



UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Alam Pablo Silva Belfort

**Sistema Ciberfísico para Estimação e Controle
de Posição Aplicado à Sistemas Fotovoltaicos**

São Luís - MA

2026

Alam Pablo Silva Belfort

Sistema Ciberfísico para Estimação e Controle de Posição Aplicado à Sistemas Fotovoltaicos

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica, área: Automação e Controle, ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, da Universidade Federal do Maranhão.

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Universidade Federal do Maranhão

Orientador: Prof. Dr. João Viana da Fonseca Neto

Coorientador: Prof. Dr. Denis Fabrício Sousa de Sá

Coorientador: Prof. Dr. Yan Ferreira da Silva

São Luís - MA

2026

Ficha gerada por meio do SIGAA/Biblioteca com dados fornecidos pelo(a) autor(a).
Diretoria Integrada de Bibliotecas/UFMA

Belfort, Alam Pablo Silva.

Sistema Ciberfísico para Estimação e Controle de
Posição Aplicado à Sistemas Fotovoltaicos / Alam Pablo
Silva Belfort. - 2026.

142 f.

Coorientador(a) 1: Denis Fabrício Sousa de Sá.

Coorientador(a) 2: Yan Ferreira da Silva.

Orientador(a): João Viana da Fonseca Neto.

Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-graduação em
Engenharia Elétrica/ccet, Universidade Federal do
Maranhão, São Luís - Ma, 2026.

1. Sistemas Ciberfísicos. 2. Sistemas Fotovoltaicos.
3. Controle Ótimo. 4. Redes Neurais. 5. Aprendizagem
Por Reforço. I. Silva, Yan Ferreira da. II. Fonseca
Neto, João Viana da. III. Sá, Denis Fabrício Sousa de.

Alam Pablo Silva Belfort

Sistema Ciberfísico para Estimação e Controle de Posição Aplicado à Sistemas Fotovoltaicos

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica, área: Automação e Controle, ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, da Universidade Federal do Maranhão.

Trabalho defendido em: São Luís - MA, 16 de janeiro de 2026:

Prof. Dr. João Viana da Fonseca Neto
Orientador

Prof. Dr. Denis Fabrício Sousa de Sá
Coorientador

Prof. Dr. Yan Ferreira da Silva
Coorientador

Prof. Dr. Francisco das Chagas de Souza
Examinador Interno
Universidade Federal do Maranhão

Prof. Dr. Aryfrance Rocha Almeida
Examinador Externo
Universidade Federal do Piauí

São Luís - MA
2026

Dedico este trabalho à minha esposa, Eliene Rocha dos Santos, e aos meus queridos filhos, Benício Santos Belfort, Elihanna dos Santos Batista e Maria Helena Santos Belfort. Vocês são a motivação pela qual me levanto todos os dias com vontade de lutar, crescer e dar o meu melhor. Sem o amor, a paciência e o apoio de vocês, esta conquista não teria sido possível. Esta dissertação é também de vocês .

Agradecimentos

Agradeço a Deus pelo fôlego de vida e por permitir a conclusão deste trabalho.

Ao meu orientador João Viana da Fonseca Neto e aos meus coorientadores Denis Fabrício Sousa de Sá e Yan Ferreira da Silva pela orientação e dedicação aplicados neste trabalho. Meu agradecimento pelo acompanhamento, compreensão, auxílio e tempo despendido durante todo curso.

Agradeço aos meus pais, Benildo e Valdenildes, e minhas irmãs, Patricia, Camille e Letícia, por serem meu porto seguro e base para minha formação moral.

Aos meus colegas do LCP, Evandro, Monik, Renato, Tayná e Victor pela ajuda, por todas discussões enriquecedoras que compartilhamos e momentos de descontração.

A Universidade Federal do Maranhão que disponibiliza ensino, pesquisa e extensão de qualidade para a comunidade, contribuindo para melhoria na qualidade de vida de diversos indivíduos.

Ao Instituto Federal do Piauí por incentivar a qualificação dos servidores, possibilitando o afastamento para dedicação total aos cursos de pós graduação.

"Aprendizagem nunca esgota a mente."

(Leonardo da Vinci)

Resumo

Nesta dissertação é proposto o desenvolvimento sistematizado de um Sistema Ciberfísico (CPS). A metodologia envolve a integração de sensores inteligentes baseados em Redes Neurais Artificiais (RNA) e um controlador ótimo do tipo DLQT (*Discret-time Linear Quadratic Tracking*), sintonizado por meio de aprendizagem por reforço, para posicionamento de uma planta, considerando movimento circular em dois eixos. A motivação da aplicação do CPS deriva da crescente demanda por fontes renováveis de energia, aliada à baixa eficiência dos módulos fotovoltaicos fixos, que exigem soluções tecnológicas que otimizem a captação da irradiância solar. O sistema é dividido em dois módulos: um Sensor Inteligente Rastreamento de Incidência Solar (SIRIS), desenvolvido conforme as normas técnicas aplicáveis dedicado à estimação das coordenadas (ângulo de elevação e azimuth) de maior irradiação solar, e um módulo de controle de posição para módulos fotovoltaicos, atuando na trajetória estimada pelo SIRIS. O módulo projetado não é limitado à aplicação proposta, sendo compatível com outras implementações, como em engenharia aeroespacial, engenharia militar e telecomunicações. A utilização de técnicas de IoT caracteriza a arquitetura cibernética do CPS. Os experimentos e simulações demonstram a eficácia da abordagem na maximização da energia gerada e na redução do esforço de controle, mesmo sob variações paramétricas. Os resultados evidenciam o potencial do CPS proposto como solução inovadora e eficiente para rastreamento solar inteligente em sistemas fotovoltaicos.

Palavras-chave: Sistemas Ciberfísicos, Sistemas Fotovoltaicos, Controle Ótimo, Redes Neurais, Aprendizagem por Reforço.

Abstract

This dissertation proposes the systematic development of a Cyber-Physical System (CPS). The methodology involves the integration of intelligent sensors based on Artificial Neural Networks (ANNs) and an optimal controller of the Discrete-time Linear Quadratic Tracking (DLQT) type, tuned through reinforcement learning, for positioning a dual-axis structure considering circular motion in two degrees of freedom. The motivation for applying the CPS stems from the increasing demand for renewable energy sources, combined with the low efficiency of fixed photovoltaic modules, which require technological solutions capable of optimizing solar irradiance harvesting. The system is divided into two modules: a Smart Solar Incidence Tracking Sensor, developed in accordance with applicable technical standards and dedicated to estimating the coordinates (elevation and azimuth angles) of maximum solar irradiance, and a position-control module for photovoltaic panels, which operates along the trajectory estimated by SIRIS. The designed module is not restricted to the proposed application, being compatible with other implementations such as aerospace engineering, military systems, and telecommunications. The use of IoT-based techniques characterizes the cyber-architecture of the CPS. Experimental results and simulations demonstrate the effectiveness of the proposed approach in maximizing the energy generated while reducing control effort, even under parametric variations. The findings highlight the potential of the proposed CPS as an innovative and efficient solution for intelligent solar tracking in photovoltaic systems.

Keywords: Cyber-Physical Systems, Photovoltaic Systems, Optimal Control, Neural Networks, Reinforcement Learning.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Matriz elétrica brasileira 2024. *incluindo lenha, biodiesel e outras fontes renováveis; **incluindo óleo combustível, gás de coqueria, outras fontes secundárias e outras não renováveis; Lixívia ou Licor negro: fluido proveniente do processo de cozimento da madeira para extração de celulose e que é utilizado como combustível em termelétricas.	18
Figura 2 – Fluxograma da metodologia proposta.	21
Figura 3 – Relação entre sistemas embarcados e CPS.	30
Figura 4 – Estrutura básica de um CPS com três blocos, sendo o ambiente físico (bloco 1), as plataformas computacionais (bloco 2) e a rede de comunicação (bloco 3).	30
Figura 5 – <i>Y-Chart</i>	32
Figura 6 – Neurônio elementar.	33
Figura 7 – Arquitetura de uma MLP com duas camadas ocultas.	34
Figura 8 – Arquitetura de uma rede RBF.	35
Figura 9 – Estrutura de aprendizagem por reforço com Ator-Crítico, parametrizada para abordagem do controle ótimo.	39
Figura 10 – Diagrama de azimuth, zênite e elevação.	53
Figura 11 – Modelo não linear de uma célula fotovoltaica.	54
Figura 12 – Fluxo de projeto modelo em V. O lado esquerdo caracteriza a evolução da sistematização do projeto, sendo a etapa I - análise dos requisitos, etapa II - arquitetura, etapa III - especificação dos dispositivos e etapa IV - projeto. A base (etapa V) corresponde a implementação em <i>hardware</i> . O lado direito corresponde a fase de testes, sendo etapa IV - testes unitários e etapa VII - testes de integração.	56
Figura 13 – Arquitetura funcional do sensor inteligente.	59
Figura 14 – Arquitetura do módulo de controle de posição.	60
Figura 15 – Diagrama esquemático do sistema ciberfísico proposto.	61
Figura 16 – Diagrama funcional do módulo para estimar o MPP.	62
Figura 17 – Diagrama funcional do módulo de controle de posição do módulo fotovoltaico.	64
Figura 18 – Diagrama de blocos do módulo de controle de posição do módulo fotovoltaico.	68
Figura 19 – Fluxograma do <i>software</i> do controlador de posição.	70
Figura 20 – Disposição dos sensores no SIRIS.	74
Figura 21 – Abstração do módulo MCU.	76

Figura 22 – Visão global do módulo SIRIS, desenvolvido em <i>software</i> . O módulo possui seis elementos principais, sendo ① e ⑤ a estrutura mecânica, ② um divisor de tensão, ③ a placa principal, ④ o conjunto de baterias e ⑥ o conjunto das mini células fotovoltaicas.	81
Figura 23 – Diagrama esquemático multifilar dos dispositivos do SIRIS. O bloco ④ representa a conexão dos sensores de radiação ao circuito de interface (condicionamento de sinal). O bloco ⑤ mostra as conexões da placa principal. O esquema de conexão entre o conjunto de baterias e o circuito BMS é apresentado no bloco ③.	82
Figura 24 – Projeto PCI da placa principal do SIRIS.	83
Figura 25 – Implementação em hardware da estrutura física e protótipo da PCI do SIRIS.	84
Figura 26 – Experimento para estimação da radiação solar em ambiente controlado.	86
Figura 27 – Superfície de medição de irradiância pelos sensores posicionados no plano xz	87
Figura 28 – Superfície de medição de irradiância pelos sensores posicionados no plano yz	88
Figura 29 – Orientação do SIRIS no experimento em campo para coleta de medições das mini células.	89
Figura 30 – Comportamento dos sinais coletados das mini células ao longo do dia.	90
Figura 31 – Arquitetura proposta da RNA.	91
Figura 32 – Processo de treinamento, teste e validação da RNA.	92
Figura 33 – Resultado da estimação dos ângulos de elevação e azimuth gerados pelos SIRIS comparado aos sinais de referência.	93
Figura 34 – Visão global do módulo de controle de posição com a disposição física dos elementos.	95
Figura 35 – O bloco ④ simboliza o microcontrolador do módulo. O bloco ⑤ representa os fusíveis de proteção dos motores e os sensores de corrente e tensão. O circuito regulador de tensão é apresentado no bloco ③. O bloco ⑥ simboliza os bornes de conexão da placa principal com os sensores de posição e a comunicação lógica com os drives dos atuadores.	97
Figura 36 – Implementação em <i>hardware</i> do módulo de controle de posição do CPS.	98
Figura 37 – Comportamento do sistema durante a evolução da sintonia dos ganhos do DLQT, via ADHDP	102
Figura 38 – Comportamento do esforço de controle e estados x_1 e x_3 durante a evolução da sintonia dos ganhos do DLQT, via ADHDP	103
Figura 39 – Evolução dos ganhos K_{ADHDP} sob variações paramétricas.	105
Figura 40 – Resposta do sistema de rastreamento da posição do módulo fotovoltaico sob variações paramétricas.	106

Figura 41 – Esforço de controle $u(kt)$	107
Figura 42 – Sintonia do controlador DLQT, via ADHDP, com ruídos na medição. . .	108
Figura 43 – Sintonia do controlador DLQT, via ADHDP.	112
Figura 44 – Sintonia do controlador DLQT, via ADHDP.	113
Figura 45 – Diagrama de blocos do sistema em malha fechada do controlador PID- LMS.	115
Figura 46 – Resposta do sistema ao controlador PID-LMS.	116
Figura 47 – Evolução dos ganhos do controlador PID-LMS.	116
Figura 48 – Esforço de controle do controlador PID-LMS.	117
Figura 49 – Aplicação do controlador PID-LMS.	118
Figura 50 – Evolução dos ganhos do controlador PID-LMS.	119
Figura 51 – Posicionamento do módulo fotovoltaico.	120
Figura 52 – Posicionamento do módulo fotovoltaico.	135
Figura 53 – Modelo mecânico do processo.	135

Lista de tabelas

Tabela 1 – Resumo do estado da arte em Sistemas Ciberfísicos	25
Tabela 2 – Resumo do estado da arte em sensoriamento e rastreamento de módulos fotovoltaicos	27
Tabela 3 – Especificações técnicas	80
Tabela 4 – Itens do módulo SIRIS	81
Tabela 5 – Especificações dos dispositivos utilizados no SIRIS	83
Tabela 6 – Especificações técnicas	94
Tabela 7 – Itens do módulo de controle de posição	96
Tabela 8 – Parâmetros da planta	100
Tabela 9 – Relação entre a ciclo de trabalho do sinal de PWM e a tensão de saída	110
Tabela 10 – Lista de materiais SIRIS	138
Tabela 11 – Lista de materiais módulo de controle de posição	138

Lista de abreviaturas e siglas

CPS	<i>Cyber-Physical System</i>
RNA	Rede Neural Artificial
DLQT	<i>Discret-time Linear Quadratic Tracking</i>
SIRIS	Sensor Inteligente Rastreamento de Incidência Solar
MPP	<i>Maximum Power Point</i>
MPPT	<i>Maximum Power Point Tracking</i>
MQTT	<i>Message Queuing Telemetry Transport</i>
IoT	<i>Internet of Things</i>
CI	Circuito Integrado
UCP	Unidade Central de Processamento
EPE	Empresa de Pesquisa Energética
IEC	<i>International Electrotechnical Commission</i>
PDM	Processo de Decisão de Markov
PDA	Programação Dinâmica Adaptativa
HJB	<i>Hamilton-Jacobi-Bellman</i>
IHM	Interface Homem Máquina
PSO	<i>Particle Swarm Optimization</i>
ISO	<i>International Organization for Standardization</i>
IEEE	Instituto de Engenheiros Eletricistas e Eletrônicos
SE	Sistema Embarcado
MLP	<i>Multilayer Perceptrons</i>
RBF	<i>Radial Basis Function</i>
MSE	<i>Mean Squared Error</i>

NCAP	<i>Network Capable Application Processor</i>
MIT	Módulo de Interface de Transdutor
TEDS	<i>Transducer Electronic Data Sheet</i>
DLQR	<i>Discrete-time Linear Quadratic Regulator</i>
ADHDP	<i>Action-Dependent Heuristic Dynamic Programming</i>
OMM	Organização Meteorológica Mundial
IGH	Irradiância Global Horizontal
NASA	<i>National Aeronautics and Space Administration</i>
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
NOAA	<i>National Oceanic and Atmospheric Administration</i>
MoC	Modelos de Computação
SRS	Sistemas de Rastreamento Solar
DAQ	<i>Data Acquisition</i>
CAD	Conversor Analógico-Digital
PWM	<i>Pulse Width Modulation</i>
TBJ	Transistor Bipolar de Junção
IGBT	<i>Insulate-Gate Bipolar Transistor</i>
MOSFET	<i>Metal-Oxide-Semiconductor Field-Effect Transistor</i>
PCI	Placa de Circuito Impresso
UFMA	Universidade Federal do Maranhão

Sumário

1	INTRODUÇÃO	17
1.1	Objetivos	19
1.1.1	Objetivos Específicos	20
1.2	Metodologia	20
1.3	Organização dos Capítulos Subsequentes	21
2	ESTADO DA ARTE	23
2.1	Estado da Arte	23
2.1.1	Aplicação	25
2.2	Proposta	27
3	PRELIMINARES	29
3.1	Sistemas Ciberfísicos	29
3.2	Rede Neural Artificial	32
3.2.1	Neurônio elementar	33
3.2.2	Arquitetura de redes	34
3.2.2.1	Perceptrons de múltiplas camadas	34
3.2.2.2	Redes com Funções de Base Radial	35
3.3	Aprendizagem de Máquina	36
3.3.1	Aprendizagem por reforço	37
3.3.2	Processo de Decisão Markov	37
3.3.3	Estrutura ator-crítico	38
3.3.4	Princípio da otimalidade de <i>Bellman</i>	39
3.3.5	Aproximação de função por meio do método dos mínimos quadrados	40
3.4	Sensores Inteligentes	41
3.5	Controle Ótimo Discreto	43
3.5.1	Regulador Linear Quadrático Discreto	45
3.5.2	Rastreador Linear Quadrático Discreto	47
3.5.3	DLQR via Aprendizagem Q	49
3.6	Conversão Fotovoltaica	52
3.6.1	Radiação Solar	52
3.6.2	Célula fotovoltaica	53
3.6.3	Módulo fotovoltaico	54
4	PROJETO DO SISTEMA CIBERFÍSICO	56
4.1	Descrição do Problema	57

4.2	Formulação do Problema	58
4.3	Solução do Problema	59
4.3.1	Módulo para estimar o MPP	61
4.3.2	Módulo para controle de posição do módulo fotovoltaico	63
4.3.2.1	Metodologia de controle proposta	65
4.4	Especificação dos Dispositivos	71
4.4.1	Atuador	71
4.4.2	Sensores	73
4.4.2.1	Sensor de posição	73
4.4.2.2	Sensor de corrente e tensão	73
4.4.2.3	Sensor de radiação	74
4.4.3	Microcontrolador	75
4.4.4	Driver de Motor	76
4.4.5	Fonte de Alimentação	77
4.4.6	Módulo Fotovoltaico	78
5	RESULTADOS	79
5.1	Módulo para estimar o MPP	79
5.1.1	Projeto do SIRIS	80
5.1.2	Implementação em <i>hardware</i>	84
5.1.3	Experimentos	85
5.1.3.1	Testes em ambiente controlado e medição indireta da irradiância	85
5.1.3.2	Coleta de medições para treinamento da rede neural artificial	89
5.1.4	Rede Neural Artificial	90
5.2	Módulo para controle de posição	93
5.2.1	Projeto do rastreador solar	94
5.2.2	Implementação em <i>hardware</i>	98
5.2.3	Experimentos	98
5.2.3.1	Estimação dos parâmetros da planta	99
5.2.3.2	Análise de convergência da sintonia do controlador DLQT via ADHDP	100
5.2.3.3	Análise de desempenho do controlador DLQR, via ADHDP, sob variações paramétricas	104
5.2.3.4	Análise de sensibilidade a ruídos na medição da sintonia do controlador DLQT, via ADHDP	107
5.3	Testes funcionais	109
5.3.1	Teste do módulo de controle de posição	109
5.3.1.1	Teste de rastreamento de posição do controlador DLQT <i>online</i>	110
5.3.1.2	Módulo de controle de posição aplicado a pesquisas	114
5.3.2	Teste de integração	119
5.3.2.1	Rastreamento de posição	119

6	CONCLUSÃO	122
6.1	Contribuições	122
6.1.1	Trabalhos futuros	123
6.2	Publicação	124
	REFERÊNCIAS	125
A	MODELO DA PLANTA	133
A.1	Modelo do Atuador	133
A.2	Modelo do Processo	134
A.3	Modelo Não Linear da Planta	136
B	DESENHOS TÉCNICOS	138

1 Introdução

Os avanços na instrumentação eletrônica e na tecnologia computacional aplicados a sistemas industriais automatizados foram os propulsores da automação, em meados da década de 1950, substituindo tarefas humanas por sistemas automáticos controlados por computadores. Devido a demanda por sistemas de controle e automação dedicados a aplicações críticas surgem os sistemas embarcados. Na década de 1960, o computador de navegações nas missões Apollo da NASA (*National Aeronautics and Space Administration*) é apontado como uma referência histórica na utilização desses sistemas [1] [2].

