex, scanners a laser) (WOLF e SUKHATME, 2007).

O problema de planejamento de trajetória tenta responder à pergunta: “Qual o melhor caminho para se chegar do ponto A ao B?” (KOUBAA et al., 2018). Nele, o robô deve encontrar um percurso que o leve com segurança e no menor tempo possível ao objetivo, uma vez que estas duas variáveis influenciam no tempo de processamento, consumo de energia e no sucesso em alcançar certo objetivo, entre outros motivos (KOUBAA et al., 2018).

Por fim, a localização tem por objetivo estimar as poses do robô no ambiente, utilizando-se do pré-conhecimento do ambiente por meio de um mapa fornecido a priori. O robô utiliza de seus sensores para adquirir medidas do ambiente que serão incorporadas em uma fase do algoritmo probabilístico, usado na solução a esse problema (HUANG e DISSANAYAKE, 2016).

3 I FILTROS PROBABILÍSTICOS EMPREGADOS EM LOCALIZAÇÃO

O desafio apresentado ao se realizar localização em robótica móvel é descobrir a pose de um robô móvel ao longo do tempo. Todavia, os meios que o robô se utiliza para obter dados de distâncias e ângulos do seu ambiente são através de sensores, os quais sempre possuirão certo grau de incerteza em suas medidas (ruídos). Desta forma, algoritmos de localização foram desenvolvidos de modo a se criar estimações, com a incerteza de sua pose mantida em níveis que permitem o gerenciamento das mesmas, de forma que aconteça a convergência do filtro durante toda a sua execução.

Estes algoritmos são variações do filtro de Bayes que possibilitam realizar a estimação de variáveis que não podem ser medidas diretamente (pose), porém utilizam da inferência estatística para fazê-la a partir dos dados de distâncias e ângulos medidos pelos sensores (THRUN *et al.*, 2005). A Eq. 1 descreve a regra de Bayes.

$$p(x \mid y) = \frac{p(y \mid x) \cdot p(x)}{p(y)} \quad (1)$$

Na equação acima, duas variáveis aleatórias são utilizadas, onde x representa o estado atual e y as medidas efetuadas nas poses preditas do robô. Desta forma, $p(x \mid y)$ constitui a distribuição de probabilidade do estado posterior, ou seja, a probabilidade de se obter um estado x dado conhecida as medidas y . O termo $p(x)$ indica a distribuição de probabilidade do estado anterior ou predito, enquanto $p(y \mid x)$ corresponde à probabilidade das medidas adquiridas e conhecidas y , considerando-se a pose predita x , referida como inferência estatística. A esse tipo distribuição dá-se o nome de modelo generativo, pois permite produzir conhecimento não disponível de forma direta. Por fim, $p(y)$ normaliza a função $p(x \mid y)$, trazendo-a para o intervalo entre 0 e 1, onde seu valor não depende da variável aleatória (THRUN *et al.*, 2005).

Dessa forma, os filtros probabilísticos ainda que sejam implementados considerando aspectos como a dinâmica dos sistemas, formas de tratamento do espaço de estado (contínuo ou discreto), além de outros fatores, possuem duas fases consecutivas sequenciais de operação, ocorrendo de forma recursiva em tempos discretos de estimação dos estados (THRUN *et al.*, 2005):

- a) Predição: obtido a partir de uma transição de estados, envolvendo a aplicação do controle que promove o movimento do robô, normalmente ampliando as incertezas

sobre a estimação do estado; e

b) Atualização: realização e incorporação das medidas na estimação do estado, normalmente relacionado à diminuição da sua incerteza.

O filtro probabilístico essencialmente deve ser capaz de gerenciar incertezas na estimação dos estados que caracterizam a tarefa em execução (pose, no caso de localização). A convergência do filtro, que significa a sua capacidade em resolver o problema, envolve tanto a ampliação das incertezas (fase de predição) quanto sua minimização (atualização). Neste artigo serão apresentados exemplos implementados de três filtros bastante empregados não só em robótica.