Nessa década, a integração dos Circuitos Integrados (CIs) estava avançando gradualmente das densidades de pequena para média e grande escala. A melhoria na tecnologia de processos trouxe a era dos CIs de altíssima escala de integração, com dispositivos de metal-óxido-semicondutor e projetos de chips personalizados [3].

O primeiro processador de quatro bits foi produzido no começo dos anos 1970. O passo seguinte foi produção de microcontroladores, que encapsula em um único CI a Unidade Central de Processamento (UCP) e dispositivos periféricos como memórias, dispositivos de entrada/saída e temporizadores; dando início ao conceito de soluções em chip único [3] [4].

A miniaturização dos computadores na década de 1980 possibilitou a utilização de computadores pessoais para controle de ambiente, normalmente na forma de um sistema realimentado. A utilização de microcontroladores baseados em arquitetura RISC, com funções mais sofisticadas como conversores analógico-digital de oito bits e protocolos de comunicação SPI, I2C, CAN e USB, teve um crescimento exponencial na década de 1990 em diversas aplicações na indústria automobilística [5] [3].

Esse processo evolutivo culmina no surgimento dos Sistemas Ciberfísicos (CPS - *Cyber-Physical System*) e popularização das aplicações com internet nos anos 2000, representado no desenvolvimento do conceito da Indústria 4.0. Os CPS são sistemas multidisciplinares projetados para realizar controle por realimentação em sistemas computacionais embarcados amplamente distribuídos, por meio da combinação das tecnologias de computação, comunicação e controle. Eles representam uma transformação e integração dos sistemas de rede existentes com os sistemas embarcados tradicionais. Os CPS ampliam os princípios da automação clássica ao incorporar redes de comunicação, possibilitando a operação inteligente, autônoma e coordenada de sistemas complexos em tempo real [6] [7].

Na última década, ocorreram diversas mudanças tecnológicas. Os CPS e a Internet das Coisas (IoT do inglês *Internet of Things*) ganharam mais atenção. Questões como consumo de energia, problemas térmicos, segurança e proteção tornaram-se ainda mais

importantes [5]. Atualmente, muitos especialistas de diversas áreas estão voltando sua atenção para projetos de CPS [7].

Devido aos avanços tecnológicos supracitado, há demanda por novos modelos, métodos, ferramentas e contextos multidisciplinares para apoiar esses desenvolvimentos. Alcançar essas demandas também exige a definição de semânticas comuns e estruturas conceituais compartilhadas entre os domínios, com o objetivo de criar elos entre mecânica, eletrônica, engenharia, controle e computação [1] .

A proposta desta dissertação consiste no desenvolvimento de um CPS para estimação e posicionamento angular de um objeto em dois eixos, embasado em um projeto sistematizado. As coordenadas de ângulos são estimadas com o auxílio de inteligência artificial. O rastreamento de posição do objeto é realizado via controle ótimo online, que otimiza a trajetória com base nos estados e no esforço de controle do sistema. O desenvolvimento do projeto considera a aplicação do CPS em sistemas fotovoltaicos, sendo a coordenada de ângulos definida como a posição de maior irradiância solar, e um módulo fotovoltaico como objeto controlado.

A seleção da aplicação do CPS leva em consideração o desafio da sociedade em proporcionar um desenvolvimento econômico sustentável, que atenda a crescente demanda por produção de energia com menores emissões de carbono. Nesse arcabouço, as energias renováveis, como a fotovoltaica, propiciam uma solução factível. Na Figura 1 é exibida a matriz de geração elétrica brasileira, sendo a produção oriunda da energia solar equivalente a 9,3% (69,87 TWh) da geração nacional, segundo EPE (Empresa de Pesquisa Energética) em seu anuário estatístico de energia elétrica 2025, ano-base 2024.

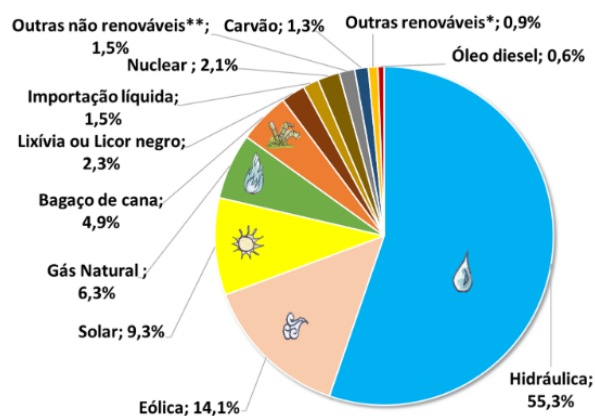


Figura 1 – Matriz elétrica brasileira 2024. *incluindo lenha, biodiesel e outras fontes renováveis; **incluindo óleo combustível, gás de coque, outras fontes secundárias e outras não renováveis; Lixívia ou Licor negro: fluido proveniente do processo de cozimento da madeira para extração de celulose e que é utilizado como combustível em termelétricas.

Disponível em: <https://www.epe.gov.br/pt/abcdenergia/matriz-energetica-e-eletrica>.

A energia elétrica proveniente de fontes de energias renováveis, como a solar, tem desenvolvido um papel crucial devido à sua geração ser limpa; no entanto, os módulos fotovoltaicos têm eficiência limitada. Portanto, é fundamental que a geração de energia seja maximizada, mantendo a superfície do módulo e a direção da irradiação solar ortogonais. Para conservar esta condição, é necessário movimentar o módulo rastreando a trajetória do sol [8].

A energia elétrica gerada em módulos fotovoltaicos possui características não lineares e é influenciada diretamente pela irradiância e temperatura ambiente. Para uma dada temperatura, existe uma inclinação única do módulo para gerar energia no ponto de máxima potência (MPP do inglês *Maximum Power Point*) [9]. Consequentemente, é fundamental estimar com precisão a posição do sol a fim de otimizar a geração de energia. Neste contexto, a utilização de sensores inteligentes, como os baseados em RNA, é uma boa alternativa [10].

O rastreamento do ponto de máxima potência (MPPT - *Maximum Power Point Tracking*) incrementa consideravelmente a geração de energia em um módulo fotovoltaico, no entanto, a cada movimento do módulo há gasto energético. Logo, é necessário um equilíbrio entre o ganho com o rastreamento da irradiação solar e a redução do consumo de energia do atuador, viabilizando a implementação na prática. A exequibilidade do MPPT depende de um projeto eletromecânico bem elaborado do sistema. A norma da IEC (*International Electrotechnical Commission*) 62817 de 2014 estabelece padrões de projeto e testes de rastreadores solares para sistemas fotovoltaicos [11].

Nesse contexto, o Rastreador Linear Quadrático Discreto (DLQT - *Discret-time Linear Quadratic Tracking*) apresenta-se como uma alternativa para estratégia de controle, pois fornece uma solução ótima, minimizando um índice de desempenho que pondera o esforço de controle e os estados do sistema. Sendo possível priorizar o consumo de energia, velocidade ou rastreamento da posição, por meio da seleção das matrizes Q e R do sistema. O DLQT possui solução *offline* e depende de um modelo preciso do sistema. A garantia de otimalidade do sistema, sob variações paramétricas que ocorrem no sistema, exige que os ganhos sejam atualizados, isto é, novos ganhos devem ser calculados *online* [12].

1.1 Objetivos

O objetivo geral deste trabalho consiste em desenvolver o projeto sistematizado de um CPS, a fim de estimar o ângulo de maior irradiação solar e posicionar um módulo fotovoltaico no MPP. A estimativa do ângulo deve ser determinada por meio de um sensor com inteligência computacional e RNA, sendo o aprendizado otimizado com técnicas de algoritmos para a solução do problema de rastreamento solar. Ademais, o controle de posição do módulo deve ser implementado em dois eixos, via controle ótimo e aprendizagem

por reforço. O sistema de comunicação entre o sensor e o controlador de posição compõe a parte cibernética do CPS, considerando a utilização de técnicas de IoT como o protocolo de comunicação MQTT (do inglês *Message Queuing Telemetry Transport*).

1.1.1 Objetivos Específicos

Especificamente, este trabalho busca os seguintes objetivos aplicados aos problemas:

- Desenvolver uma metodologia para o projeto de CPS conectado utilizando técnicas de IoT;
- Elaborar estratégias e algoritmos baseados em modelos de fusão sensorial (múltiplos sensores) para estimar e rastrear o MPP;
- Desenvolver o projeto e algoritmos para CPS baseados na abordagem ator-crítico para controle de posição do módulo fotovoltaico;
- Avaliar a convergência do algoritmo de controle proposto em funcionamento na planta.

1.2 Metodologia

A metodologia proposta para o desenvolvimento deste trabalho envolve principalmente os paradigmas do CPS possibilitando que o mundo físico seja monitorado, controlado e influenciado de forma adaptativa e inteligente pela cibernética. A metodologia do desenvolvimento do projeto está organizada em blocos e etapas, conforme a Figura 2. Os conteúdos abordados no Capítulo 3 representam o bloco ② (referencial teórico) do fluxograma adotado, sendo indispensável para o desenvolvimento da pesquisa.

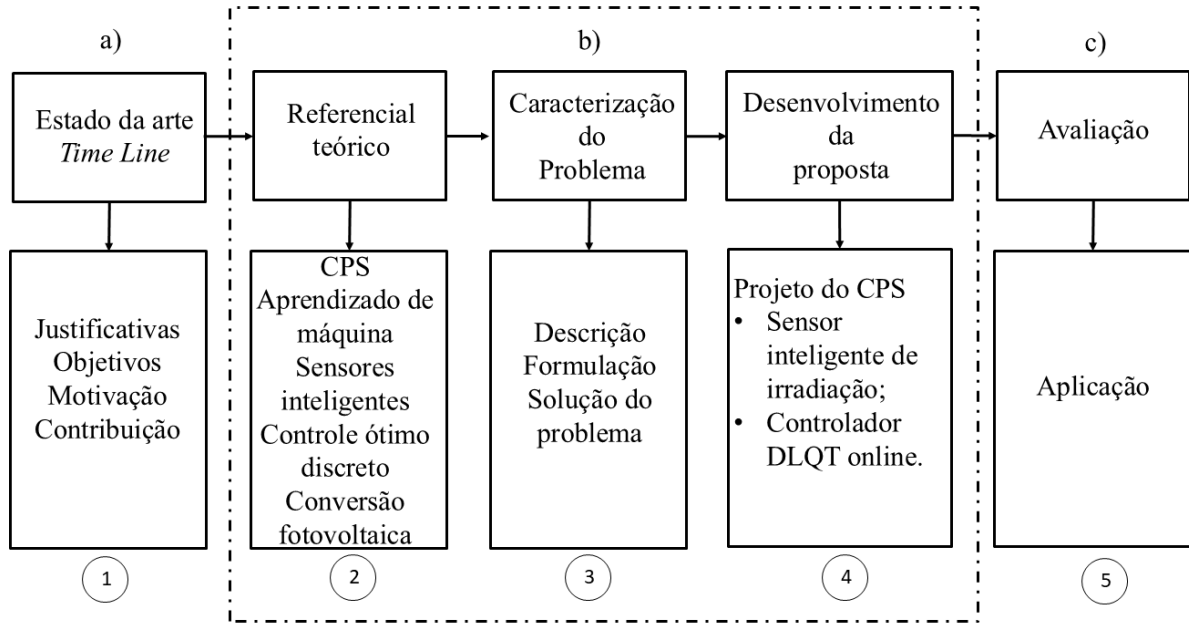


Figura 2 – Fluxograma da metodologia proposta.

Fonte: Adaptado de [13].

As Etapas são divididas em a) estudos preliminares, correspondentes ao bloco ①, b) desenvolvimento teórico e implementação da proposta, englobando os blocos ②, ③ e ④, e c) que é o bloco de avaliação ⑤. A primeira Etapa é fundamental pois apresenta o histórico e a evolução dos temas referenciados no bloco ②. A descrição, formulação e solução do problema são apresentadas no Capítulo 4 de forma sistemática, sendo direcionada para o desenvolvimento de um sistema medição que é baseado em aprendizagem de máquina, sensores, e dispositivos eletrônicos.

O desenvolvimento da proposta, isto é, a metodologia para o projeto do CPS para estimar e controlar a posição de módulos fotovoltaicos, é concebido com base nos temas apresentados no bloco ②. Sendo dividido em duas partes:

- Um sensor inteligente responsável por rastrear o ângulo de maior irradiação solar, baseado em aprendizagem de máquina;
- Um controlador DLQT *online*, baseado na aquisição de sinais ao longo da trajetória do sistema e aprendizagem por reforço.

A Etapa de avaliação do CPS é constituída das fases de avaliação da Capítulo 5.

1.3 Organização dos Capítulos Subsequentes

Esta dissertação está estruturada em estado da arte, fundamentação teórica, metodologia utilizada no desenvolvimento do projeto do CPS, resultados e conclusão. No

Capítulo 2 é apresentado o estado da arte dos temas abordados. Os conceitos fundamentais e diretrizes sobre o projeto de CPS, sensores inteligentes, redes neurais e controle ótimo são apresentados no Capítulo 3.

No Capítulo 4 são apresentadas as etapas adotadas que compõem a metodologia proposta para o desenvolvimento do projeto do CPS, com ênfase nos módulos para estimar o MPP e de controle de posição, assim como as técnicas de comunicação em rede baseadas em IoT.

No Capítulo 5 são apresentados os resultados obtidos, sendo o projeto detalhado do CPS, o conjunto de ensaios realizados na validação dos dispositivos, sendo testes simulados e experimentais nos módulos individuais e teste global de integração.

No Capítulo 6 são apresentadas as considerações finais sobre os resultados, trabalhos futuros e os artigos científicos desenvolvidos. Em seguida, são apresentadas as bibliografias utilizadas ao longo do desenvolvimento da pesquisa. Nesta dissertação são apresentados dois apêndices. No Apêndice A é apresentado o modelo matemático da planta do módulo de controle de posição, considerando o atuador e o processo não linear. O Apêndice B consiste no projeto detalhado dos módulos do CPS.

2 Estado da Arte

Neste Capítulo é enfatizada a utilização dos Sistemas Ciberfísicos, no cenário da pesquisa atual. O estado da arte sobre CPS é apresentado na Seção 2.1, abordando sua definição, aplicações, desafios técnicos, integração com controladores e redes neurais, com ênfase na interseção entre inteligência artificial, aprendizagem por reforço e controle ótimo. São discutidos trabalhos recentes que evidenciam a utilização de algoritmos inteligentes e sensores avançados em ambientes industriais e educacionais.

Na Subseção 2.1.1, é apresentado o estado da arte da aplicação selecionada para o CPS, sendo o MPPT em sistemas fotovoltaicos, destacando o papel dos sensores inteligentes e técnicas de inteligência computacional para o posicionamento eficiente dos módulos fotovoltaicos.

Na Seção 2.2 é apresentada a proposta deste trabalho, com base na demanda do cenário atual, sendo o desenvolvimento de um CPS para rastreamento da irradiância solar baseado em redes neurais e controle ótimo *online*. A proposta contempla a integração de sensores inteligentes, microcontroladores, controle ótimo, programação dinâmica e técnicas de IoT em uma arquitetura sistematizada, seguindo normas internacionais reconhecidas.

2.1 Estado da Arte

O desenvolvimento de pesquisas sobre sistemas ciberfísicos fundamentaram um grande avanço na transformação digital no contexto da indústria 4.0. Esses sistemas integram diversas abordagens tecnológicas, como a inteligência artificial. Na indústria e em campos de pesquisas, os CPS aprimoram o controle e monitoramento *online* de processos. O desenvolvimento de CPS demanda uma base sólida de conhecimento em diversas áreas, como sistemas de informações, engenharias, ciência da computação, instrumentação eletrônica e sistemas embarcados [14].

No trabalho desenvolvido em [15] é apresentado o desenvolvimento e a implementação de um CPS em uma empresa de manufatura. Os resultados demonstram que o CPS impacta positivamente nos processos de produção, com o aumento do tempo de funcionamento das máquinas, redução dos custos de manutenção e melhor qualidade dos produtos. Em [16] é apresentando o projeto e a implementação de um CPS, com fins educacionais, para supervisão de um módulo fotovoltaico.

Os CPS estão expostos simultaneamente a incertezas físicas e ataques cibernéticos durante a operação, portanto é necessário garantir a estabilidade e segurança [17]. Em [18] é apresentado uma pesquisa sobre a eficiência do controle baseado em um algoritmo de

aprendizagem por reforço profundo para mitigar ataques a atuadores, com aplicação em sistemas ciberfísicos. O sistema sob ataque é descrito como um Processo de Decisão de Markov (PDM), o projeto do controlador é formulado como um aprendizado de política de ação a partir de dados. É proposto um algoritmo de aprendizagem ator-crítico baseado em *Lyapunov* para treinar *offline* uma política segura para o CPS sob ataques.

Abordagens de algoritmos de aprendizagem por reforço que não exigem conhecimento prévio sobre o comportamento dinâmico do sistema têm diversas aplicações no cenário atual. O trabalho desenvolvido em [19] propõe uma estrutura ator-crítico, chamada SRL-TR2, para resolver o problema de controle de rastreamento de trajetória para um veículo autônomo real. Os experimentos demonstram que o SRL-TR2 é eficaz e possui um desempenho superior a algoritmos tradicionais como o controle preditivo baseado em modelo.

O trabalho [20] apresenta o desenvolvimento de uma metodologia para o projeto do controlador ótimo *online* que agrega Programação Dinâmica Adaptativa (PDA) e aprendizagem por reforço, visando o cálculo da solução *online* implícita da equação de *Hamilton-Jacobi-Bellman* (HJB) na forma da Equação Algébrica de *Riccati* Discreta. O controlador desenvolvido é um Rastreador Linear Quadrático Discreto com ação integral e os seus resultados são avaliados em simulador do modelo não linear, resolvido pelo método *Runge-Kutta*. Na Tabela 1 é apresentado um resumo com o estado da arte em CPS e aprendizagem por reforço aplicado a controle ótimo.

Tabela 1 – Resumo do estado da arte em Sistemas Ciberfísicos

Referência	Contexto	Principais Contribuições
[15]	CPS em manufatura industrial	Implementação prática de CPS, com aumento da disponibilidade das máquinas, redução de custos de manutenção e melhoria da qualidade dos produtos.
[16]	CPS educacional e fotovoltaico	Projeto de um CPS para supervisão de um módulo fotovoltaico com finalidade didática.
[18]	Aprendizagem por reforço profundo, ator-crítico, Lyapunov	Mitigação de ataques a atuadores em CPS por meio de uma política segura treinada <i>offline</i> .
[19]	Aprendizagem por reforço, controle sem modelo	Estrutura SRL-TR2 aplicada a veículo autônomo, com desempenho superior ao controle preditivo baseado em modelo.
[20]	PDA, aprendizagem por reforço, DLQR	Metodologia para cálculo <i>online</i> da solução da equação de Hamilton-Jacobi-Bellman aplicada ao controle ótimo discreto.