3.1 Filtro de Kalman

O KF (Kalman Filter) consiste em uma técnica de filtragem de dados e aplicação em sistemas lineares gaussianos. Por meio da parametrização de momentos, a confiança do estado (belief) é representada, no momento discreto t , por uma média μ_t (vetor de poses) e uma covariância Σ_t (matriz quadrada), sendo aplicada somente a estados contínuos com ruídos gaussianos (THRUN et al., 2005).

Este algoritmo utilizado em localização é executado recursivamente, durante a navegação do robô, nas duas etapas sequenciais já mencionadas: predição e atualização. A Figura 1 descreve em alto nível o algoritmo KF.

- 1: **Algoritmo de filtro e Kalman ($\mu_{t-1}, \Sigma_{t-1}, u_t, z_t$):**
- 2: $\bar{\mu}_t = A\mu_{t-1} + Bu_t$
- 3: $\bar{\Sigma}_t = A\Sigma_{t-1}A^T + R_t$
- 4: $K_t = \bar{\Sigma}_t C_t^T (C_t \bar{\Sigma}_t C_t^T + Q_t)^{-1}$
- 5: $\mu_t = \bar{\mu}_t + K(z_t - C_t \bar{\mu}_t)$
- 6: $\Sigma_t = (I - K_t C_t) \bar{\Sigma}_t$
- 7: **retornar μ_t, Σ_t**

Figura 1 - Representação do algoritmo de filtro de Kalman.

Fonte: Adaptado de Thrun et al. (2005).

As linhas 1 e 2 da Figura 1 representam a fase de predição no estado t , onde o vetor média e a matriz covariância predita, $\bar{\mu}_t$ e $\bar{\Sigma}_t$, respectivamente, são calculadas através da incorporação do controle (u_t) dependendo do estado anterior ($t - 1$). A fase de atualização inicia na linha 4, é calculado o ganho de Kalman (K_t) que indica o grau em que o erro na medição ou inovação ($z_t - C_t \bar{\mu}_t$) é incorporado à média do estado posterior (linha 5) e também na covariância (linha 6), atualizando a estimação do filtro em relação ao predito.

3.2 Filtro de Kalman Estendido

Na prática, os problemas em robótica e demais áreas envolvem dinâmicas de

comportamentos não lineares. Dessa forma, estendeu-se o conceito do KF para que se pudessem abordar também problemas em que os modelos de medição e transição de estados sejam governados por funções não lineares. A essa variante, também de ruído gaussiano, deu-se o nome de filtro EKF (Extended Kalman Filter). Na Figura 2 é apresentado um comparativo entre os dois tipos de dinâmica do sistema, linear (KF) e não linear (EKF) dos filtros parametrizados por funções gaussianas. Na Figura 2a pode-se ver a transformação que o estado 'x' (prior) é conduzido na estimação do posterior 'y', considerando a função de densidade de probabilidade gaussiana na computação das incertezas inerentes a estimação.

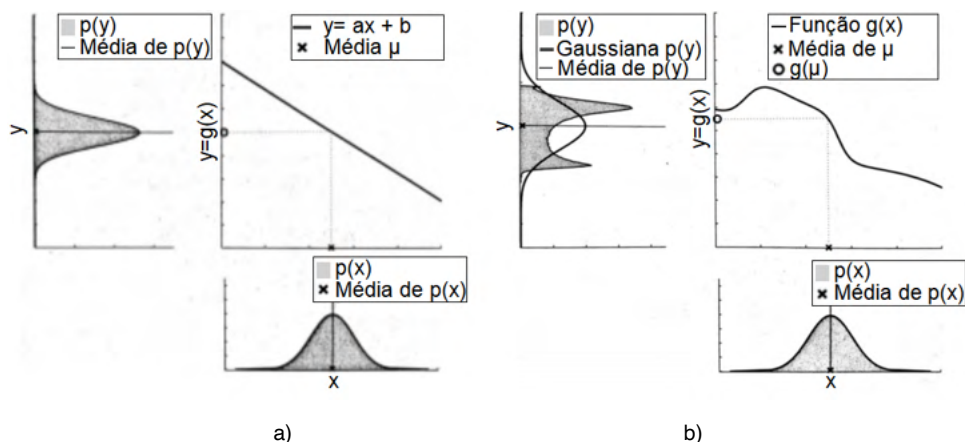


Figura 2 – Comportamento da dinâmica dos filtros: a) Linear (KF) e (b) Não linear (EKF).