2.1.1 Aplicação

Nesta Subseção é apresentado o estado da arte da aplicação selecionada para o CPS, sendo a estimação do MPP e controle de posição de painéis fotovoltaicos. O ângulo de inclinação ideal para módulos fotovoltaicos é fundamental na maximização da produção de energia elétrica. Uma metodologia original para determinar o ângulo de inclinação ideal para módulos fotovoltaicos é apresentada em [21]. No entanto, um módulo fotovoltaico fixo é ineficiente na recepção da irradiação solar, devido à constante mudança de posição do sol.

Nesse sentido, pesquisas têm sido desenvolvidas para estimar o ponto da máxima irradiância e posicionar o módulo nessa direção. Inicialmente, os rastreadores foram projetados com controle passivo, isto é, com acionamento baseado nas propriedades físicas de materiais, como desequilíbrio térmico ou massas móveis. Esses sistemas não possuem sensoriamento e coordenadas de referência, tornando uma solução pouco eficiente para a conjectura atual [22].

O MPP pode ser estimado por meio de sensores e/ou algoritmos de mapeamento da posição do sol. O trabalho desenvolvido por [13] propõe um sensor inteligente dedicado à estimação da irradiância solar por meio de mini células fotovoltaicas e aprendizagem de máquina. O autor avalia o sistema através de experimentos em *hardware* e baseados em

modelo.

A inteligência artificial é utilizada em larga escala em aplicações de MPPT. Em [23] é realizada a união entre um modelo inovador de RNA e uma técnica de otimização por enxame de partículas (PSO – *Particle Swarm Optimization*) para melhorar a previsão da produção de energia elétrica fornecida por quatro rastreadores solares de eixo duplo. Essa conjuntura amplia a área de busca, evitando ótimos locais e melhorando o treinamento da RNA.

Em [24] é apresentada uma técnica inovadora de aprendizagem por reforço profundo baseada no otimizador *dandelion* para rastreamento do MPP de sistemas fotovoltaicos conectados à rede. O autor compara o método exposto com outras técnicas: PSO (supracitado) e condutância incremental. O algoritmo aprende a agir de forma eficaz por meio da iteração contínua com o ambiente e treinamento baseado em recompensas.

Em [25] é apresentado um projeto e análise de desempenho de uma estrutura de eixo único para rastreamento do MPP, a fim de maximizar a produção de energia por um módulo fotovoltaico. Já em [11] é proposta uma metodologia para seleção ótima da estratégia de controle para sistemas de rastreamento da posição do sol. Melhorando seu desempenho mediante a redução do consumo de energia e do erro de rastreamento. Nesse trabalho é realizada uma análise comparativa entre as seis estratégias de controle utilizadas para selecionar a melhor entre elas para o rastreador, considerando restrições pré-definidas. Na Tabela 2 é apresentado um resumo com o estado da arte em estimação de coordenadas de referência e controle de posição para módulos fotovoltaicos.

Tabela 2 – Resumo do estado da arte em sensoriamento e rastreamento de módulos fotovoltaicos

Referência	Técnicas Utilizadas	Principais Contribuições
[13]	Sensores inteligentes, mini células FV e aprendizagem por reforço	Desenvolvimento de um sensor inteligente para estimação da irradiância solar, validado por simulações e experimentos em <i>hardware</i> .
[23]	RNA e PSO	Combinação de redes neurais artificiais com PSO para melhorar a previsão da geração de energia em rastreadores solares de eixo duplo.
[24]	Aprendizagem por reforço profundo	Técnica inovadora baseada no otimizador <i>dandelion</i> para MPPT, com desempenho superior ao PSO e à condutância incremental.
[25]	Controle de posição, eixo único	Projeto e análise de desempenho de um rastreador solar de eixo único visando maximizar a produção de energia.
[11]	Estratégias de controle	Metodologia para seleção ótima da estratégia de controle considerando consumo de energia e erro de rastreamento.

2.2 Proposta

A presente dissertação se insere no contexto, apresentado no estado da arte, ao propor o desenvolvimento da metodologia para o projeto de um CPS para estimação do sinal de referência e controle de posição, via DLQT *online*, em dois eixos aplicado a um módulo fotovoltaico. A metodologia do projeto é realizada de forma sistematizada utilizando como fluxo de projeto uma adaptação do modelo em V (*V-model*). O sistema é composto por módulos eletrônicos do sistema ciberfísico, planta e periféricos como sensores, fonte de alimentação e Interface Homem Máquina (IHM), que é uma interface gráfica que se comunica com o sistema. Sendo utilizadas normas técnicas da IEC, ISO (do inglês - *International Organization for Standardization*) e IEEE (Instituto de Engenheiros Eletricistas e Eletrônicos) como diretrizes.

A planta do sistema possui um módulo fotovoltaico acoplado a um atuador (motor CC) que desloca a posição angular no eixo de elevação, outro atuador é utilizado para alterar o ângulo de azimute. Para estimação do sinal de referência no contexto de rastreamento do ângulo de máxima potência é proposto um sensor inteligente baseado em medições de mini

sensores de radiação solar e RNA. O desenvolvimento deste sensor segue as recomendações da norma IEEE 1451 que é responsável por regulamentar um conjunto de padrões de interface de transdutor inteligente. Para o controle de posição é proposto o controlador seguidor linear quadrático discreto, sintonizado via aprendizagem por reforço.

A IHM é vinculada à parte cibernética do CPS, representada por uma interface *web*, baseada em nuvem, utilizada para armazenar, coletar e visualizar os dados do CPS. A plataforma selecionada é o ThingSpeak[®], desenvolvida pela MathWorks[®], mesma plataforma do MATLAB[®], facilitando a integração do treinamento e análise da RNA com a parte física. Os sistemas físicos são conectados a rede por meio do padrão IEEE 802.11, com frequência 2.4 GHz.

3 Preliminares

Este capítulo trata da fundamentação teórica, sendo apresentados os conceitos explorados para o desenvolvimento do CPS, a saber: conceitos sobre CPS, RNA, aprendizado de máquina, sensores inteligentes, controle ótimo discreto e irradiação solar, com base na literatura especializada. O controle ótimo discreto é abordado sob a ótica de reguladores e rastreadores, sendo apresentada a sintonia do controlador *offline*, via cálculo variacional, e *online*, via ADHDP. Os paradigmas apresentados de aprendizagem de máquina incluem aprendizagem por reforço, estrutura ator-crítico, princípio da otimalidade de *Bellman* e método dos mínimos quadrados.

3.1 Sistemas Ciberfísicos

O termo CPS foi introduzido no mundo acadêmico por Helen Gill em 2006, sendo fortemente relacionado aos termos IoT, indústria 4.0 e *Tsensors*. Esses termos estão relacionados à tecnologia de interação entre o mundo físico e o mundo da informação; no entanto, o conceito de CPS possui uma base perene, visto que é fundamentado no problema intelectual de unir as bases da engenharia cibernética e física, não sendo limitado a uma tecnologia específica (como a IoT) ou a uma aplicação (como a indústria 4.0) [4].

Segundo [26], CPS são sistemas projetados, construídos a partir da sinergia entre componentes computacionais e físicos. Uma definição mais ampla é apresentada em [4], que conceitua CPS como a integração de processos físicos com uma rede de computadores, com comportamento influenciado pela parte cibernética e pela parte física do sistema. Sendo realizado o monitoramento por rede e o controle dos processos físicos, por meio de laços de realimentação.

Segundo [5] o termo CPS compreende um sistema embarcado (a parte de processamento da informação) e um ambiente físico (dinâmico), conforme exibe a Figura 3. O termo CPS é apresentado como uma extensão do conceito de Sistema Embarcado (SE), sendo SE definidos como dispositivos de processamento de informação em produtos encapsulados. Os modelos de CPS pressupõem a inclusão de um modelo do ambiente físico e do sistema embarcado [5].

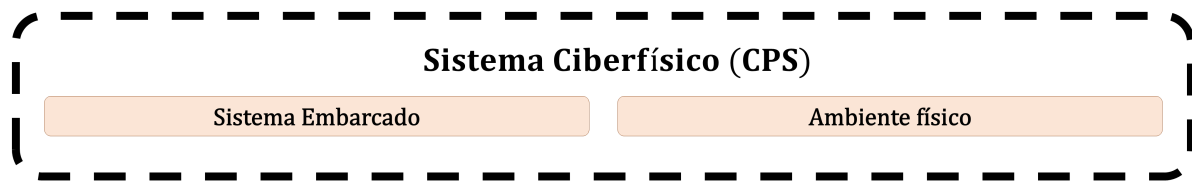


Figura 3 – Relação entre sistemas embarcados e CPS.

Fonte: Adaptado de [5].

Na Figura 3 é exibido o termo CPS com ênfase na ligação dos processos com o ambiente físico correspondente. Na Figura 4 é exibido um exemplo de uma estrutura de um CPS. O ambiente físico representa a parte do sistema que não possui computadores ou eletrônica embarcada, sendo caracterizado por processos mecânicos, físicos, químicos ou biológicos em uma planta de controle. O segundo bloco são as plataformas computacionais, com estruturas bem definidas, modeladas de acordo com a aplicação; com possibilidade de ter mais de uma unidade de processamento e trabalhar com sistemas operacionais diferentes. O terceiro bloco representa a infraestrutura de comunicação entre as plataformas. O segundo e o terceiro bloco classificam o sistema como cibernético e sua interação com o ambiente físico define o CPS [4].

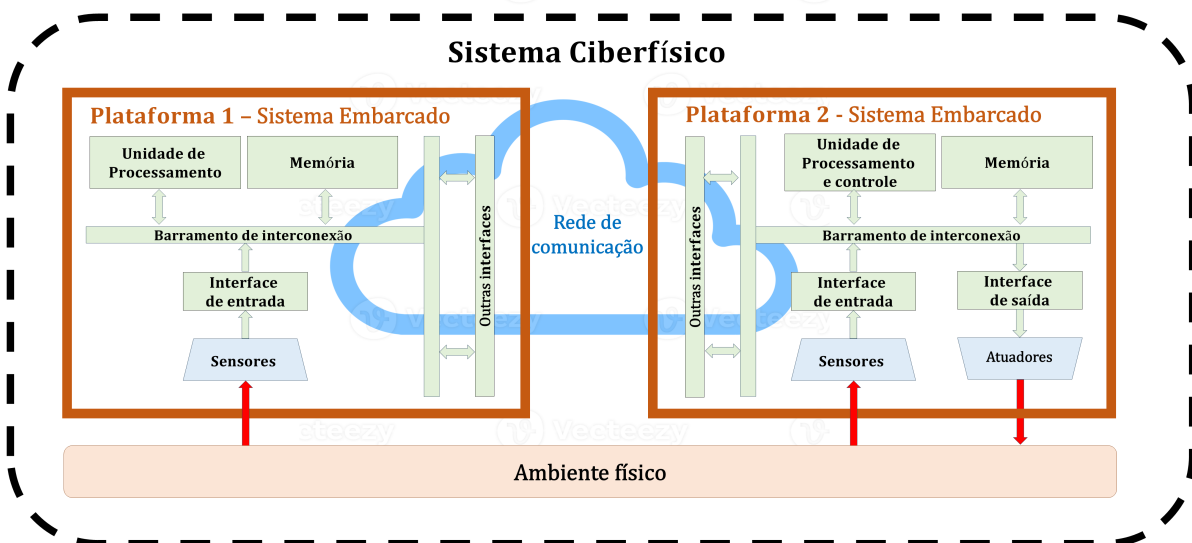


Figura 4 – Estrutura básica de um CPS com três blocos, sendo o ambiente físico (bloco 1), as plataformas computacionais (bloco 2) e a rede de comunicação (bloco 3).

Fonte: Adaptado de [4].

O exemplo da Figura 4 possui duas plataformas, cada uma com sua estrutura composta por sensores, atuadores, barramento de interconexão, memória, unidade de processamento e interfaces. Os sinais aferidos pelos sensores de ambas as plataformas são coletados por meio da interface física (setas vermelhas). Esses sinais são influenciados pela ação dos atuadores no ambiente físico. A unidade de processamento e controle

analisa os dados dos sensores e determina uma política de controle para definir a ação do controlador [4].

O projeto do CPS é uma atividade complexa, que precisa ser dividida em etapas para se tornar tratável. Os projetos devem ser avaliados em relação a diversos objetivos, incluindo desempenho, confiabilidade e consumo de energia. Sendo necessário validar cada etapa. A testabilidade deve ser considerada durante as etapas de projeto para que os testes possam ser integrados ao processo iterativo. Em [5] são apresentados os fluxos de projeto modelo em V e o SpecC.

O modelo em V descreve requisitos e diretrizes detalhados, necessários para o desenvolvimento de sistemas, integrando vários processos de gerenciamento, como garantia da qualidade, gestão de projetos e configuração. Ele é baseado em uma estrutura modular e pode ser adaptado de forma flexível. Inicialmente, utilizado como processo padrão de desenvolvimento de sistemas na Alemanha, o modelo em V é adaptado como uma metodologia para projetos de sistemas embarcados, incluindo módulos de integração e testes [27] [5].

A metodologia de projeto em nível de sistema com SpecC é proveniente da demanda de uma forma para converter especificações funcionais em um modelo implementação detalhado, sendo uma extensão da linguagem ANSI-C, com suporte a três modelos computacionais: processos sequências concorrentes, voltados para software; máquinas de estados finitos com caminho de dados, voltados para hardware; e eventos discretos, voltados para protocolos [28].

A metodologia SpecC inicia com as especificações da funcionalidade desejada, requisitos de desempenho, consumo de energia, custo e outras restrições do projeto almejado. Em seguida, ocorre o desenvolvimento da arquitetura, que inclui a alocação e partição de componentes, variáveis e canais, além do escalonamento das tarefas para processadores, memórias e barramentos, com avaliações iterativas para garantir o atendimento às restrições de desempenho, custo e consumo [28].

Em consequência do desenvolvimento de novas tecnologias, os níveis de abstração para o projeto de CPS evoluem para níveis mais altos. As relações entre as diferentes metodologias de projeto em diferentes níveis de abstração são explicadas por meio do *Y-Chart*, exibido na Figura 5. Os círculos concêntricos no *Y-Chart* identificam o nível de abstração, sendo considerados quatro níveis: circuito, lógico, processador e sistema [29].

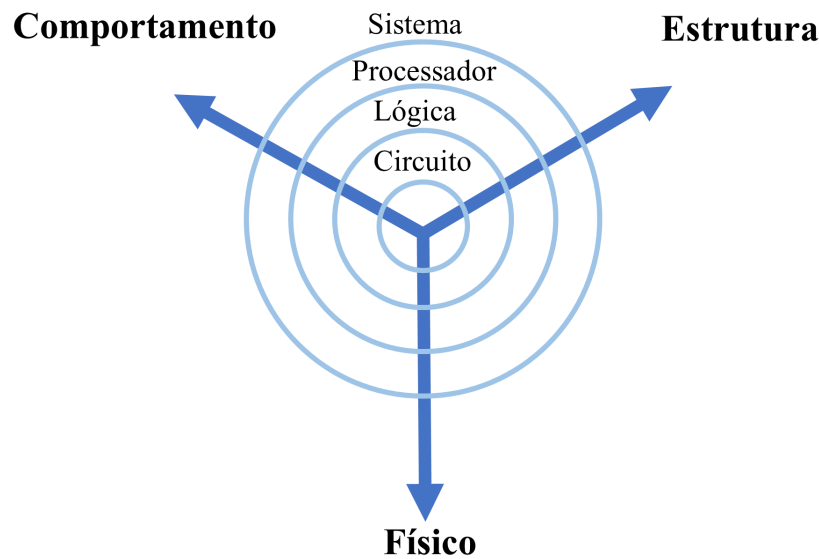


Figura 5 – Y-Chart.

Fonte: Adaptado de [29].

O *Y-Chart* possui três eixos, conforme exibido na Figura 5, sendo comportamento, estrutura de projeto e projeto físico. O comportamento analisa a resposta do sistema a determinadas entradas e não tem interesse em saber qual o funcionamento interno do sistema. A análise comportamental pode ser dividida em testes individuais e em conjuntos. O eixo do projeto físico representa o *layout* dos dispositivos dentro do sistema. O projeto físico leva em consideração as especificações físicas de cada dispositivo do sistema [29].

Em [4] é apresentada uma metodologia que se fundamenta em três pilares: a modelagem, o projeto e a análise. A modelagem consiste em formular um sistema por meio de representações que emulam o comportamento do sistema real. O projeto é a criação estruturada das partes que compõem o CPS. Ele possui detalhamento técnico, especificações dos dispositivos e apresenta um diagrama funcional do sistema como um todo. A análise é um processo de investigação com a finalidade de aprofundar o conhecimento do sistema real; e verifica se o sistema cumpre os requisitos pré-estabelecidos.

Os CPS atuais devem ser altamente conectados, coordenados e distribuídos, sem perder as características de robustez e capacidade de resposta a estímulos [30]. Devido à importância da eficiência dos CPS, otimizações são essenciais. Principalmente as que priorizam economia de energia [5] [4].

3.2 Rede Neural Artificial

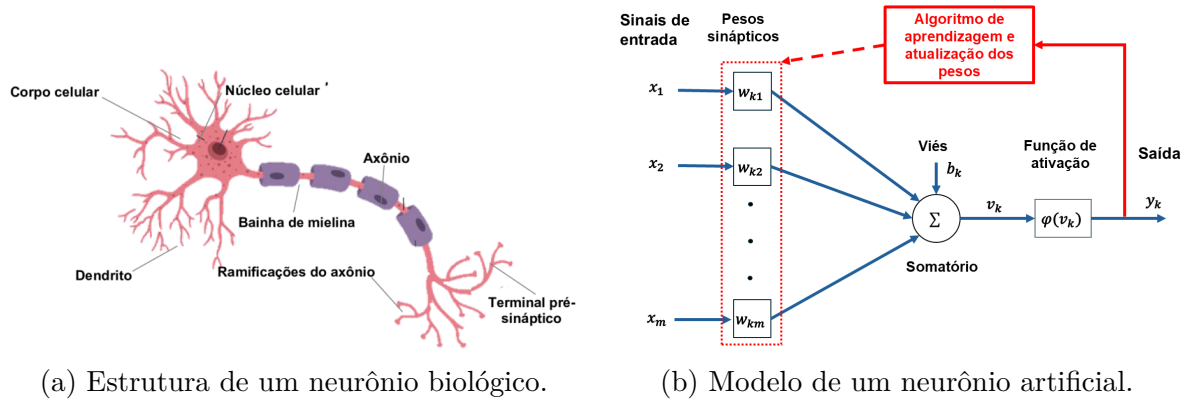
A demanda para compreender a base biológica dos processos do cérebro pelos quais os humanos são capazes de sentir, agir, aprender e lembrar representa a última grande fronteira das ciências biológicas [31]. Essa demanda motiva a pesquisa sobre redes

neurais artificiais, sendo denominada doravante de redes neurais [32]. As pesquisas em RNA originam-se do interesse em representar matematicamente o processamento de informações de sistemas biológicos [33]. Portanto é fundamental compreender a estrutura e função do cérebro.