Fonte: Adaptado de Thrun et al. (2005).

Entretanto, na Figura 2b o estado 'x' de entrada (prior), representado por uma distribuição gaussiana, passa por uma função não linear, gerando um estado 'y' (posterior) não gaussiano, devido a não linearidade dos modelos. Como é necessário que a saída seja expressa também na forma gaussiana, faz-se uma simplificação dos modelos (medição e transição de estado) no ponto de interesse, onde a dinâmica não linear é transformada em linear através da expansão em série de Taylor de primeira ordem. Pode-se perceber que a média produzida está levemente deslocada do ponto de interesse, introduzindo erros na estimação (THRUN et al., 2005).

Em termos de algoritmo, a diferença entre o KF e EKF é a substituição das variáveis constantes A_t , B_t do modelo de transição e C_t da medição pelas funções jacobianas nos modelos de movimento (G_t) e medição (H_t) obtidas na linearização em série de Taylor no ponto de interesse, $g(u_t, x_{t-1}) \approx g(u_t, \mu_{t-1}) + G_t(x_{t-1} - \mu_{t-1})$ e $h(x_t) \approx h(\bar{\mu}_t) + H_t(x_t - \bar{\mu}_t)$ respectivamente, mantendo a mesma estrutura da Figura 1 (THRUN et al., 2005).

3.3 Filtro de Partículas

O FP (Particle Filter), ao contrário dos KF e EKF, é uma proposta de solução não paramétrica, ou seja, aproxima a posterior por um número finito de valores, sendo largamente aplicado para representação da belief (multimodal complexa) onde se encontra o robô no ambiente. Ao invés de operar com incertezas na forma parametrizada gaussiana, discretiza o espaço de possibilidades, criando um número grande de hipóteses (característica multimodal) representadas pelas partículas.

A Figura 3a ilustra a discretização do estado prior ('x') contínuo, produzindo a posterior ('y') a partir de um modelo não linear (THRUN et al., 2005). Nesse processo, as distribuições das partículas se concentram em regiões de maior probabilidade, mostrada por uma função gaussiana em 'x' e 'y'. Funções de densidade de probabilidade contínuas, não necessariamente gaussianas, porém conhecidas, são usadas no FP na fase de predição, durante o processo de amostragem de partículas, quando elas são propagadas do estado $t-1$ para t . Nessa fase (linhas 3 a 7 do algoritmo na Figura 3b), o modelo de movimento ou transição de estado é empregado ($p(x_t^{[m]}|u_t, x_{t-1})$) para gerar as partículas da posterior ($x_t^{[m]}$) que, utilizando das medidas realizadas no ambiente ($p(z_t | x_t^{[m]})$), adiciona o peso ou importância dessa partícula ($w_t^{[m]}$) como hipótese da pose real do robô.

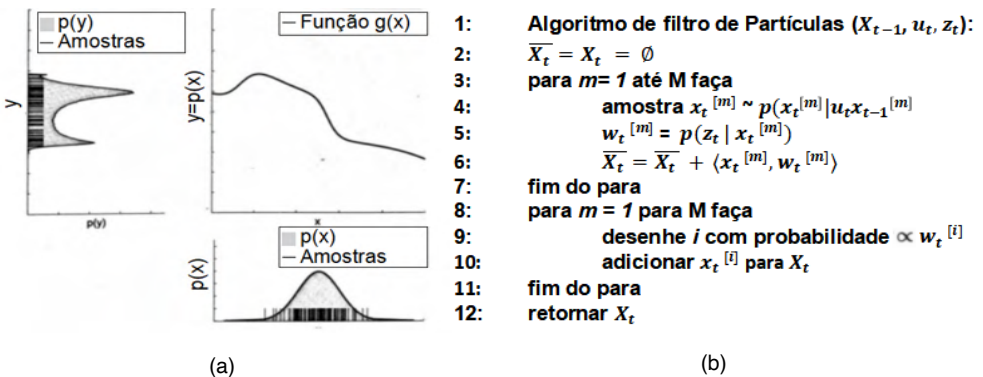


Figura 3 – Filtro de partículas: a) dinâmica não linear entre estados; e b) Algoritmo.

Fonte: Adaptado de Thrun et al. (2005).

A tupla (partícula e seu peso) é adicionada ao conjunto predito da posterior (\bar{X}_t). Na fase seguinte, que representa a atualização do FP (linhas 8 a 11), ocorre o ponto chave desse tipo de filtro, processo conhecido como reamostragem de partículas ou amostragem da importância ou de seu peso. Nesse procedimento somente as partículas de maior peso tendem a sobreviver (adicionar $x_t^{[i]}$ para X_t), normalmente se aproximando do estado real do robô. É o fenômeno darwiniano de sobrevivência do mais forte, no caso partículas de maior peso no estado posterior (X_t). Na reamostragem existe a diminuição do número de

hipóteses de estado em relação ao de partículas, fenômeno conhecido como depleção de partículas e existem formas no FP de contorná-lo (THRUN et al., 2005).

4 | EXEMPLO DO EMPREGO DO FILTRO DE KALMAN

Para a implementação da videoaula usando KF¹, utilizou-se uma adaptação do experimento de Rhudy et al. (2017).

Foi o único empregado neste trabalho sem a aplicação à robótica, devido ao difícil acesso a exemplos didáticos na literatura, por ser um filtro pouco usado.

Desta forma, o experimento consiste na seguinte problemática (Figura 4): considera-se um objeto caindo da altura de um prédio de 30 m em queda livre, desconsiderando-se a resistência do ar. No solo tem-se um sensor a laser para medir a distância que o objeto está do solo, o qual acompanha a trajetória deste projétil e faz medições a cada 1 ms para que, após a fase de predição, seja computada a atualização da estimativa da pose (altura do objeto) pelo KF.

Uma videoaula foi produzida de forma a apresentar a solução do experimento em duas etapas. A primeira foi a apresentação de todo o desenvolvimento matemático para obter os valores de variáveis necessárias a serem utilizadas no código. Na sequência foi feita a apresentação do código em MATLAB com explicações passo a passo que referenciam as etapas do algoritmo do KF.

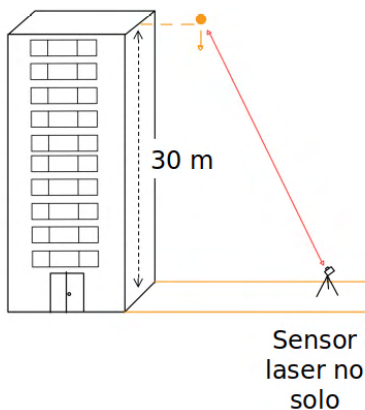


Figura 4 – Emprego do Filtro de Kalman no rastreamento da posição de um objeto.

Fonte: Adaptado de Rhudy *et al.* (2017).

Ao final do experimento foi apresentada uma análise gráfica dos resultados obtidos da execução do código proposto, conforme mostra a Figura 5.

¹ Site: <https://drive.google.com/file/d/13H8KqRJXZT6CO3-NZSziQM3v8RHR81r9/view>

São plotados os três tipos de poses do objeto no tempo, com destaque ampliado logo nas primeiras iterações do filtro: o real calculado através da teoria da cinemática clássica (vermelho), o da medição simulada com a inserção de ruídos no medidor a laser (verde) e o estimado pelo KF. Percebe-se claramente a convergência do filtro, quando a pose estimada tende ao valor calculado (ideal). Este experimento foi escolhido de modo a simplificar e facilitar o entendimento prático dos conceitos do KF de modo a proporcionar um entendimento prático com a teoria ensinada na disciplina de Robótica Móvel Probabilística.