O cérebro é composto por neurônios, sendo o elemento chave do sistema nervoso central, altamente complexo, não linear e paralelo; responsável por processar sinais e realizar reconhecimento de padrões, percepção e controle motor. As ações do cérebro fundamentam complexas ações cognitivas, como criar padrões e desenvolver um raciocínio lógico de forma organizada [31] e [32]. Assim, é fundamental criar um modelo do neurônio elementar, que norteia a construção de RNA's.

3.2.1 Neurônio elementar

Células nervosas (neurônios biológicos) e gliais são as duas classes de células que compõe o sistema nervoso. As gliais são células de suporte que envolvem os corpos celulares, axônios e dendritos dos neurônios. As células nervosas são as principais unidades de sinalização do sistema nervoso e possui quatro regiões bem definidas: corpo celular, dendritos, axônio e terminais pré-sinápticos [31]; conforme é exibido na Figura 6a.



Fonte: [13].

Fonte: Adaptado de [32].

Figura 6 – Neurônio elementar.

O modelo de um neurônio artificial foi inicialmente proposto por McCulloch e Pitts [34], foi a base para o desenvolvimento do perceptron capaz de aprender os pesos, sendo a unidade essencial para o funcionamento de uma rede neural [35]. O modelo do neurônio artificial é exibido na Figura 6b.

Os pesos sinápticos (w) associados às entradas (x) caracterizam o conjunto sináptico. O somador calcula o resultado da contribuição das entradas ponderadas pelos pesos sinápticos do neurônio, funcionando como um combinador linear. A função de ativação $\varphi(\cdot)$, também chamada de função de compressão, é utilizada para limitar a amplitude

da saída do neurônio (y) [32]. O resultado do somatório exibido na Figura 6b descreve o neurônio k , e é dado por

$$v_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j + b_k, \quad (3.1)$$

sendo a saída do neurônio dada por

$$y_k = \varphi(v_k). \quad (3.2)$$

Vale ressaltar que os subscritos do peso sináptico w_{kj} , segue uma ordem predefinida, sendo primeiro a indicação do neurônio e o segundo a entrada da sinapse à qual o peso está associado. O bias b_k é utilizado para aplicar uma transformação afim à saída u_k do somatório [32].

3.2.2 Arquitetura de redes

A estrutura de conexão dos neurônios caracteriza a arquitetura da rede e o algoritmo de aprendizagem a ser utilizado para treinamento. A rede neural de camada única é conhecida como perceptron de Rosenblatt, sendo utilizado para problemas de padrões linearmente separáveis. O funcionamento é fundamentado na aprendizagem por correlação do erro em um número finito de iterações [32].

3.2.2.1 Perceptrons de múltiplas camadas

A arquitetura perceptrons de múltiplas camadas (MLP - do inglês *Multilayer Perceptrons*) é organizada com uma camada de entrada, uma de saída e uma ou mais camadas ocultas. Na Figura 7 é exibida a estrutura de um MLP. Segundo [33], a MLP é a classe de RNA que tem o maior valor em aplicações práticas, devido a característica de aproximar as funções contínuas não-lineares.

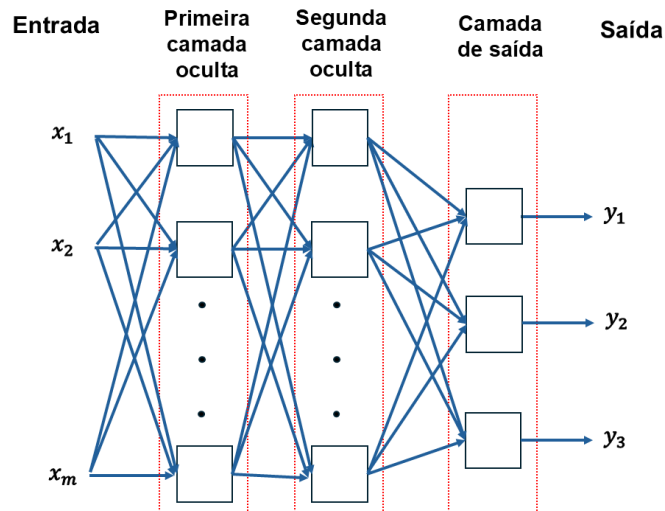


Figura 7 – Arquitetura de uma MLP com duas camadas ocultas.

Fonte: Adaptado de [32].

A MLP da Figura 7 possui duas camadas ocultas e é altamente conectada, isto é, cada neurônio de uma camada está conectado a todos os neurônios da camada seguinte. Os sinais fluem no sentido direto, da camada da entrada para saída.

3.2.2.2 Redes com Funções de Base Radial

As Redes com Funções de Base Radial (RBF - do inglês *Radial Basis Function*) são redes neurais com especificamente três camadas, sendo a camada de entrada, a camada oculta e a camada de saída. As redes RBF possuem propriedade de que cada função de base ($\varphi_j(X)$) depende somente da distância radial a partir de um centro X_j na forma dada por [33]

$$\varphi_j(X) = \varphi(\|X - X_j\|), \quad j = 1, 2, \dots, N. \quad (3.3)$$

Considerando o vetor de entradas $X = \{x_1, x_2, \dots, x_{m_0}\}^T$ e o conjunto de saídas esperadas, o treinamento é formulado como um problema de otimização não linear com a finalidade de encontrar uma função aproximadora $F(X)$ que ajusta as saídas. $F(X)$ é um combinador linear de funções de base radial, dada por [33], [32]

$$F(X) = \sum_{j=1}^K w_j \varphi(X, X_j), \quad (3.4)$$

sendo K menor que o tamanho da amostra de treinamento N . Essa limitação é importante porque ter uma camada oculta com o mesmo tamanho da amostra de entrada aumenta o custo computacional, que é amplificado quando são consideradas grandes amostras. Os coeficientes w_j são encontrados pelo método dos mínimos quadrados [33], [32]. A estrutura de uma rede RBF é exibida na Figura 8.

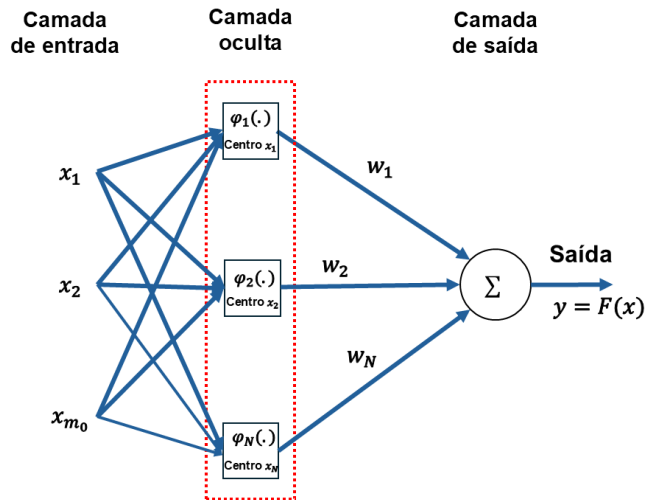


Figura 8 – Arquitetura de uma rede RBF.

Fonte: Adaptado de [32].

Na Figura 8 é exibida a estrutura de uma RBF, baseada na teoria de interpolação de funções. A camada de entrada possui m_0 nós de origem, a quantidade de nós de origem é determinada pela dimensão do vetor de entradas X ; as unidades de computação da camada oculta têm a mesma dimensão de N . Essas unidades são modeladas matematicamente por uma função de base radial ($\varphi_j(.)$) [32].

Diferente de uma MLP, conexões entre os nós de origem e as unidades ocultas são realizadas sem pesos. A estrutura possui uma unidade computacional na saída, no entanto, é possível ter rede RBF com a camada de saída mais robusta. A função Gaussiana pode ser utilizada como função base radial [32], neste caso cada unidade computacional da camada oculta é dada por

$$\varphi_j(X) = e^{-\frac{1}{2\sigma_j^2} \|X - X_j\|^2}, \quad j = 1, 2, \dots, N, \quad (3.5)$$

sendo σ_j uma medida da largura da j -ésima função Gaussiana com centro em X_j . A Gaussiana é utilizada como função de base radial devido às suas características como a simetria, eficiência computacional, robustez a ruídos, suavidade e regularidade [32].

3.3 Aprendizagem de Máquina

A ideia inicial sobre a natureza do aprendizado é que esse processo ocorre a partir da interação com o ambiente. O ser humano não tem um professor explícito ao aprender os primeiros exercícios na fase neonatal, mas possui uma conexão sensorio-motora direta com o ambiente. Aprender pela interação é um conceito fundamental a quase todas as teorias de aprendizagem e inteligência [36].

O advento das máquinas computadorizadas motivou os pesquisadores a desenvolver algoritmos capazes de fazer a máquina aprender. A aprendizagem de máquina, que é uma área da inteligência artificial direcionada a princípios gerais e simples, busca desenvolver algoritmos capazes de aprender padrões a partir de dados e, com isso, realizar previsões ou tomar decisões. Um algoritmo de aprendizagem converge, isto é, aprende se o desempenho do programa nas tarefas, medido por um índice, melhora com a experiência do agente com o ambiente [37] [36].

A aprendizagem de máquina pode ser categorizado em três principais paradigmas, sendo supervisionado, não supervisionado e por reforço. A aprendizagem supervisionada é a mais estudada atualmente. Utiliza-se um conjunto de dados rotulados fornecido por um supervisor externo, chamado de professor. Cada amostra é composta de uma entrada acompanhada de uma saída esperada, o rótulo, da ação correta que o sistema deve executar. Esse tipo de aprendizagem é importante, mas não é suficiente para aprender a partir da interação direta com o ambiente. É o paradigma mais comum, aplicado em tarefas como classificação e regressão [36] [33].

Há ainda a aprendizagem semi-supervisionada que se situa entre a aprendizagem supervisionada e a não supervisionada. Nesse contexto, o processo de treinamento utiliza um pequeno conjunto de dados rotulados em conjunto com um grande volume de dados não rotulados, explorando informações estruturais presentes nos dados para melhorar o desempenho do modelo. [38].

Na aprendizagem não supervisionada, os dados não possuem rótulos. O objetivo é identificar estruturas escondidas em dados não rotulados. A aprendizagem por reforço se caracteriza por buscar maximizar um sinal de recompensa com base em suas ações, a partir da interação com o ambiente. O objetivo é aprender uma política que maximize a recompensa acumulada ao longo do tempo [36].

3.3.1 Aprendizagem por reforço

A aprendizagem por reforço é o processo de aprender o que fazer, com base na maximização de uma recompensa acumulada ao longo do tempo. A estrutura básica possui um agente e o ambiente, sendo o agente o tomador de decisão que interage com o ambiente. Diferentemente da aprendizagem supervisionada, o agente não é informado sobre quais ações deve tomar, mas deve descobrir, quais ações geram a maior recompensa. As ações podem afetar não apenas a recompensa imediata, mas também a próxima situação, e, por consequência, todas as recompensas futuras [36].

A aprendizagem por reforço é aplicado na teoria de sistemas dinâmicos e em controle ótimo, especialmente em PDM, quando não há conhecimento da equação de estados ou o modelo do sistema é impreciso. O objetivo é capturar os aspectos mais importantes do problema enfrentado por um agente, que aprende uma política de controle ótima a partir da interação contínua com seu ambiente, para maximizar a recompensa. O agente precisa ser capaz de perceber o estado do ambiente, e deve tomar ações que influenciam esse estado. Também deve ter um ou mais alvos relacionados ao estado do ambiente [36].

A aprendizagem por reforço apresenta o desafio de maximizar a recompensa por meio de ações que o agente já realizou e teve uma boa resposta do ambiente. Porém, para avaliar essas ações, ele precisa experimentar outras que nunca tentou. Ou seja, deve explorar para aprender mais, e explorar para maximizar a recompensa com base no que já sabe. A exclusividade de qualquer um dos comportamentos leva ao fracasso. O agente deve testar várias ações e favorecer progressivamente aquelas que parecem ser as melhores [36].

3.3.2 Processo de Decisão Markov

Os PDMs constituem uma formalização clássica da tomada de decisão sequencial, em que as ações influenciam não apenas as recompensas imediatas, mas também os estados subsequentes e as recompensas futuras. Há um compromisso em equilibrar as recompensas

imediatas e futuras. Os PDMs são empregados no controle ótimo na forma de encontrar uma sequência de ações de controle que minimize uma função de custo [36] [12]. Um PDM é definido por

$$M = \{X, U, P, R\}, \quad (3.6)$$

sendo $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ o conjunto de estados, $U = \{u_1, u_2, \dots, u_{nu}\}$ o conjunto de ações possíveis, $P \in \mathbb{R}^{n \times nu \times n}$ a probabilidade de transição do estado $x \in X$ para o $x' \in X$ após uma ação $u \in U$, sendo formalizada por

$$P_{x,x'}^u = Pr\{x'|x, u\}, \quad (3.7)$$

e $R \in \mathbb{R}^{n \times nu}$ a função de custo, que fornece o custo imediato da transição de estados $R_{x,x'}^u$, dado uma ação. O processo de decisão é fundamentado na propriedade de Markov, em que as probabilidades de transição $P_{x,x'}^u = Pr\{x'|x, u\}$ dependem apenas do estado atual x , e não da trajetória anterior pela qual o PDM chegou a esse estado. Normalmente, as aplicações em aprendizagem por reforço são desenvolvidas em espaços finitos de estados e ações [12]. O objetivo de um PDM é realizar o mapeamento dado por

$$\pi : X \times U \rightarrow [0 \ 1]. \quad (3.8)$$

que, para cada estado x e ação u , forneça a probabilidade condicional dada por

$$\pi(x, u) = Pr\{u|x\}. \quad (3.9)$$

A política π determina qual ação tomar em cada estado. O valor da política V_π quantifica o desempenho da política. A característica do PDM permite representar o problema de decisão de forma recursiva, conduzindo ao desenvolvimento da Equação de Bellman [12], na forma dada por

$$V_\pi = \sum_u \pi(u|x) \sum_{x',r} p(x', r|x, u) [r + V_\pi(x')] \quad (3.10)$$

sendo $r \in R$ e $p(x', r|x, u) \in P$ a probabilidade de transição do estado x para o próximo x' , por meio de uma ação u e gerar uma recompensa imediata r . A Equação (3.10) faz a média sobre todas as possibilidades, ponderando cada uma pela probabilidade de ocorrer. Ela afirma que o valor do estado inicial deve ser igual ao valor do estado futuro esperado, mais a recompensa esperada ao longo do caminho. A função valor V_π é a solução única da equação de Bellman [36].

3.3.3 Estrutura ator-crítico

A estrutura ator-crítico é uma metodologia de aprendizagem por reforço em que o ator aplica uma ação ao ambiente, e o crítico avalia o valor dessa ação. Na Figura 9 é exibido o diagrama de blocos da estrutura com ator e crítico, parametrizada para o problema de controle ótimo discreto. O ator é o agente responsável por gerar a política

de controle, o componente crítico avalia o valor ou utilidade da ação do ator, através da Equação de *Bellman*, e fornece essa informação ao ator [12].

$$V_k(x_k) = r_k(x_k, u_k) + V_k(x_{k+1})$$

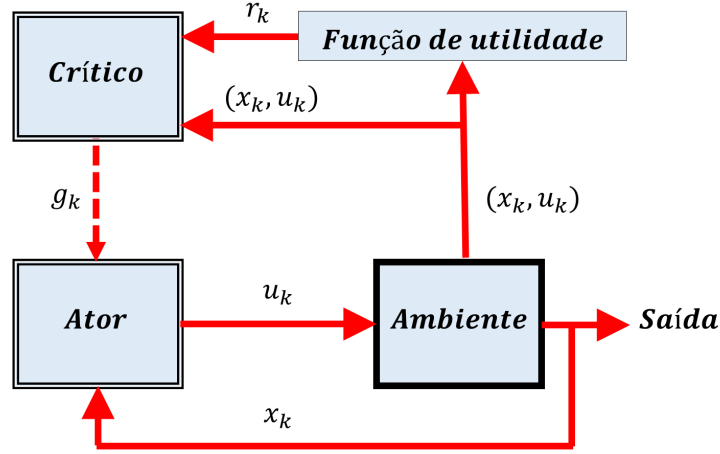


Figura 9 – Estrutura de aprendizagem por reforço com Ator-Crítico, parametrizada para abordagem do controle ótimo.

Fonte: Adaptado de [12].

A função de utilidade exibida na Figura 9 é parametrizada pela função de custo instantâneo, que depende dos estados x_k e das ações de controle u_k . O ator é responsável por aprender a política e implementar a política de controle g_k , enquanto o crítico é responsável por aprender uma função de valor para avaliar as ações do ator. O *feedback* do crítico é usado para melhorar a política do ator [12].

3.3.4 Princípio da otimalidade de *Bellman*

Segundo [12], o princípio da otimalidade de *Bellman* estabelece que uma política ótima tem a propriedade de que, independentemente das decisões anteriores, as decisões restantes devem constituir uma política ótima. Constituindo uma base sólida para PDA. A estimativa da função valorada V_k para uma dada política depende da recompensa r e de V_k no instante futuro, na forma dada por

$$V_k(x_k) = r(x_k, g(x_k)) + V_k(x_{k+1}), \quad (3.11)$$

sendo $V_k(x_k)$ a função valor dada por

$$V_k(x_k) = F(x_k, g(x_k)), \quad (3.12)$$

sendo $F(\cdot)$ o mapeamento que depende do estado e tem $g(\cdot)$ como função de decisão. É necessário conhecer a política ótima no tempo $k + 1$ para determinar a política ótima no tempo k .

3.3.5 Aproximação de função por meio do método dos mínimos quadrados

O método dos mínimos quadrados é caracterizado como uma técnica de estimação paramétrica. Esse método possui origem no século XVIII, quando foi formulado por Karl Friedrich Gauss para aplicações na astronomia, sendo consolidado para uma ampla variedade de problemas [39]. Inclusive para aproximação de função, sendo a estrutura dada por

$$\hat{y}(i) = \varphi^T(i)\theta, \quad (3.13)$$

sendo $\hat{y}(i)$ a saída estimada do modelo, $\varphi(i)$ a matriz de regressão dado por

$$\varphi^T(i) = (\varphi_1(i) \quad \varphi_2(i) \quad \dots \varphi_n(i)), \quad (3.14)$$

e θ o vetor de parâmetros dado por

$$\theta = (\theta_1 \quad \theta_2 \quad \dots \theta_n)^T. \quad (3.15)$$

O problema é determinar o vetor de parâmetros de tal forma que as saídas calculadas a partir do modelo da Equação (3.13), converjam o mais próximo possível para os alvos desejados [39]. O vetor de parâmetro θ deve ser escolhido para minimizar uma função de custo definida como a soma ponderada dos quadrados dos erros [40], dada por

$$V(\theta, t) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^t \varepsilon^2(i), \quad (3.16)$$

sendo o erro definido como a diferença entre o alvo (saída desejada $y(i)$), e a saída estimada pelo modelo $\hat{y}(i)$, que é dada por

$$\varepsilon(i) = y(i) - \hat{y}(i) = y(i) - \varphi^T(i)\theta. \quad (3.17)$$

O vetor de erros é definido na forma dada por

$$E = Y - \hat{Y} = Y - \Phi\theta, \quad (3.18)$$

sendo

$$Y(t) = (y(1) \quad y(2) \dots y(t))^T, \quad (3.19)$$

$$E(t) = (\varepsilon(1) \quad \varepsilon(2) \dots \varepsilon(t))^T \quad (3.20)$$

e a matriz Φ de regressores, dada por

$$\Phi(t) = \begin{bmatrix} \varphi^T(1) \\ \varphi^T(2) \\ \vdots \\ \varphi^T(t) \end{bmatrix}. \quad (3.21)$$

A Equação (3.16) é reescrita na forma

$$V(\theta, t) = \frac{1}{2} E^T E = \frac{1}{2} \|E\|^2, \quad (3.22)$$

$$2V(\theta, t) = E^T E. \quad (3.23)$$

Substituindo a Equação (3.18) na Equação (3.23), tem-se a relação dada por

$$2V(\theta, t) = (Y - \Phi\theta)^T (Y - \Phi\theta). \quad (3.24)$$

Aplicando a propriedade distributiva, resulta na relação dada por

$$2V(\theta, t) = Y^T Y - Y^T \Phi\theta - \theta^T \Phi^T Y + \theta^T \Phi^T \Phi\theta. \quad (3.25)$$

Considerando $\Phi^T \Phi > 0$, a função $V(\theta, t)$ é quadrática em θ e possui um ponto de mínimo global. Portanto, o vetor de parâmetros que minimiza $V(\theta, t)$ é calculado derivando a Equação (3.25) em relação a θ . Como o produto $\Phi^T \Phi > 0$ é simétrico. A derivada é dada por

$$\frac{2\partial V(\theta, t)}{\partial \theta} = -\Phi^T Y - \Phi^T Y + 2\Phi^T \Phi\theta. \quad (3.26)$$

O ponto de mínimo da Equação (3.25) é encontrado fazendo $\frac{2\partial V(\theta, t)}{\partial \theta} = 0$, portanto a Equação (3.26) é reescrita na forma dada por

$$2\Phi^T \Phi\theta = 2\Phi^T Y, \quad (3.27)$$

em seguida, multiplicando os dois lados da Equação (3.27) por $\frac{(\Phi^T \Phi)^{-1}}{2}$ e isolando θ no lado direito, tem-se a relação dada por

$$\theta = (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T Y. \quad (3.28)$$

A Equação (3.28) é a parametrização do método dos mínimos quadrados. O valor alvo, em problemas envolvendo a aproximação de função valor, é móvel. Porém, com tendência para um valor fixo em decorrência do processo de aprendizagem [41].