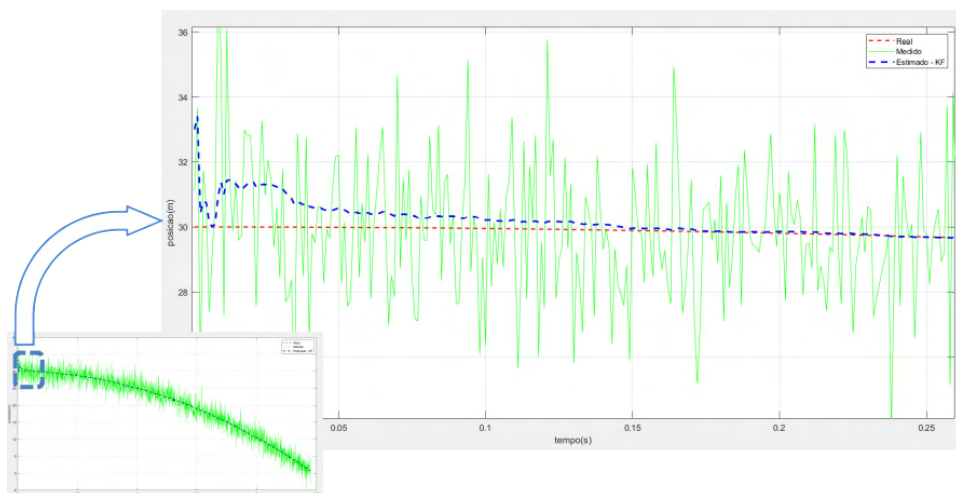


Figura 5 – Representação gráfica do resultado gerado pelo experimento com o KF.

Fonte: Autor.

5 | EXEMPLO DO EMPREGO DO FILTRO DE KALMAN ESTENDIDO

Diferente do KF, o EKF, mesmo sendo o que apresenta menor custo computacional dos que abordam o problema de localização de robôs que são representados por modelos de movimento e medição com dinâmica não linear (ver Figura 2b), é ainda bastante empregado em pesquisas.

O exemplo usado para a construção dessa videoaula², apresenta o comportamento do EKF na localização de um robô móvel de forma simulada e foi disponibilizado no repositório do GitHub do usuário Joedavid91³. Para a problemática proposta, considera-se um robô móvel livre em um ambiente de escritório. O objetivo é implementar localização utilizando EKF em um mapa previamente fornecido com base em locais conhecidos no ambiente (pontos de referência ou landmarks). Para a resolução deste experimento é proposta a utilização de algumas ferramentas computacionais: a) sistema operacional Ubuntu 14.04;

2 Site: <https://drive.google.com/file/d/1pTDS8Tjkse23pRrP6bHpFG8Q3Aw0LFr/view>

3 Site: <https://github.com/joedavid91/FOMR-2>

b) ROS (Robot Operating System) versão Indigo⁴; c) Simulador de robôs Gazebo⁵; e d) MATLAB. Com as três primeiras ferramentas citadas é criado um ambiente com um robô simulado que deve ser teleoperado, gerando uma rede de comunicação por intermédio do ROS entre a máquina virtual, onde a simulação robô-ambiente ocorre, e a principal que executa o algoritmo EKF no MATLAB. A Figura 6 apresenta o ambiente de simulação proposto com o robô pronto para execução, o qual deve percorrer as áreas do ambiente, passando por todos os pontos de referência (três bolas coloridas: azul, verde e vermelha).

Durante a videoaula foi apresentada toda a preparação do ambiente de simulação (Gazebo) necessária para a execução do experimento.

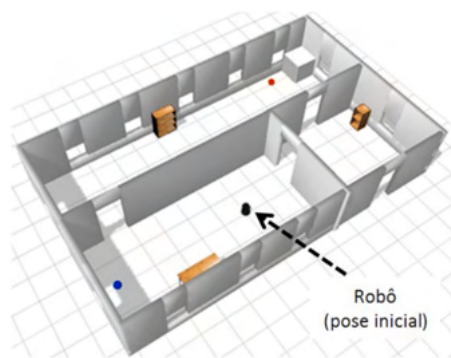


Figura 6 – Representação gráfica do resultado gerado pelo experimento com o KF.

Fonte: Autor.

Posteriormente, a matemática do EKF aplicada à localização foi apresentada, explicitando detalhadamente os principais pontos do algoritmo. Ao final foram comentados os resultados com uma síntese dos conhecimentos adquiridos ao longo do experimento. Na Figura 7 é mostrado o slide usado na videoaula com os resultados (gráfico à direita) em que foi possível comparar as trajetórias real (vermelho) e estimada (azul) do robô no Gazebo. Percebe-se nas trajetórias mostradas, que à medida que o robô avança, o algoritmo EKF gera uma estimação (linha azul) que se distancia de sua trajetória real (linha vermelha), a partir somente do seu sinal de controle, fazendo o filtro divergir. Uma vez que o robô visualiza um ponto de referência (bola colorida), o algoritmo incorpora as medidas da mesma à sua estimação, minimizando-a.