3.4 Sensores Inteligentes

Os sensores são componentes indispensáveis para os sistemas ciberfísicos, porque possibilitam a interação das grandezas físicas com os microcontroladores. A classe de sensores definida como inteligente surgiu como consequência da evolução nos sistemas industriais de grandes conjuntos de sensores distribuídos a sistemas integrados, de baixo custo, robustos, com capacidade ampliada de processamento *online* [42].

Segundo [43] o termo sensor inteligente é aplicado a transdutores que incorporam um microprocessador ou um microcontrolador. Essa arquitetura possibilita calibração,

recalibração *online* durante a operação, compensação digital, autodiagnóstico, programação pelo usuário, endereçamento do sensor, comunicação remota e operação autônoma. Um transdutor inteligente, além de converter energia de um domínio para o outro, agrega funções de condicionamento de sinal, processamentos de dados e comunicação em rede [44].

O conjunto de normas IEEE 1451:2024 padroniza as interfaces entre rede e transdutores (sendo considerados sensores e/ou atuadores) inteligentes. A norma engloba a aplicação em CPS e IoT, voltadas para cidades inteligentes e redes elétricas inteligentes. Os componentes do sistema são divididos em três categorias gerais de dispositivos: processador de aplicação com capacidade de rede (NCAP - do inglês *Network Capable Application Processor*), Módulo de Interface de Transdutor (MIT) e Aplicação (AP) [44].

O NCAP possui uma interface com o transdutor e outra com a rede, integrando o mundo físico e cibernético. O MIT é composto pelos sensores e/ou atuadores (transdutores), dispositivos de condicionamento e conversão de sinais, sendo que cada módulo possui um *data sheet*, chamado de *Transducer Electronic Data Sheet* (TEDS), que apresenta suas características do transdutor armazenada em *hardware*. A aplicação é caracterizada pela aplicação dos sinais disponibilizados pelo transdutores por meio do NCAP [44].

Os sensores inteligentes são classificados com base na função que desempenham ou na tecnologia da qual foram projetados. Sendo a classificação baseada na função dada por sensores inteligentes, convincentes, autoadaptativos e de autovalidação. A tecnologia utilizada no projeto de sensores pode ser suave ou virtual, matemático, simbólico, computacional, baseado em redes neurais, integração inteligente, integração em muito larga escala e microsensores (MEMS) [42].

Os sensores possuem não linearidades que provocam erros sistemáticos e aleatórios que afetam a precisão e exatidão. O grau de linearidade representa o quão perto a relação entre a entrada e a saída de um sensor está de uma linha reta desejada. A não linearidade de um sensor engloba as imperfeições e limitações nos transdutores, amplificadores, filtros e conversores utilizados. A linearização de um sensor pode ser realizada em *software*, em *hardware* ou em ambos [42].

A incerteza na medição de qualquer sensor é inevitável, isto é, nenhum sensor é capaz de realizar uma leitura perfeita de uma grandeza. Mesmo aplicando a mesma entrada várias vezes em um sensor, a leitura apresenta valores diferentes. O processo de calibração, portanto, é fundamental em sensores, tendo em vista que seu objetivo é estimar a incerteza da medição. Diversos fatores influenciam na incerteza da medição como variação das condições ambientais, baixa resolução do sensor, defeitos de hardware, impurezas sobre o transdutor, erro do operador e problemas no processamento [42].

A calibragem convencional de um sensor exige um equipamento de referência para habilitar o dispositivo a agir contra as incertezas na medição. Os sensores inteligentes

proporcionam a versatilidade de calibragem automatizada devido a integração de um circuito programável ao chip de interface com o sensor. A autocalibração está condicionada a disponibilidade de TEDS de calibração, utilizado para correção via *software* do sensor [44] [42].

3.5 Controle Ótimo Discreto

O problema de controle ótimo consiste na otimização de um índice de desempenho, via lei de controle u_k , associado a um sistema dinâmico para um dado intervalo de tempo. Sistemas reais apresentam limitações, que devem ser consideradas como restrições no processo de otimização. Geralmente, a otimização do índice de desempenho é tratada como um problema de minimização, uma vez que a finalidade da maior parte das aplicações de controle ótimo é minimizar os estados e o esforço de controle. A abordagem sobre controle ótimo apresentado nesta Seção é fundamentada em [12].

O comportamento desejado do sistema, em um dado intervalo de tempo discreto $[i, N]$, é otimizado pelo índice de desempenho (J_i) selecionado, dado por

$$J_i = \phi(N, x_N) + \sum_{k=i}^{N-1} L^k(x_k, u_k), \quad (3.29)$$

sendo $x_k \in \mathbb{R}^n$ o vetor de estados, $u_k \in \mathbb{R}^m$ o vetor de esforço de controle, n a ordem do sistema, $L^k(x_k, u_k)$ uma função dos estados e dos esforços de controle do sistema, e $\phi(N, x_N)$ uma função do tempo final N e dos estados terminais. O índice de desempenho é selecionado pelo projetista visando objetivos específicos, tais como a velocidade de resposta, o consumo de energia ou outro conjunto de parâmetros desejados.

Considerando um sistema não linear, variante no tempo e com dinâmica dada por

$$x_{k+1} = f^k(x_k, u_k), \quad (3.30)$$

com condição inicial x_0 . Considerando o objetivo de guiar o sistema da Equação (3.30) do estado inicial x_0 para um estado final x_N em um tempo final N , visando encontrar um esforço de controle u_k que minimize a energia de controle e a energia dos estados ao longo dessa trajetória. Nesse caso, estabelecemos o índice de desempenho quadrático, dado por

$$J = \frac{1}{2} x_N^T S x_N + \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{N-1} (x_k^T Q x_k + u_k^T R u_k), \quad (3.31)$$

sendo $S \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $Q \in \mathbb{R}^{n \times n}$ e $R \in \mathbb{R}^{m \times m}$ as matrizes de ponderação. A sintonia dessas matrizes determina a prioridade de minimização de acordo com o peso atribuído a cada uma; por exemplo, se o objetivo for minimizar o estado final, a matriz S deve ter um peso maior do que as demais. Diferentes sintonias das matrizes de ponderação implicam em diferentes pontos de equilíbrio entre os objetivos de desempenho e a magnitude dos controles ótimos.

Em projetos de controladores para uma planta real, é fundamental realizar simulações computacionais com diferentes sintonias das matrizes de ponderação, até alcançar o comportamento desejado.

A solução para o problema de otimização aplicada a sistemas não lineares é obtida por meio da abordagem do cálculo variacional utilizando os multiplicadores de Lagrange. Dada a função de restrição da Equação (3.30), com o multiplicador de Lagrange λ associado, a Hamiltoniana é dada por

$$H_k = \frac{1}{2}(x_k^T Q_k x_k + u_k^T R_k u_k) + \lambda_{k+1}^T f^k(x_k, u_k), \quad (3.32)$$

em que o índice de desempenho aumentado (J') é definido na forma dada por

$$J' = \frac{1}{2}x_N^T S x_N - \lambda_N x_N + \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{N-1} [(x_k^T Q_k x_k + u_k^T R_k u_k) + \lambda_{k+1}^T (f^k(x_k, u_k) - x_{k+1})]. \quad (3.33)$$

Ao desenvolver o primeiro termo do somatório da Equação (3.33), obtém-se a relação dada por

$$\begin{aligned} J' = & \frac{1}{2}x_N^T S x_N + \frac{1}{2}(x_0^T Q_0 x_0 + u_0^T R_0 u_0) + \lambda_1^T f^k(x_0, u_0) - \lambda_1^T x_1 \\ & + \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{N-1} [(x_k^T Q_k x_k + u_k^T R_k u_k) + \lambda_{k+1}^T (f^k(x_k, u_k) - x_{k+1})]. \end{aligned} \quad (3.34)$$

Considerando a Hamiltoniana dada pela Equação (3.32), J' é simplificado na forma dada por

$$J' = \frac{1}{2}x_N^T S x_N + H_0 + \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{N-1} (H_k - \lambda_{k+1}^T x_{k+1}) - \lambda_1^T x_1. \quad (3.35)$$

Ao agrupar o termo $\lambda_1^T x_1$ da Equação (3.35) com o somatório e expressar a série em função de $\lambda_k^T x_k$, a parcela $\lambda_N^T x_N$ é isolada e resulta na relação dada por

$$J' = \frac{1}{2}x_N^T S x_N - \lambda_N^T x_N + H_0 + \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{N-1} (H_k - \lambda_k^T x_k). \quad (3.36)$$

De acordo com a teoria dos multiplicadores de Lagrange, em um mínimo com restrições a variação em J' , em função de x_k , λ_k e u_k , deve ser zero. As condições necessárias para essa otimização são dadas por

$$x_{k+1} = \frac{\partial H_k}{\partial \lambda_{k+1}}, \quad (3.37)$$

$$\lambda_k = \frac{\partial H_k}{\partial x_k}, \quad (3.38)$$

e

$$\frac{\partial H_k}{\partial u_k} = 0. \quad (3.39)$$

A Equação (3.39) representa a condição de estacionariedade. A Equação (3.37) de estado e a Equação (3.38) de coestado definem um problema de condição de contorno em dois pontos, respectivamente dados por

$$\left(\frac{\partial \frac{1}{2} x_N^T S x_N}{\partial x_N} - \lambda_N \right)^T dx_N = 0 \quad (3.40)$$

e

$$\left(\frac{\partial H_0}{\partial x_0} \right)^T dx_0 = 0, \quad (3.41)$$

sendo o coestado final λ_N e o estado inicial x_0 . As Equações (3.40) e (3.41) caracterizam as condições de contorno. Esses problemas são, em geral, extremamente difíceis de resolver.

3.5.1 Regulador Linear Quadrático Discreto

O regulador linear quadrático discreto (DLQR - do inglês *Discrete-time Linear Quadratic Regulator*) é um controlador que aplica controle ótimo em sistemas. Considerando um sistema linear ou linearizado, dado por

$$x_{k+1} = A_k x_k + B_k u_k, \quad (3.42)$$

sendo $A_k \in \mathbb{R}^{n \times n}$ a matriz de estados e $B_k \in \mathbb{R}^{n \times m}$ a matriz de entrada. Em termos matemáticos, a Equação (3.42) pode ser interpretada como um hiperplano que se movimenta pelo espaço em função do tempo e intercepta a superfície da equação que rege o índice de desempenho quadrático.

Resolver o problema do DLQR significa encontrar uma sequência de esforços de controle para cada iteração que minimize o índice de desempenho da Equação (3.31), considerando as matrizes S , Q e R simétricas e semidefinidas positivas com $|R| \neq 0$. A solução para esse problema aplicado à sistemas lineares é obtida por meio da abordagem do cálculo variacional utilizando os multiplicadores de Lagrange. Dada a função de restrição da Equação (3.42), com o multiplicador de Lagrange λ associado. A Hamiltoniana é dada por

$$H_k = \frac{1}{2} (x_k^T Q_k x_k + u_k^T R_k u_k) + \lambda_{k+1}^T (A_k x_k + B_k u_k), \quad (3.43)$$

sendo a equação de estado definida por

$$x_{k+1} = \frac{\partial H_k}{\partial \lambda_{k+1}} = A_k x_k + B_k u_k, \quad (3.44)$$

a equação de coestado dada por

$$\lambda_k = \frac{\partial H_k}{\partial x_k} = Q_k x_k + A_k^T \lambda_{k+1}, \quad (3.45)$$

e a condição de estacionariedade definida por

$$\frac{\partial H_k}{\partial u_k} = R_k u_k + B_k^T \lambda_{k+1} = 0. \quad (3.46)$$

Resolvendo a Equação (3.46) em função de u_k , tem-se a equação dada por

$$u_k = -R_k^{-1}B_k^T\lambda_{k+1}. \quad (3.47)$$

Considerando o estado final x_N livre e um estado inicial conhecido. A expressão do coestado final λ_N (Equação (3.40)) é dada por

$$\lambda_N = \frac{\partial(\frac{1}{2}x_N^T S_N x_N)}{\partial x_N}, \quad (3.48)$$

sendo a condição de contorno parametrizada na forma dada por

$$\lambda_N = S_N x_N. \quad (3.49)$$

Substituindo a Equação (3.47) na Equação (3.42), tem-se a equação de estados em malha fechada, que é dada por

$$x_{k+1} = A_k x_k - B_k R_k^{-1} B_k^T \lambda_{k+1}. \quad (3.50)$$

A Equação (3.44) de estado representa avanço no tempo e a Equação (3.45) do coestado retroação, caracterizando um sistema de equações bidirecionais, que é um sistema complexo para resolver diretamente. O método de varredura, proposto em [45], é utilizado para a solução deste sistema.

Considerando que a relação da Equação (3.49) seja verdadeira para todos os pontos ao longo da trajetória do sistema, podemos reescrevê-la na forma dada por

$$\lambda_k = S_k x_k. \quad (3.51)$$

Considerando S_k uma sequência de matrizes de dimensão apropriada, a Equação (3.50) é reescrita na forma dada por

$$x_{k+1} = A_k x_k - B_k R_k^{-1} B_k^T S_{k+1} x_{k+1}, \quad (3.52)$$

resolvendo em função de x_{k+1}

$$x_{k+1} = (I + B_k R_k^{-1} B_k^T S_{k+1})^{-1} A_k x_k. \quad (3.53)$$

Manipulando as Equações (3.51) e (3.53), a Equação (3.45) é dada por

$$S_k x_k = Q_k x_k + A^T S_{k+1} (I + B_k R_k^{-1} B_k^T S_{k+1})^{-1} A_k x_k, \quad (3.54)$$

$$S_k = Q_k + A^T S_{k+1} (I + B_k R_k^{-1} B_k^T S_{k+1})^{-1} A_k. \quad (3.55)$$

Aplicando o lema da inversão matricial, resulta na relação dada por

$$S_k = A_k^T \left[S_{k+1} - S_{k+1} B_k (B_k^T S_{k+1} B_k + R_k)^{-1} B_k^T S_{k+1} \right] A_k + Q_k. \quad (3.56)$$

A Equação (3.56) é conhecida como Equação de *Riccati* e oferece uma solução para S_k utilizando uma recursão para trás. Considerando S_N conhecida, é possível determinar valores intermediários, validando a Equação (3.51). A sequência S_k é calculada *offline* através dos dados da planta e das matrizes de ponderação do índice de desempenho. A lei de controle u_k , que conduz o sistema em uma trajetória ótima, é dada por

$$u_k = -R_k^{-1} B_k^T S_{k+1} x_{k+1}, \quad (3.57)$$

em que $x_{k+1} = A_k x_k + B_k u_k$, resulta na lei de controle dada por

$$u_k = -R_k^{-1} B_k^T S_{k+1} (A_k x_k + B_k u_k). \quad (3.58)$$

Multiplicando pela esquerda os dois membros da Equação (3.58) por R_k e isolando u_k , tem-se a relação dada por

$$u_k = -(B_k^T S_{k+1} B_k + R_k)^{-1} B_k^T S_{k+1} A_k x_k. \quad (3.59)$$

A lei de controle é formulada como realimentação de estados, na forma dada por

$$u_k = -K_k x_k. \quad (3.60)$$

Logo, comparando as Equações (3.59) e (3.60), o vetor de ganhos K_k é dado por

$$K_k = (B_k^T S_{k+1} B_k + R_k)^{-1} B_k^T S_{k+1} A_k. \quad (3.61)$$

3.5.2 Rastreador Linear Quadrático Discreto

O DLQT é um caso particular do DLQR, sendo utilizado quando a planta deve seguir uma trajetória de referência desejada $ref(t)$ ao longo de um intervalo de tempo especificado. Estratégias de controle, utilizando a abordagem do DLQT em malha fechada, têm diversas aplicações na engenharia aeroespacial e na robótica. Considerando a dinâmica do sistema dada pela Equação (3.42) e que a saída do sistema y_k é dada por

$$y_k = C x_k, \quad (3.62)$$

sendo C a matriz de saída do sistema. Devido ao requisito de reduzir o erro entre a saída y_k e a referência ref_k , o índice de desempenho, também chamado de função de custo, é dado por

$$J_0 = \frac{1}{2} (C x_N - ref_N)^T P (C x_N - ref_N) + \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{N-1} \left[(C x_k - ref_k)^T Q_k (C x_k - ref_k) + u_k^T ref_k u_k \right], \quad (3.63)$$

sendo P, Q, R semidefinidas positivas e $R \neq 0$. Utilizando a abordagem dos multiplicadores de Lagrange, tem-se as relações dadas por

$$H_k = \frac{1}{2}((Cx_k - ref_k)^T Q_k (Cx_k - ref_k) + u_k^T R_k u_k) + \lambda_{k+1}^T (A_k x_k + B_k u_k), \quad (3.64)$$

sendo o sistema Hamiltoniano H_k heterogêneo, devido à inserção da trajetória de referência desejada, em que:

$$x_{k+1} = \frac{\partial H_k}{\partial \lambda_{k+1}} = A_k x_k + B_k u_k \quad (3.65)$$

e

$$\lambda_k = \frac{\partial H_k}{\partial x_k} = C^T Q_k C x_k - C^T Q_k ref_k + A^T \lambda_{k+1}. \quad (3.66)$$