⁴ Site: <https://www.mathworks.com/support/product/robotics/v3-installation-instructions.html>

⁵ Site: idem.



Figura 7 – Apresentação dos resultados do EKF na solução do problema de localização.

Fonte: Autor.

Este processo permite a convergência do filtro, a qual pode ser percebida visualmente pela aproximação cada vez maior entre a estimativa e a trajetória real do robô nas proximidades dos pontos de referência. Desta forma, observa-se a importância da incorporação de medidas para que o mesmo tenha uma melhor convergência, o que sugere a presença de obstáculos em pontos estratégicos do ambiente.

6 | EXEMPLO DO EMPREGO DO FILTRO DE PARTÍCULAS

O experimento de Filtro de partículas utiliza-se da problemática e solução propostos pela MathWorks e disponível em seu site⁶. O problema baseia-se em considerar um robô móvel livre em um ambiente de escritório (Figura 8) e o objetivo é implementar uma solução de localização utilizando filtro de Partículas também conhecido como AMCL (Adaptive Monte Carlo Localization). Para a resolução deste experimento é proposta a utilização de algumas ferramentas computacionais: a) sistema operacional Ubuntu 18.4.04; b) ROS versão Melodic⁷; c) Simulador Gazebo; e d) MATLAB. Por meio das três primeiras ferramentas é montado um ambiente de simulação como uma rede ROS responsável por comunicar a máquina virtual Ubuntu (execução da simulação) com a máquina principal (onde o código em MATLAB contendo o algoritmo de Filtro de Partículas é executado).

6 Site: <https://www.mathworks.com/support/product/robotics/v3-installation-instructions.html>

7 Site: <https://www.mathworks.com/support/product/robotics/ros2-vm-installation-instructions-v3.html>

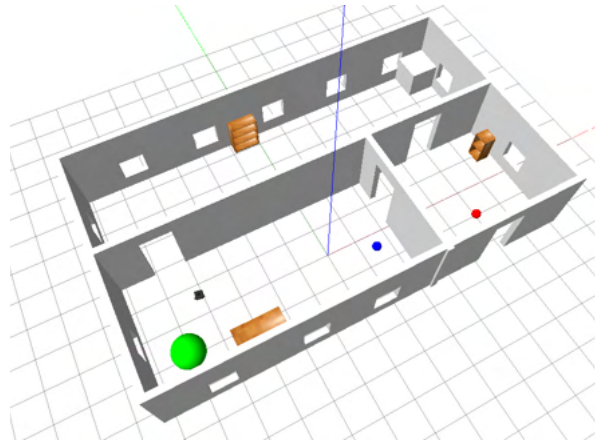


Figura 8 - Ambiente de simulação no Gazebo para o experimento do filtro AMCL.

Fonte: Autor.

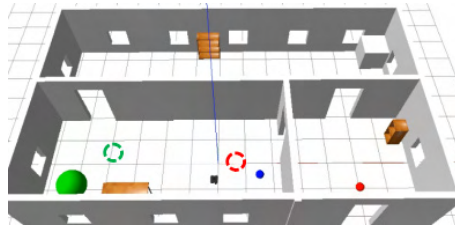
Informações sobre controles de movimento do robô, leitura de medidas do sensor (scanner a laser). são trafegados nessa rede por intermédio de recursos denominados Tópicos⁸.