A condição de estacionariedade é dada por

$$\frac{\partial H_k}{\partial u_k} = R_k u_k + B_k^T \lambda_{k+1} = 0, \quad (3.67)$$

$$u_k = -R_k^{-1} B_k^T \lambda_{k+1}. \quad (3.68)$$

Estados iniciais conhecidos, a condição de contorno é dada por

$$\lambda_N = C^T P (C x_N - r_N). \quad (3.69)$$

Considerando que a Equação (3.69) é válida para todo o intervalo de interesse, é admissível reescrevê-la na forma dada por

$$\lambda_k = S_k x_k - v_k, \quad (3.70)$$

sendo

$$S_N = C^T P C \quad (3.71)$$

e

$$v_N = C^T P r_N. \quad (3.72)$$

A relação dada pela Equação (3.70) é atestada, caso seja possível determinar S_k e v_k , via equações consistentes. Considerando a equação de estados do sistema com realimentação determinada pela Equação (3.68) em termos de S_k e v_k da Equação (3.70), a nova equação de estados é dada por

$$x_{k+1} = A_k x_k - B_k R_k^{-1} B_k^T S_{k+1} x_{k+1} + B_k R_k^{-1} B_k^T v_{k+1}, \quad (3.73)$$

que por meio de uma reorganização é apresentada na forma dada por

$$x_{k+1} = (I + B_k R_k^{-1} B_k^T S_{k+1})^{-1} (A_k x_k + B_k R_k^{-1} B_k^T v_{k+1}). \quad (3.74)$$

Substituindo a Equação (3.70), considerando um avanço no tempo, na Equação (3.66), tem-se a relação dada por

$$\lambda_k = C^T Q_k C x_k - C^T Q_k ref_k + A_k^T (S_{k+1} x_{k+1} - v_{k+1}). \quad (3.75)$$

Substituindo a Equação (3.74) na Equação (3.75) e manipulando com a Equação (3.70), tem-se a relação dada por

$$S_k x_k - v_k = C^T Q_k C x_k - C^T Q_k \text{ref}_k + A_k^T S_{k+1} (I + B_k R_k^{-1} B_k^T S_{k+1})^{-1} \times \\ (A_k x_k + B_k R_k^{-1} B_k^T v_{k+1}) - A_k^T v_{k+1}. \quad (3.76)$$

Comparando os dois membros da Equação (3.76), tem-se as relações dadas por

$$S_k = C^T Q_k C + A_k^T S_{k+1} (I + B_k R_k^{-1} B_k^T S_{k+1})^{-1} A_k \quad (3.77)$$

e

$$v_k = C^T Q_k \text{ref}_k - A_k^T S_{k+1} (I + B_k R_k^{-1} B_k^T S_{k+1})^{-1} (B_k R_k^{-1} B_k^T v_{k+1}) + A_k^T v_{k+1}. \quad (3.78)$$

Substituindo a Equação (3.70) na Equação (3.68), tem-se a relação dada por

$$u_k = -R_k^{-1} B_k^T (S_{k+1} x_{k+1} - v_{k+1}), \quad (3.79)$$

sendo possível calcular u_k , pois as sequências S_k e v_k são determinadas por um processo de retroação no tempo, via Equações (3.77) e (3.78), validando a suposição feita na Equação (3.70). Substituindo a Equação (3.42) na Equação (3.79), com o objetivo de eliminar a dependência do estado futuro x_{k+1} , e resolvendo em termos de u_k , tem-se a lei de controle para o DLQT, dada por

$$u_k = -(R_k + B_k^T S_{k+1} B_k)^{-1} B_k^T S_{k+1} A_k x_k + (R_k + B_k^T S_{k+1} B_k)^{-1} B_k^T v_{k+1}. \quad (3.80)$$

A abordagem sobre controle ótimo desta Seção é fundamentada em [12].

3.5.3 DLQR via Aprendizagem Q

A abordagem do cálculo variacional para o projeto de sistemas de controle ótimo é apresentada na Seção 3.5.1. A solução é baseada em equações matriciais do sistema, considerando conhecimento prévio da equação de estado da planta. O controlador é projetado *offline* e os ganhos são utilizados no controlador implementado no sistema. No entanto, em sistemas não lineares, a equação de custo é complexa para se resolver, tendo como agravante as restrições nas variáveis de controle. Neste contexto, a programação dinâmica adaptativa é uma ferramenta imprescindível por encontrar uma solução de forma mais adequada do que a abordagem do cálculo variacional.

Nesta Seção é apresentado um método para solução *online* do controlador DLQR, baseado na aquisição de dados ao longo da trajetória do sistema, ao passo que não exige conhecimento da dinâmica do sistema, isto é, uma solução que não depende das matrizes A e B da representação em espaço de estados. O método utilizado para sintonia do DLQR é fundamentado na abordagem da Programação Dinâmica Heurística Dependente da Ação (ADHDP - do inglês *Action-Dependent Heuristic Dynamic Programming*).

As técnicas de aprendizagem por reforço permitem projetar controladores que aprendem *online* a tomar decisões ótimas. A estrutura ator-crítico, apresentada na Subseção 3.3.3, é utilizada, sendo a avaliação da política realizada com base nas ações atuais e no índice de desempenho. Essa avaliação é fundamental para a melhoria da política de controle implementada pelo ator. Essa estrutura oferece um algoritmo de avanço no tempo para determinar decisões ótimas *online*. Assim, o aprendizado por reforço possibilita que o sistema aprenda comportamentos ótimos, com base no índice de desempenho estabelecido e nas respostas do sistema a ações inicialmente não ótimas.

Considerando um sistema não linear com representação dos estados discretos no tempo, como o da Equação (3.30). O valor ótimo é calculado maximizando a recompensa da Equação (3.11) de otimalidade de *Bellman*, sendo a política ótima é determinada por

$$u_k = g(x_k). \quad (3.81)$$

Nesta conjuntura, a PDA utiliza o método *aprendizagem - Q*, sendo a função Q dependente da entrada de controle, isto é, dependente da ação, que aproxima a função valorada de um alvo. A PDA equilibra o objetivo de um custo presente baixo com a indesejabilidade de altos custos futuros. Em cada etapa, ela classifica as decisões com base na soma do custo presente e do custo futuro esperado [46]. Considerando a equação do modelo da recompensa de longo termo, na forma da Equação de *Bellman* (3.11), calcula-se o uso de qualquer política admissível, ótima ou não, dada por

$$Q_L(x_k, u_k) = r(x_k, y_k) + Q_L(f(x_k, u_k), g(f(x_k, u_k))), \quad \forall g, x. \quad (3.82)$$

O aprendizado Q resolve *online* a equação de *Bellman* (Equação (3.82)), sem conhecimento da dinâmica do sistema. Este método de aprendizagem por reforço utiliza diferença temporal, aplicando uma ação u_k e medindo, em cada instante de tempo, o conjunto de dados resultante da experiência, que consiste no estado atual, no próximo estado e no custo de etapa resultante. Sendo Q_L a função aproximadora. A política ótima u_k^* é dada por

$$u_k^* = \arg \min_u Q_L. \quad (3.83)$$

O erro e_k em diferença temporal é dado por

$$e_k = r(x_k, y_k) + Q_L(x_{k+1}, u_{k+1}) - Q_L(x_k, u_k). \quad (3.84)$$

Considerando a parametrização por um sistema discreto linear invariante no tempo, descrito na forma de espaços de estados, define-se a equação de estados, dada por

$$f(x_k, u_k) = Ax_k + Bu_k, \quad (3.85)$$

com vetor de estados x_k e entrada de controle u_k . A política de controle é uma combinação ponderada da realimentação dos estados, dada por

$$g_k = Kx_k, \quad (3.86)$$

sendo K o ganho de realimentação de estados. O projeto do DLQR tem função Q_L adaptada na forma dada por

$$Q_L(x_k, u_k) = x_k^T Q x_k + u_k^T R u_k + x_{k+1}^T P x_{k+1}, \quad (3.87)$$

sendo Q e R as matrizes de ponderação do sistema, P a solução da Equação de *Riccati* para a política estabelecida. Substituindo x_{k+1} por $Ax_k + Bu_k$ na Equação (3.87), tem-se a relação dada por

$$Q_L(x_k, u_k) = x_k^T Q x_k + u_k^T R u_k + x_k^T A^T P A x_k + x_k^T A^T P B u_k + u_k^T B^T P A x_k + u_k^T B^T P B u_k. \quad (3.88)$$

Organizando a Equação (3.88) na forma matricial, resulta na relação dada por

$$Q_L(x_k, u_k) = \begin{bmatrix} x_k \\ u_k \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} Q + A^T P A & A^T P B \\ B^T P A & R + B^T P B \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_k \\ u_k \end{bmatrix} = z_k^T H z_k, \quad (3.89)$$

ou na forma reduzida dada por

$$Q_L(x_k, u_k) = Z_{bar}^T vec(H), \quad (3.90)$$

sendo $vec(H)$ o empilhamento das colunas da submatriz triangular superior da matriz H e Z_{bar}^T o vetor transposto do produto de *kronecker* reduzido dos estados e das entradas aplicadas ao sistema.

A matriz H é obtida por meio de um processo de aprendizagem com professor, via método dos mínimos quadrados (apresentado na Subseção 3.3.5) por lote. A solução é calculada por um esquema iterativo que gera uma estimativa da função Q_L , d_{alvo} parametrizada como alvo, para o estado atual com base na estimativa da função Q_L da última avaliação da política aplicado no estado futuro, na forma que é dada por

$$d_{alvo} = r(x_k, u_k) + Q_L(x_{k+1}, u_{k+1}(x_{k+1})), \quad (3.91)$$

considerando a parametrização Equação (3.89) no instante $k + 1$ com base na estimativa da matriz H no tempo k , a Equação (3.91) é dada por

$$d_{alvo} = x_k^T Q x_k + u_k^T R u_k + \begin{bmatrix} x_{k+1} \\ u_{k+1} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} H_{xx} & H_{xu} \\ H_{ux} & H_{uu} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{k+1} \\ u_{k+1} \end{bmatrix}, \quad (3.92)$$

sendo u_{k+1} em função do estado x_{k+1} e da política atual. É necessário adicionar ruído na entrada de controle para garantir persistência de excitação. Z_{bar} é definido como vetor de regressores. A Equação (3.28) é adaptada para o calcular $vec(H)$, considerando a Equação (3.90), na forma dada por

$$vec(H) = (Z_{bar}^T Z_{bar})^{-1} Z_{bar}^T d_{alvo}. \quad (3.93)$$

A matriz H é atualizada com os valores de $\text{vec}(H)$. A etapa de atualização da política é baseada na equação do gradiente $\frac{\partial Q_L}{\partial u} = 0$, para minimizar Q_L e encontrar uma política u_k ótima. Para o caso do DLQR, é definida pela relação dada por

$$\frac{\partial Q_L}{\partial u} = \frac{\partial}{\partial u} \begin{bmatrix} x_k \\ u_k \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} H_{xx} & H_{xu} \\ H_{ux} & H_{uu} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_k \\ u_k \end{bmatrix} = 0, \quad (3.94)$$

que resulta na relação dada por

$$2H_{ux}x_k + 2H_{uu}u_k = 0,$$

culimando na política ótima, dada por

$$u_k = -(H_{uu})^{-1}H_{ux}x_k. \quad (3.95)$$

A Equação (3.95) é determinada pela parametrização das submatrizes H_{uu} e H_{ux} , isto é, não depende de um modelo do sistema. A matriz H é atualizada por meio da Equação (3.93), sendo dependente das matrizes de ponderação Q e R , dos dados de entrada e dos estados.

3.6 Conversão Fotovoltaica

Nesta seção é apresentada uma introdução sobre radiação solar e o modelo elétrico não linear da célula e do módulo fotovoltaico, abordando o comportamento e as perdas no processo de conversão de energia.

3.6.1 Radiação Solar

A irradiância solar é definida como a potência emitida pelo Sol por unidade de área que atinge uma determinada superfície. Porém, parte da irradiância solar que alcança o topo da atmosfera não atinge a superfície da Terra. A irradiância que chega à superfície terrestre é composta por duas componentes: difusa e direta, resultado das interações com a atmosfera, como absorção, reflexão, espalhamento (dispersão) e transmissão [47].

De acordo com a Organização Meteorológica Mundial (OMM), a radiação solar direta é medida por um sensor de radiação eletromagnética chamado pireliômetro, que possui um campo de visão bem definido centrado no Sol. Para medir as componentes difusas e diretas da radiação incidente são utilizados piranômetros. Eles são utilizados para medir a taxa de transferência de energia por unidade de área, a fim de obter a Irradiância Global Horizontal (IGH), a qual, por sua vez, é usada para determinar o potencial energético para sistemas fotovoltaicos em uma região [48] [47]. Na Figura 10 são exibidas as relações geométricas de um plano localizado na terra em relação à radiação solar direta incidente.

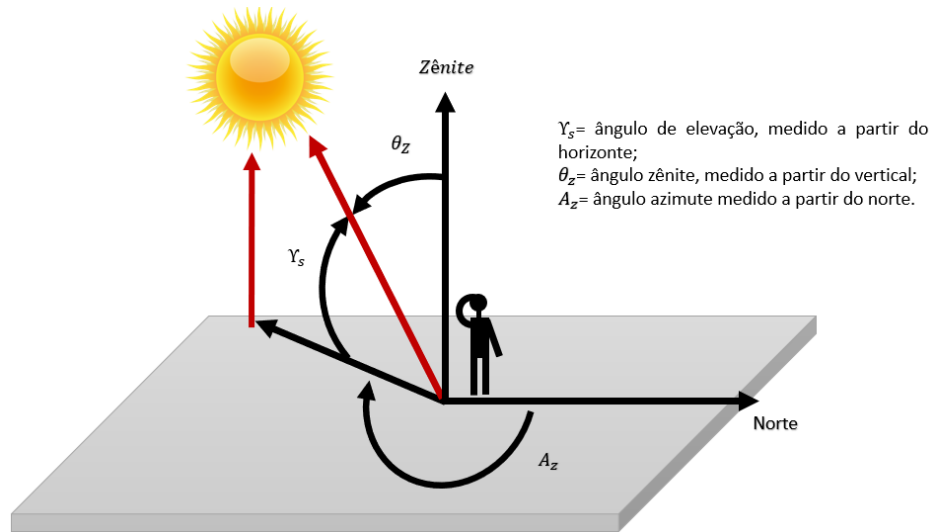


Figura 10 – Diagrama de azimute, zênite e elevação.

Fonte: [13].

Essas relações geométricas consideram o norte geográfico da terra como referência, considerando a latitude, longitude, inclinação, declinação do ângulo horário e de incidência. Na Figura 10 é exibida em destaque os ângulos que descrevem a posição do sol, sendo o ângulo zenital (θ_z), de elevação (γ_s) e azimutal (A_z). O zenital representa o ângulo entre a vertical e a direção de incidência da radiação direta em uma superfície horizontal. γ_s é o complemento de θ_z . A_z é o deslocamento angular em relação ao norte da projeção da radiação direta no plano horizontal [49].

A NASA e o Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) disponibilizam *software* para realizar o levantamento de dados sobre a IGH do local de interesse. O Laboratório Global de Monitoramento da Administração Nacional Oceânica e Atmosférica (NOAA do inglês *National Oceanic and Atmospheric Administration*) fornece *softwares* para calcular o ângulo de elevação e azimute do sol, baseado em modelos astronômicos, sendo função das coordenadas geográficas, data, hora local e fuso horário [50].

3.6.2 Célula fotovoltaica

A célula fotovoltaica é o dispositivo responsável por converter a energia dos fótons em energia elétrica. A célula é formada por uma junção de dois materiais semicondutores: o do tipo p com portadores majoritários lacunas e o do tipo n que tem como portadores majoritários os elétrons [51]. Normalmente, a célula fotovoltaica é modelada por um circuito com uma fonte de corrente, um diodo em antiparalelo, uma resistência em paralelo e outra em série. Na Figura 11 é exibido o circuito equivalente da célula fotovoltaica com a representação do diodo antiparalelo com uma fonte de corrente controlada.

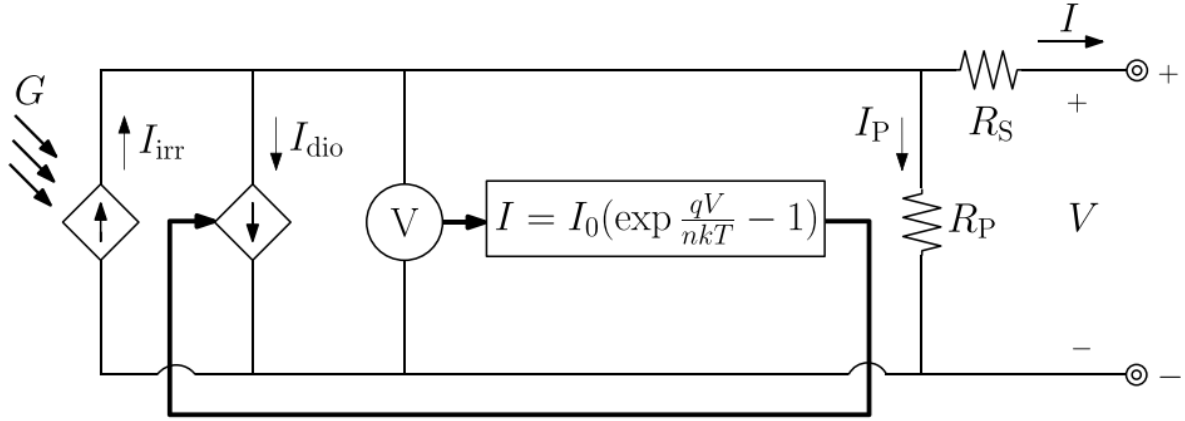


Figura 11 – Modelo não linear de uma célula fotovoltaica.

Fonte: [13].

De acordo com a lei das correntes de *Kirchorff*, a corrente elétrica fornecida pela célula é dada por

$$I = I_{irr} - I_{dio} - I_P, \quad (3.96)$$

sendo a corrente gerada pela radiação solar I_{irr} , também chamada de fotocorrente ou corrente de irradiância. I_{irr} varia linearmente com a irradiância solar para uma dada temperatura da célula. I_{dio} introduz a não linearidade da célula e representa a corrente que flui através do diodo antiparalelo. I_P representa a corrente que flui através do resistor *shunt* (R_P) [52]. Substituindo as expressões para I_{dio} e I_P , na Equação (3.96) tem-se que a corrente de saída da célula fotovoltaica é dada por

$$I = I_{irr} - I_0 \left[\exp\left(\frac{q(V + IR_S)}{nkT}\right) - 1 \right] - \frac{V + IR_S}{R_P}, \quad (3.97)$$

sendo V a tensão terminal da célula, I_0 a corrente de saturação direta ou reversa do diodo, T a temperatura da célula, q é a carga elétrica da partícula ($q = 1,602 \times 10^{-19} C$), n é a constante ideal ou fator ideal do diodo, k é a constante de Boltzmann ($k = 1,3806503 \times 10^{-23} J/K$), R_P e R_S representam as resistências *shunt* e série, respectivamente [52].