Durante a videoaula⁹ é apresentado o passo-a-passo da preparação do ambiente simulado onde o robô irá executar uma trajetória pré-determinada. Em seguida, o código AMCL implementado em MATLAB é explicado em seus principais pontos, destacando dois tipos de soluções em localização: a) Global, onde não se conhece uma estimativa da pose inicial do robô e as partículas são espalhadas por todo o ambiente; e b) Local, onde as partículas do filtro são espalhadas em uma região inicialmente conhecida com uma incerteza pré-definida. O KF e o EKF só conseguem dar solução ao problema de localização local em função de carregar a estimação da pose em um uma única hipótese (unimodal). De forma distinta, o AMCL discretiza o espaço das variáveis de estado do filtro, dotando-o de um número grande de hipótese na estimação da pose do robô, ou seja, com característica multimodal (THRUN et al., 2005). Ao final do experimento são apresentados os resultados das simulações para diferentes momentos de amostragem de partículas, além de ser feito um comparativo obtido pelo emprego das localizações global e local.

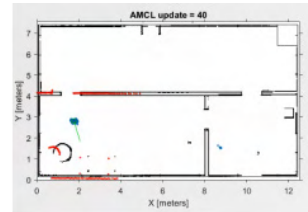
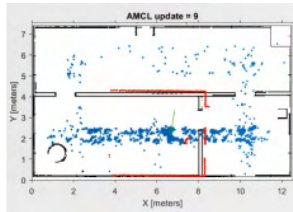
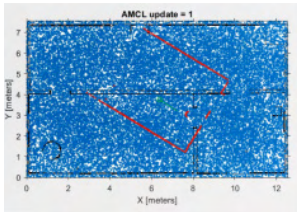
Na Figura 9 é mostrado um slide dessa videoaula, onde são indicados os resultados com a comparação de três momentos de amostragem do filtro de partículas em execução.

8 Site: <http://wiki.ros.org/Topics>

9 Site: <https://drive.google.com/file/d/1mwwmrvPSEt3hnhZpieHTiNmzIUdy3fV/-view>



(a)



(b)

Figura 9 – Resultados obtidos na simulação AMCL: a) ambiente com objetos de referência em seu interior e b) distribuição das partículas na localização global no início em três iterações.

Fonte: Autor.

Na Figura 9a é mostrado o ambiente de simulação percorrido pelo robô, onde três obstáculos são usados para referenciá-lo no ambiente. Na Figura 9b são apresentadas as partículas (azul) no ambiente em três iterações distintas do AMCL global: a) no início, quando as partículas são espalhadas por todo o ambiente, já que sua pose inicial é desconhecida (gráfico da direita); b) na iteração 9 quando o robô já fez algumas medições do ambiente e a nuvem de partículas começa a se concentrar (centro); e c) na iteração final 40 em que se percebe a nuvem concentrada em um ponto do ambiente, indicando a convergência do filtro (direita). As poses inicial e final são destacadas no ambiente pelos círculos tracejados vermelho e verde, respectivamente.

7 | CONCLUSÃO

Neste trabalho foram implementados e testados com sucesso três filtros probabilísticos usados na solução ao problema de localização: KF, EKF e PF melhorado (AMCL). Foi o resultado obtido em um estágio de pesquisa desenvolvido no LRC/DEE/CCET da UFMA, onde é ofertada a disciplina Robótica Móvel Probabilística que envolve o tema. O objetivo foi gerar material didático na forma de videoaulas para uso nessa disciplina. Um importante ponto observado nos resultados de todos os filtros foi a sua convergência, quando medidas de obstáculos no ambiente conseguem minimizar as incertezas sobre sua pose no ambiente, o que é reforçado na literatura com fator importante.

REFERÊNCIAS

HUANG, S.; DISSANAYAKE, G. **Robot Localization: An Introduction**. Wiley Encyclopedia of Electrical and Electronics Engineering. 2016. pp. 1 – 10.

KOUBAA, A; BENNACEUR, H.; CHAARI, I.; TRIGUI, S.; AMMAR, A. et al. **Robot Path Planning and Cooperation: Foundations, Algorithms and Experimentations**. 1 ed., Springer, 2018. 190 p.

RHUDY, M, B; SALGUERO, R, A; HOLAPPA, K. **A Kalman Filtering Tutorial For Undergraduates**. International Journal of Computer Science & Engineering Survey (IJCSES) Vol.8, No.1, February 2017. pp. 1 – 18.

ROMERO, R. A. F; JUNIOR, E. P. S.; OSÓRIO, F. S; WOLF, D. F. **Robótica Móvel**. 1 ed. Rio de Janeiro: LTC, 2017. 302 p.