3.6.3 Módulo fotovoltaico

Em geral, os módulos fotovoltaicos são construídos com algumas células fotovoltaicas em série. N_S representa o número de células em série que compõem o módulo, enquanto V_M e I_M representam a tensão e a corrente de saída, respectivamente [52]. A Equação (3.97) adaptada para o módulo é dada por

$$I_m = I_{irr} - I_0 \left[\exp\left(\frac{q(V_M + I_M N_S R_S)}{N_S n k T}\right) - 1 \right] - \frac{V_M + I_M N_S R_S}{N_S R_P}. \quad (3.98)$$

Este modelo não é restrito a um módulo, podendo ser utilizado para representar um conjunto, por exemplo, considerando N_C o número de células em série por módulo e N_M o número de módulos conectados em série [52]

$$N_S = N_C N_M. \quad (3.99)$$

Assim, o conjunto de módulos conectados em série é definido como uma *string* e *array* é um conjunto de *string* conectadas em paralelo. Neste arcabouço, é necessário considerar os efeitos tanto da conexão em série quanto da conexão em paralelo. A relação entre corrente e tensão para um *array* fotovoltaico é dada por

$$I_A = I_{irr} N_P - I_0 N_P \left[\exp\left(\frac{q(V_A + I_A \frac{N_S}{N_P} R_S)}{N_S n k T}\right) - 1 \right] - \frac{V_M + I_M \frac{N_S}{N_P} R_S}{\frac{N_S}{N_P} R_P}, \quad (3.100)$$

sendo N_P o número de strings em paralelo, I_A e V_A representam a corrente e a tensão de saída, respectivamente [52].

4 Projeto do Sistema Ciberfísico

Neste capítulo é apresentado o desenvolvimento do projeto do CPS para estimar o MPP e controlar a posição de um módulo fotovoltaico em dois eixos. A complexidade no desenvolvimento do CPS exige uma estrutura das etapas utilizadas no projeto. A implementação do sistema proposto segue a metodologia exibida na Figura 12, que garante um projeto sistematizado, certificando a confiabilidade, robustez e funcionalidade do sistema proposto.

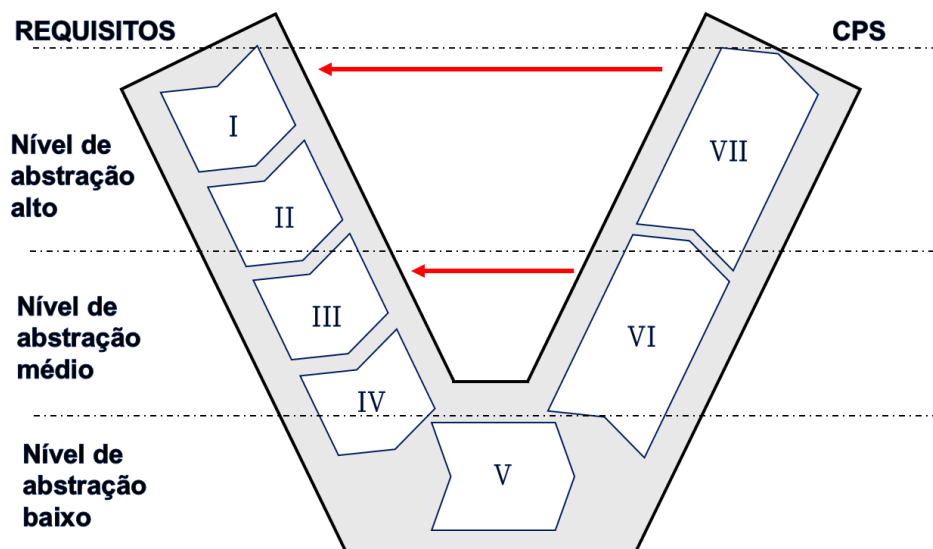


Figura 12 – Fluxo de projeto modelo em V. O lado esquerdo caracteriza a evolução da sistematização do projeto, sendo a etapa I - análise dos requisitos, etapa II - arquitetura, etapa III - especificação dos dispositivos e etapa IV - projeto. A base (etapa V) corresponde a implementação em *hardware*. O lado direito corresponde a fase de testes, sendo etapa IV - testes unitários e etapa VII - testes de integração.

Fonte: Adaptado de [5].

O fluxo de projeto exibido na Figura 12 é uma adaptação do modelo em V apresentado em [5], que possui como entrada os requisitos do sistema e entrega como produto o projeto do sistema. Essa metodologia é aplicada em diversas áreas, tais como mecatrônica, eletrônica e engenharia de software. Segundo [53] o modelo em V e suas atualizações foram os modelos mais importantes para o desenvolvimento de sistemas técnicos nas últimas décadas.

O modelo em V proposto é formado por sete etapas, evoluindo de um alto nível de abstração com as etapas de análise dos requisitos e da arquitetura do sistema para o baixo nível, caracterizado pela montagem do protótipo. As etapas de testes (lado direito) são indispensáveis para a qualidade do CPS projetado. As setas vermelhas na Figura 12

indicam o retrocesso no fluxo de projeto do lado direito para o esquerdo, dentro do mesmo nível de abstração. O retrocesso é aplicado quando os requisitos não são atendidos dentro de cada etapa de testes.

Na Seção 4.1 é apresentada a descrição do problema em conjunto com os requisitos necessários para desenvolvimento do projeto. A formulação matemática do problema é descrito na Seção 4.2, correspondente a primeira etapa do fluxo de projeto proposto. Na Seção 4.3 são apresentados os diagramas funcionais dos módulos propostos, a integração com a parte cibernética, diagrama de blocos e fluxograma da metodologia de controle. A Seção 4.3 é equivalente a Etapa II do fluxo de projeto (arquitetura). As especificações dos dispositivos são descritas na Seção 4.4. As demais etapas do modelo em V são abordadas no Capítulo 5.

4.1 Descrição do Problema

Considerando o impacto da energia solar na matriz elétrica brasileira, é relevante o desenvolvimento de um sistema para otimizar a geração em módulos fotovoltaicos. A capacidade de geração de energia elétrica em módulos fotovoltaicos depende basicamente dos parâmetros intrínsecos do módulo, embora seja influenciada pela precisão com que a superfície do módulo é direcionada em relação ao sol [54]. Portanto, para maximizar a produção de energia, é necessário projetar um sistema com requisitos de alto nível de abstração definidos como

1. Estimar e rastrear o MPP;
2. Posicionar um módulo fotovoltaico no MPP.

E requisitos de nível médio definidos como

1. A estimativa do MPP deve ser insensível à sombra sob condições de operação em campo;
2. A fim de evitar oscilações excessiva em torno do MPP, a comunicação entre gerador de referência e o controlador de posição deve possuir intervalo regulares;
3. O erro de rastreamento, isto é, o módulo da diferença entre a inclinação do módulo e o MPP estimado, não deve ultrapassar 1° (um grau);
4. Esforço de controle mínimo;
5. O controlador deve apresentar desempenho ótimo mesmo sob variações paramétricas;
6. O sistema projetado necessita ser robusto a perturbações.

Os requisitos do CPS caracterizam o Modelo de Computação (MoC) do sistema [29], sendo fundamentais para permitir abstrações e refinamento, além de modular o sistema complexo em tarefas menores, mais fáceis de resolver; busca facilitar a seleção da melhor abordagem de modelagem. No entanto, para que esse modelo seja efetivamente representado, é necessário selecionar uma linguagem de descrição apropriada. O sistema sob desenvolvimento não é atendido por uma única linguagem. A escolha da linguagem utilizada no projeto depende do domínio da aplicação e do ambiente em que o projeto deve ser realizado [5].

4.2 Formulação do Problema

O problema descrito na Seção 4.1 é dividido em dois módulos, sendo o primeiro para estimação da coordenada de maior irradiação solar e o segundo para controle de posição do módulo fotovoltaico. A estimativa da coordenada de maior irradiação, ou seja, o MPP é definido com base na medição indireta da irradiação por sensores. Seja uma função $\Gamma : \mathbb{R}^5 \rightarrow \mathbb{R}$, que a partir da tensão V_i , da corrente I_i , da temperatura T_i , da umidade U e do ângulo θ_i de incidência da irradiação na superfície do sensor primário, determina a estimativa da irradiação solar na forma dada por

$$G_i = \Gamma(V_i, I_i, T_i, U, \theta_i). \quad (4.1)$$

O mapeamento da coordenada de ângulos de referência de elevação (γ_s^{ref}) e azimuth (A_z^{ref}) é realizado com base na estimativa da irradiação de um conjunto de sensores $\{C_1, C_2, C_3 \dots C_{Ns}\}$ com Ns elementos, a fim de determinar o ponto de máxima irradiação. Na forma dada por

$$\vec{S} = (\gamma_s^{ref}, A_z^{ref}) = \max_G \Psi(\Gamma_i(\cdot), \vec{d}_i), \quad (4.2)$$

sendo $\vec{d}_i$ o vetor unitário normal a superfície do i -ésimo sensor de radiação. Em aplicações de controle de atitude em nanossatélites, as coordenadas da posição do sol são definidas como vetor $\vec{S}$, sendo um vetor unitário com origem no satélite e direcionado para o sol [55]. A Equação (4.2) determina o vetor $\vec{S}$, considerado como ponto de máxima irradiância.

A geração de energia elétrica em módulos fotovoltaicos fixos é ineficiente, devido à mudança de posição do sol ao longo do dia. Sistemas de Rastreamento Solar (SRS) são utilizados para alinhar o módulo com a irradiação solar, a fim de maximizar a produção de energia. O SRS proposto para o desenvolvimento do CPS atua no rastreamento em dois eixos [25], sendo o controle do ângulo de elevação e do ângulo azimuth, na forma dada por

$$u = -Kx + K^r \theta_{ref}, \quad (4.3)$$

sendo K o ganho da realimentação do vetor de estados x e K^r é o ganho aplicado a referência θ_{ref} , considerando $\theta_{ref} = A_z^{ref}$ ou $\theta_{ref} = \gamma_s^{ref}$, estimados na Equação (4.2).

4.3 Solução do Problema

O procedimento proposto para estimar o MPP, considerando os requisitos descritos na Seção 4.1, é o mapeamento dos ângulos de elevação e azimute de maior irradiação, por meio da medição da irradiação solar, temperatura e umidade, aliado a uma RNA. Essas tarefas são realizadas por um sensor inteligente com arquitetura dividida em 4 etapas, conforme a Figura 13.

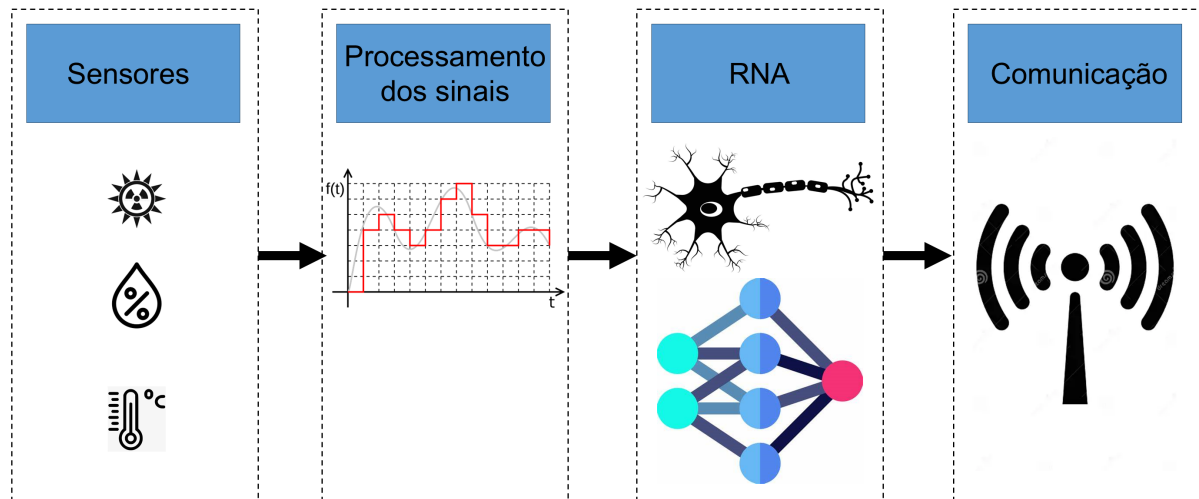


Figura 13 – Arquitetura funcional do sensor inteligente.

Fonte: Adaptado de [13].

A Etapa 1 consiste na aquisição de sinais de irradiância, temperatura e umidade por meio da medição indireta dos sensores primários. A Etapa 2 é responsável por processar os sinais dos sensores primários e fornecer as informações presentes nesses sinais à RNA (Etapa 3) que é o agente inteligente do sensor, dedicado a estimar e rastrear o MPP. A Etapa 4 transmite os ângulos de referência para o módulo de controle. Os sensores primários de irradiação estão distribuídos na superfície de uma semiesfera. A distribuição proposta é uma melhoria da arquitetura apresentada em [13], com o objetivo de rastrear o ponto de máxima irradiação em qualquer direção, inclusive quando o sensor é instalado em uma base móvel, como um veículo ou em aplicações na engenharia aeroespacial.

Segundo [56], o controlador PID, utilizado em larga escala na indústria, é uma boa opção para sistemas de controle simples que não exigem conhecimento de todas as variáveis do sistema. No entanto, o PID não leva em consideração o esforço de controle em sua sintonia. O SRS proposto tem o esforço de controle mínimo como requisito. O controlador que atende a essa demanda é o DLQT clássico, fundamentado na Seção 3.5, porém necessita de um modelo bem definido do sistema. Nos sistemas físicos, há ruídos e perturbações que prejudicam o desempenho do DLQT clássico, além das incertezas na modelagem e variações dos parâmetros [12] [57].

Um controlador DLQT com ganhos ótimos ajustáveis é projetado para garantir trajetória ótima independente do ponto de operação. Considerando o modelo não linear da planta, a arquitetura para o módulo de controle do módulo fotovoltaico é exibida na Figura 14.

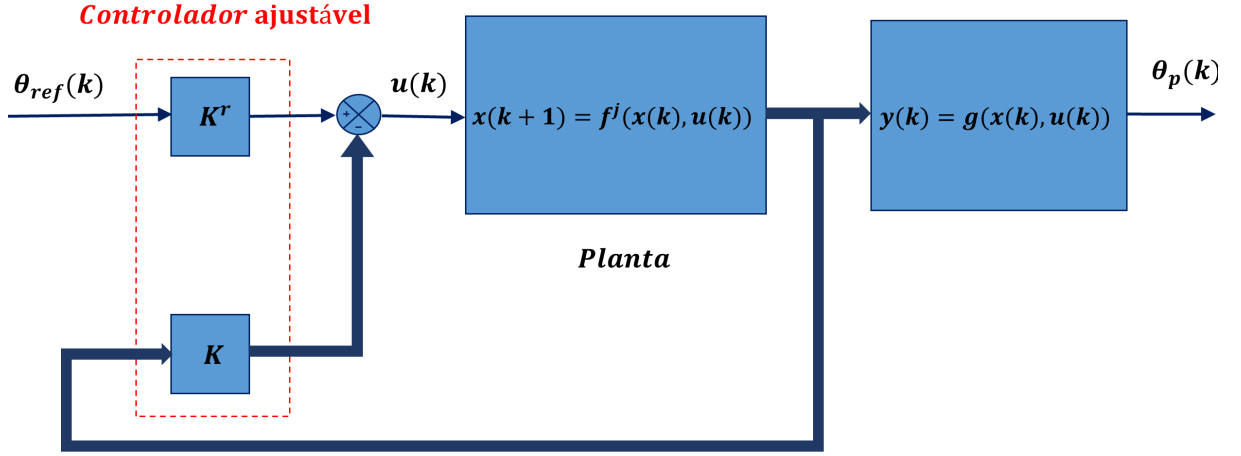


Figura 14 – Arquitetura do módulo de controle de posição.

Fonte: Produzido pelo autor.

No diagrama de blocos da Figura 14 é exibido o controlador DLQT. Essa estrutura baseia o projeto de um controlador online, com ganhos atualizados de acordo com o ponto de operação do sistema. O sobrescrito j indica que a dinâmica do sistema varia, sendo θ_p a posição do módulo, θ_{ref} o ângulo de referência gerado pelo módulo estimador, u o esforço de controle aplicado no atuador, x o conjunto de todos os estados do sistema, incluindo θ_p . O vetor de ganhos ótimos K^* é dado por

$$K^* = \begin{bmatrix} K & K^r \end{bmatrix}, \quad (4.4)$$

sendo K^r o ganho aplicado ao ângulo de referência, K o ganho aplicado aos estados.

O problema descrito de estimar o MPP e o posicionamento de um módulo fotovoltaico é dividido em dois módulos, um para estimar o MPP e outro para o controle de posição do módulo fotovoltaico. A comunicação entre os dois módulos é feita via *wireless*. Na Figura 15 é exibido um diagrama esquemático do sistema ciberfísico proposto.

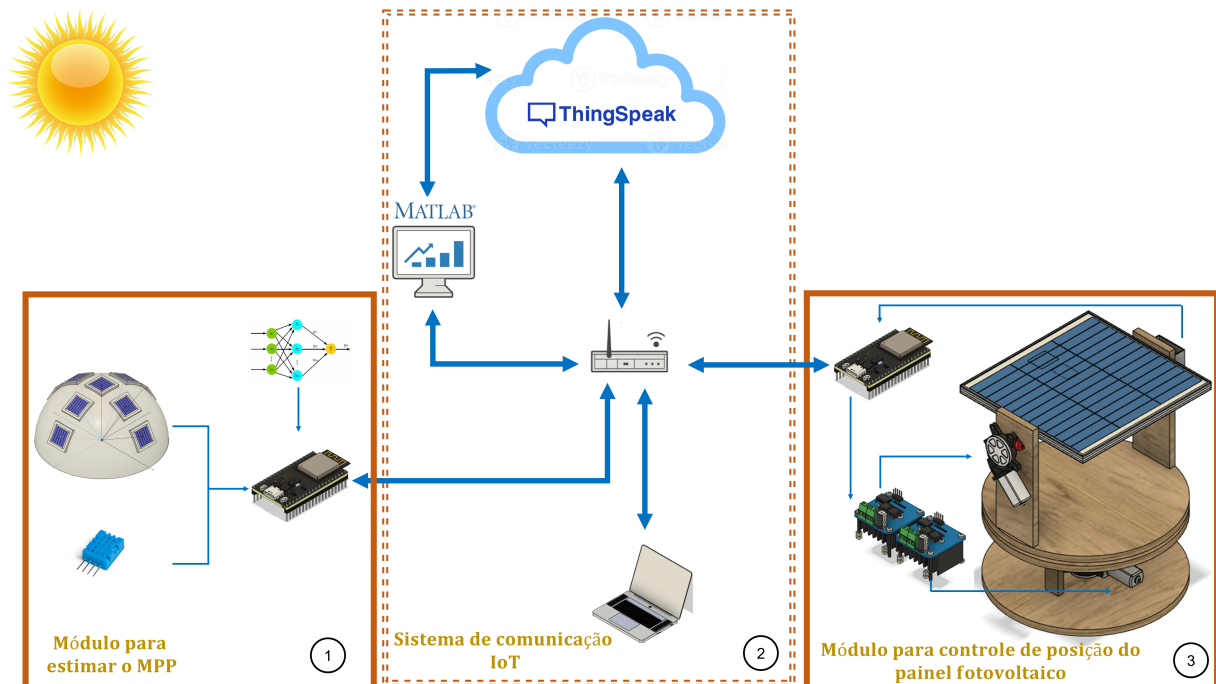


Figura 15 – Diagrama esquemático do sistema ciberfísico proposto.

Fonte: Adaptado de [13].

O módulo para estimar o MPP fornece as referências para os ângulos de elevação e azimute para o módulo de controle de posição, por meio de um sistema de comunicação em nuvem. Essas informações podem ser acessadas *online* por um dispositivo conectado à rede. Os componentes dos módulos e a forma como interagem com o ambiente físico são detalhados nas Subseções 4.3.1 e 4.3.2.