STACHNISS, C. **Exploration and Mapping with Mobile Robots**. Tese de Doutorado. University of Freiburg, Department of Computer Science, 2006, 244 p.

THRUN, S.; BURGARD, W.; FOX, D. **Probabilistic Robotics**. Cambridge: The Mit Press, 2005. 647 p.

WOLF, D. F.; SUKHATME, G. S. **Localization and mapping in urban environments using mobile robots**. Journal of the Brazilian Computer Society. Vol 13. No 4. Campinas. 2007. pp. 69 – 79.

ÍNDICE REMISSIVO

A

ADMI 106, 108

Alimentadores 90, 91, 92, 96, 97, 98, 99, 100, 101, 102, 104, 105

Angulação 140, 141, 142, 143, 144, 147, 150, 151

Aprendizagem baseada em projetos 115, 118

Atenuação de riscos 114, 115

B

Balanco energético 20, 90, 91, 97, 98, 99, 100, 101, 102, 103, 104

Barramento magnético 184, 185, 186, 187, 188, 189, 190, 191, 192

Bomba centrífuga 33, 35, 41, 46

Borracha sintética 199

C

Circuitos digitais 21

Cliente 106, 108, 110, 112, 113

Controle adaptativo 50

Conversor CA/CC 153, 158

Conversor MAB 184, 187, 188

Correntes de Foucault 153, 155, 162

D

Densidade de ligações cruzadas 198, 199, 200, 201, 202, 204, 205, 206, 209

Descargas atmosféricas 119, 127, 128, 129, 130, 133, 134, 137, 138, 139

Direcionamento 140, 141, 143, 145, 146, 147, 148, 149, 150, 151

E

Economic feasibility 15

Eficiência energética 33, 35, 40, 41, 140, 151

Electronic spreadsheet 15

Energia solar 20, 113, 140, 141, 143, 145, 150, 151, 152

Engenharia elétrica 49, 61, 62, 114, 115, 138, 152, 182, 184, 210

Engine knock 1, 2, 3, 13, 14

F

Filtros probabilísticos 61, 62, 63, 72

Flory-Rehner 199, 201, 202, 204, 205

Freio eletromagnético 153, 154, 156, 158, 159, 161, 165, 166, 181, 182

Fuzzy cognitive maps 50, 51, 58, 59, 60

I

Inversor de frequência 33, 34, 35, 39, 40, 43

L

Localização 61, 62, 63, 64, 68, 69, 70, 71, 72, 132, 143, 144

Logistic regression 1, 2, 3, 4, 14

M

Machine learning 1, 4

Medição de alimentadores 90

Misturador industrial 50

Model based design 1

Mooney-Rivlin 199, 202, 204, 205, 207

N

Núcleos magnéticos 184

O

Operações modulares 21

Ouvidoria 106, 108, 109, 110, 111, 112, 113

P

Perda de energia 90

Photovoltaic energy 15, 16, 20

Prazos serviços comerciais 106

Processamento digital de sinais 21

Q

Qualidade de energia 90, 91, 92, 167

R

Red de distribución eléctrica 74

Responsabilidade social 115, 116, 118

Robótica 61, 62, 63, 64, 67, 68, 72, 73, 162

S

Satisfação 106, 108, 109, 111, 112, 113

SBR 198, 199, 200, 201, 206, 207, 208

Sistema de distribuição de água 33, 34, 35, 40, 41, 42, 43, 46

Sistemas de proteções contra descargas atmosféricas 128

Smart grid 74, 75, 86, 88

T

Transformador de estado sólido 184

V

Vehículo eléctrico 74, 75, 76, 77, 79, 81, 82, 83, 84, 85, 87, 88




Videoaulas 61, 62, 72

 www.atenaeditora.com.br
 contato@atenaeditora.com.br
 @atenaeditora
 www.facebook.com/atenaeditora.com.br

Collection:

APPLIED ELECTRICAL ENGINEERING


Ano 2022

 www.atenaeditora.com.br
 contato@atenaeditora.com.br
 @atenaeditora
 www.facebook.com/atenaeditora.com.br

Collection:

APPLIED ELECTRICAL ENGINEERING


Ano 2022