4.3.1 Módulo para estimar o MPP

O problema de estimativa do MPP, formulado na Seção 4.2, tem solução proposta no desenvolvimento de um Sensor Inteligente de Rastreamento de Incidência Solar (SIRIS). O projeto deste sensor exige otimização dos recursos de *hardware* e *software*. Na Figura 16 é exibida a arquitetura de *hardware* com o fluxo de informações no SIRIS. No diagrama funcional é exibida a fonte de alimentação *a)*, a unidade de processamento *b)*, o sistema de comunicação com o módulo de controle *c)* e o bloco de sensores *d)*. A parte lógica é representada pelas linhas tracejadas e os componentes físicos são representados pelas linhas contínuas.

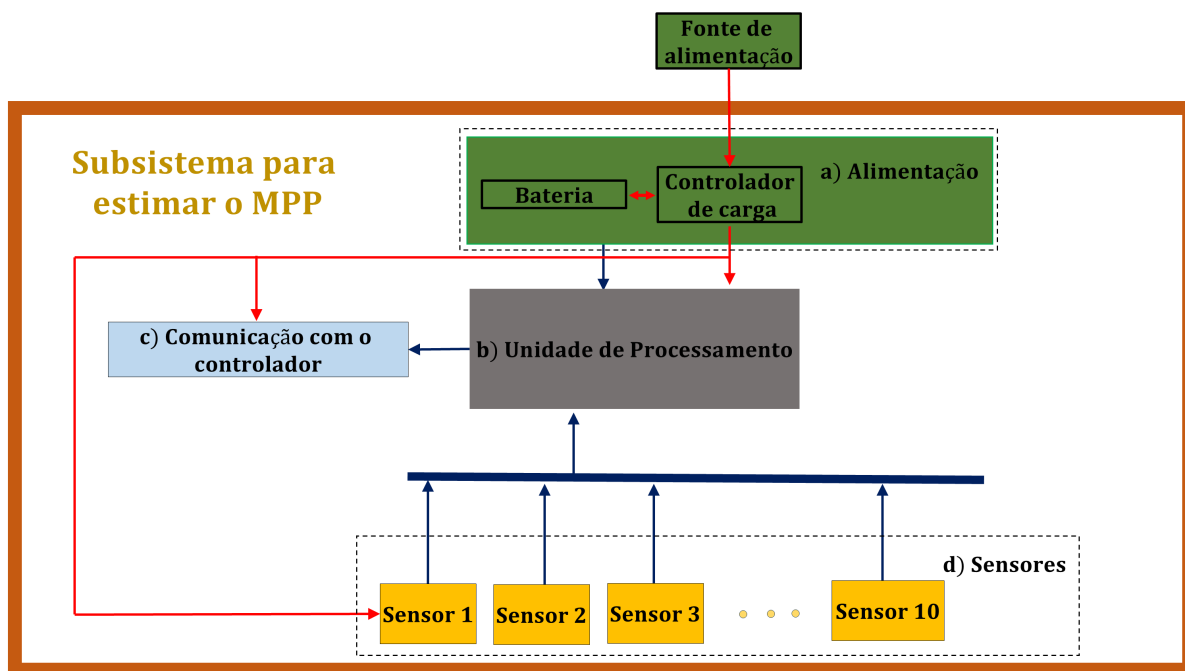


Figura 16 – Diagrama funcional do módulo para estimar o MPP.

Fonte: Produzido pelo autor.

A unidade de alimentação possui uma bateria, um controlador de carga e uma entrada para uma fonte externa de tensão contínua, sendo responsável por fornecer o nível de tensão adequado aos demais blocos. O armazenamento de energia, realizado pela bateria, é essencial para garantir a confiabilidade do sistema e prolongar o período de coleta de medições. Portanto, o controlador de carga deve garantir um ciclo adequado de carga e descarga da bateria, prolongando sua vida útil.

A unidade funcional de sensores monitora as variáveis de entrada do sistema, sendo que o sensor 1 monitora a temperatura e a umidade ambiente; o grupo de sensores 2 a 10 mapeia a irradiação solar em pontos específicos de uma semiesfera.

Um sistema de aquisição de dados (DAQ - do inglês *data acquisition*) é utilizado para coletar os sinais de irradiação solar, temperatura e umidade. O DAQ equivale às etapas 1 e 2 da arquitetura funcional do sensor inteligente, exibido na Figura 13, sendo a entrada os fenômenos físicos, como irradiação solar, temperatura e umidade. Esses fenômenos são convertidos em um sinal de tensão analógica pelos transdutores. O sinal de tensão é transmitido via cabeamento para a unidade de condicionamento, sendo realizada o condicionamento do sinal para níveis dentro do padrão do Conversor Analógico-Digital (CAD). O condicionamento do sinal envolve processos mais simples como amplificação, atenuação ou modificação do sinal [58].

As especificações de *hardware*, como a taxa de amostragem, o número de canais, a resolução e a faixa de entrada, influenciam fortemente a capacidade e a acurácia do

DAQ. O CAD é um dispositivo de *hardware* essencial, devido a sua função de converter o sinal analógico em formato digital, possibilitando o processamento pelo microcontrolador. O circuito integrado multiplexador (MUX) tem diversas aplicações em DAQ, também chamado de seletor de dados. O MUX é definido como um grupo de dados de entrada e um grupo de entrada de controle, que definem qual dado de entrada deve ser selecionado e enviado à saída [58]. O MUX é utilizado para compartilhar um CAD para diversas portas de entrada analógica em microcontroladores.

O processo de conversão de analógico para digital adiciona ruído ao sinal; outros dispositivos eletrônicos também contribuem para a amplificação do ruído. O ambiente em que o DAQ está inserido também pode alterar o sinal, via interferência eletromagnética, ondulação do sinal da fonte de alimentação, diafonia nos pinos de entrada e saída e interferência dos circuitos digitais. O *software* do DAQ engloba o gerenciamento da coleta e tratamento dos sinais, a análise e armazenamento dos dados, o que possibilita a recuperação de dados após falhas no sistema de alimentação. O *software* é facilmente reconfigurado devido ao desenvolvimento em linguagem de alto nível [58].

Há sensores no mercado que possuem, em um único encapsulamento, os transdutores, a unidade de condicionamento de sinal e elementos de *hardware* que realizam a conversão do sinal para digital. Dispositivos com essas características são chamados de sensores digitais [4]. Um conjunto de instruções programadas habilita o sensor digital a funcionar corretamente, coordenando as atividades do *hardware* durante a operação. Esse conjunto de instruções é chamado de *firmware*, sendo instalado em chips de ROM (ROM, PROM ou EPROM) [58].

Os sinais provenientes dos sensores são amostrados, discretizados e filtrados na unidade de processamento para se obter os dados desejados. Os dados processados são aplicados à entrada da RNA, responsável por mapear o MPP e fornecer os ângulos de elevação γ_s e azimuth A_Z , que servem de referência para o módulo de controle. A unidade de comunicação é dedicada a enviar os valores dos ângulos de referência para o controlador.

4.3.2 Módulo para controle de posição do módulo fotovoltaico

A solução proposta para o controle de posição do módulo fotovoltaico possui arquitetura de *hardware* exibida no diagrama funcional da Figura 17. Devido à crescente complexidade dos sistemas ciberfísicos, a reutilização de *hardware* como microcontroladores, sensores e atuadores, na forma de propriedade intelectual ou componentes reais, está na essência da metodologia de desenvolvimento deste projeto [5].

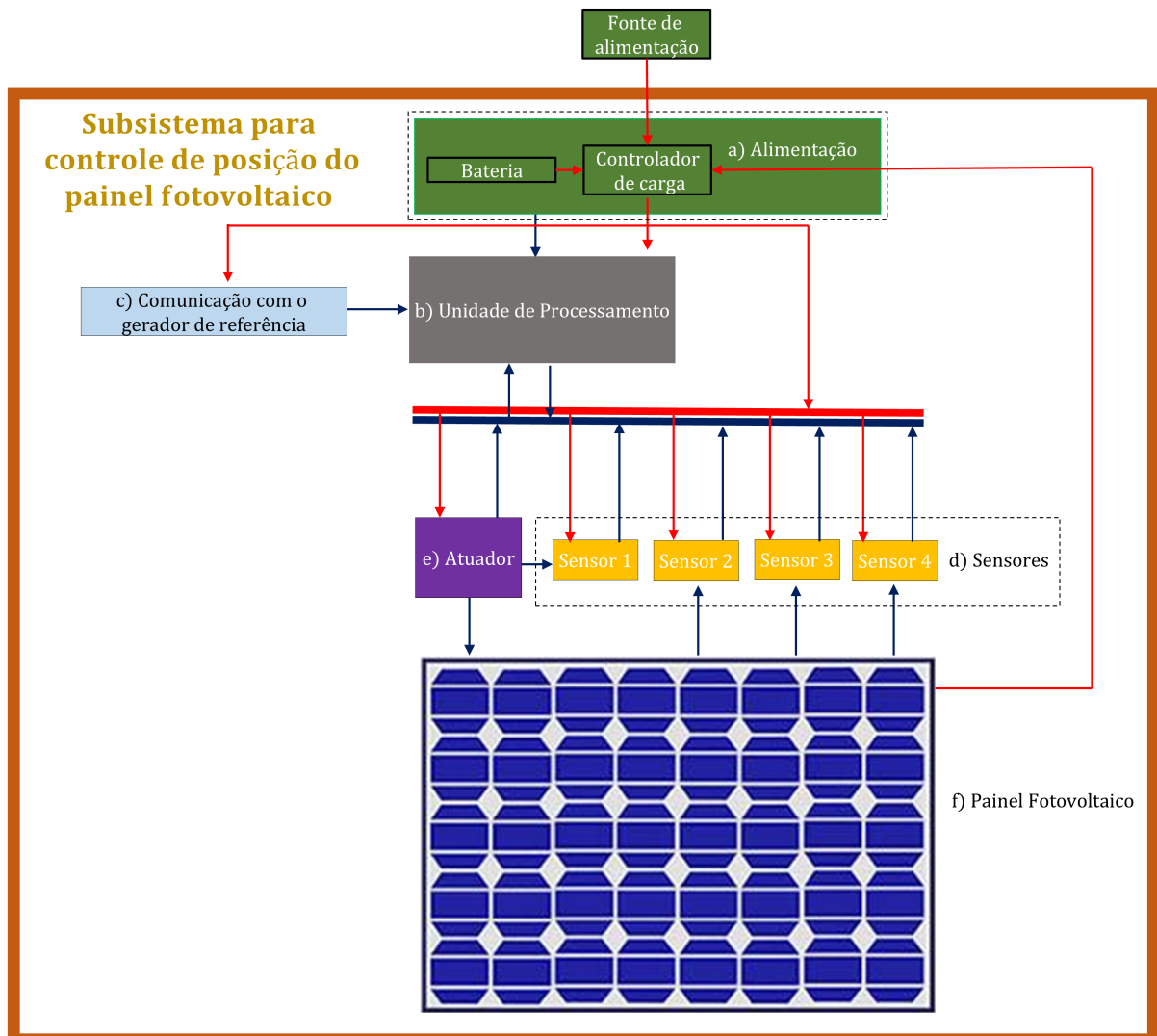


Figura 17 – Diagrama funcional do módulo de controle de posição do módulo fotovoltaico.

Fonte: Produzido pelo autor.

O diagrama funcional do módulo de controle de posição do módulo fotovoltaico da Figura 17 é organizado em blocos. O bloco *a*) representa a alimentação do sistema. Em dispositivos autônomos, é essencial utilizar a energia presente no ambiente, como a fotovoltaica; o bloco de alimentação possui duas fontes, sendo a principal o módulo fotovoltaico utilizado no processo e a secundária uma fonte externa de emergência. A bateria e o controlador de carga são fundamentais para garantir a confiabilidade e a vida útil mais longa do sistema.

O bloco *b*) é a unidade de processamento, responsável por processar os sinais dos sensores e o dado do ângulo de referência provenientes do SIRIS; executar os cálculos e a lógica do fluxograma da Figura 19. A comunicação com o gerador de referência é representada pelo bloco *c*), que utiliza o protocolo TCP/IP para receber o ângulo de referência de melhor posicionamento do módulo. O bloco *d*) representa a unidade funcional dos sensores. O sensor 1 é responsável por medir a corrente de armadura do atuador

i_a , e os sensores 2, 3 e 4 monitoram a posição, tensão e corrente do módulo. O atuador selecionado é um motor de corrente contínua a ímã permanente, representado pelo bloco e). O bloco f) representa o módulo fotovoltaico.

Em sistemas de controle, o *hardware* é projetado para funcionar em *loop*, sensores fornecem as informações sobre o ambiente. Normalmente, essas informações são fornecidas em sequências contínuas de valores analógicos, sinalizando a necessidade de um circuito amostrador e um conversor analógico-digital. O valor convertido em digital pode ser analisado pelo processador. Os atuadores utilizam os resultados gerados pelo processador para alterar o ambiente físico [5].

4.3.2.1 Metodologia de controle proposta

Em virtude dos requisitos do projeto apresentados na Seção 4.1, o módulo de controle de posição exige um controlador ótimo *online*, capaz de rejeitar as perturbações externas, incertezas na modelagem e variações paramétricas. A Subseção 3.5.3 apresenta uma metodologia para sintonia *online* do controlador DLQR, no entanto, o controlador DLQT possui uma política de controle, conforme apresenta a Subseção 3.5.2 .

O modelo da planta do módulo de controle de posição apresenta não linearidades, conforme o Apêndice A, aliadas às restrições nas variáveis de controle, que aumentam a complexidade da solução da equação de custo. A Subseção 3.5.2 utiliza a abordagem do cálculo variacional para o projeto de sistemas de controle ótimo. A solução é baseada em equações matriciais do sistema, considerando conhecimento prévio da equação de estado da planta. O controlador é projetado *offline* e os ganhos são utilizados no controlador implementado no sistema.

Nesta Seção é proposto um método prático para solução *online* do controlador DLQT, baseado na aquisição de medições ao longo da trajetória do sistema, ao passo que não exige conhecimento da dinâmica do sistema, isto é, uma solução que não depende das matrizes A e B da representação em espaço de estados. O método utilizado para sintonia do DLQT é fundamentado na abordagem da ADHDP, também chamada de Aprendizagem- Q .

O seguidor ótimo é definido pelo mapeamento $g^*(.)$ (Equação (3.81)) que promove minimizar a coleção de recompensas, que são parametrizadas pelo índice de desempenho. Considerando um sistema discreto linearizado invariante no tempo, descrito na forma de espaços de estados, representado por

$$f(x_k, g_k) = Ax_k + Bu_k, \quad (4.5)$$

com vetor de estados x_k e entrada de controle u_k . A política de controle é uma combinação ponderada do *feedback* das variáveis de estado e da referência, na forma dada por

$$g_k = K(H)x_k + K^r(H)ref_k, \quad (4.6)$$

sendo ref_k o vetor de referência, K o ganho de realimentação de estados e K^r o ganho aplicado à referência. O projeto do DLQT tem função Q_L (Equação (3.87)) adaptada na forma dada por

$$Q_L(x_k, u_k, ref_k) = (Cx_k - ref_k)^T Q (Cx_k - ref_k) + u_k^T R u_k + (Cx_{k+1} - ref_{k+1})^T P (Cx_{k+1} - ref_{k+1}), \quad (4.7)$$

sendo Q e R as matrizes de ponderação do sistema, P a solução da Equação de *Riccati* para a política prescrita e C a matriz de saída do sistema. Substituindo x_{k+1} por $Ax_k + Bu_k$ na Equação (4.7) e considerando a referência constante, isto é, $ref_{k+1} = ref_k$. Tem-se a relação dada por

$$\begin{aligned} Q_L(x_k, u_k, r_k) = & x_k^T C^T Q C x_k - x_k^T C^T Q ref_k - ref_k^T Q C x_k + ref_k^T Q r_k + u_k^T R u_k + \\ & x_k^T A^T C^T P C A x_k + x_k^T A^T C^T P B u_k - x_k^T A^T C^T P ref_k + u_k^T B^T C^T P C A x_k + \\ & u_k^T B^T C^T P C B u_k - u_k^T B^T C^T P ref_k - ref_k^T P C A x_k - ref_k^T P C B u_k + ref_k^T P ref_k, \end{aligned} \quad (4.8)$$

organizando na forma matricial, resulta na relação dada por

$$\begin{aligned} & Q_L(x_k, u_k, ref_k) \\ = & \begin{bmatrix} x_k \\ u_k \\ ref_k \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} C^T Q C + A^T C^T P C A & A^T C^T P C B & C^T Q - A^T C^T P \\ B^T C^T P C A & R + B^T C^T P C B & -B^T C^T P \\ -Q C - P C A & -P C B & Q + P \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_k \\ u_k \\ ref_k \end{bmatrix} \\ & = z_k^T H z_k. \end{aligned} \quad (4.9)$$

A matriz H é obtida por meio da relação dada por

$$vecl(H) = Z_{bar}^{-T} Q_L, \quad (4.10)$$

sendo Z_{bar}^T a matriz transposta do produto de *kronecker* reduzido dos estados, das referências e das entradas aplicadas ao sistema, já $vecl(H)$ é a matriz H na forma vetorial reduzida. A etapa de atualização da política ótima é baseada na equação do gradiente $\frac{\partial Q_L}{\partial u} = 0$, para minimizar Q_L e encontrar uma política u_k ótima. Para o caso do DLQT, é definida pela relação dada por

$$\begin{aligned} \frac{\partial Q_L}{\partial u} = & \frac{\partial}{\partial u} \begin{bmatrix} x_k \\ u_k \\ ref_k \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} H_{xx} & H_{xu} & H_{xr} \\ H_{ux} & H_{uu} & H_{ur} \\ H_{rx} & H_{ru} & H_{rr} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_k \\ u_k \\ ref_k \end{bmatrix} = 0, \\ & 2H_{ux}x_k + 2H_{uu}u_k + 2H_{ur}ref_k = 0, \end{aligned} \quad (4.11)$$

com política ótima dada por

$$u_k = -(H_{uu})^{-1}(H_{ux}x_k + H_{ur}ref_k),$$

resultando na equação dada por

$$u_k = -(R + B^T C^T P C B)^{-1} (B^T C^T P C A x_k - B^T C^T P r e f_k), \quad (4.12)$$

considerando as condições das Equações (3.71) e (3.72), tem-se a equação da lei de controle ótimo para o DLQT equivalente a Equação (3.80), obtida utilizando a abordagem dos multiplicadores de Lagrange obtidas na Subseção 3.5.2. Essa relação é dada por

$$u_k = -(R + B^T S_N B)^{-1} (B^T S_N A x_k - B^T v_N). \quad (4.13)$$

A política ótima é determinada pela parametrização da matriz H , isto é, não depende de um modelo do sistema. A matriz H é atualizada por meio da Equação (4.10), sendo dependente das matrizes de ponderação Q e R , dos sinais de entrada, dos estados e das referências. Considerando as matrizes de ponderação, de estados e de saída com ordem apropriada ($n \times n$), o processo de convergência da matriz H resulta, implicitamente, na solução P da Equação de *Riccati* e na identificação das matrizes A e B do sistema dinâmico, na forma dada por

$$P = H_{rr} - Q, \quad (4.14)$$

$$A = -(H_{ur})^{-1} H_{ux} C, \quad (4.15)$$

$$B = (A^T C^T P C)^{-1} H x u. \quad (4.16)$$

A sintonia do DLQT abordado nesta Subseção é fundamentada em [12].

Na Figura 18 é exibido o diagrama de blocos do controlador proposto. O módulo de controle é dividido em microcontrolador, planta e sensores.

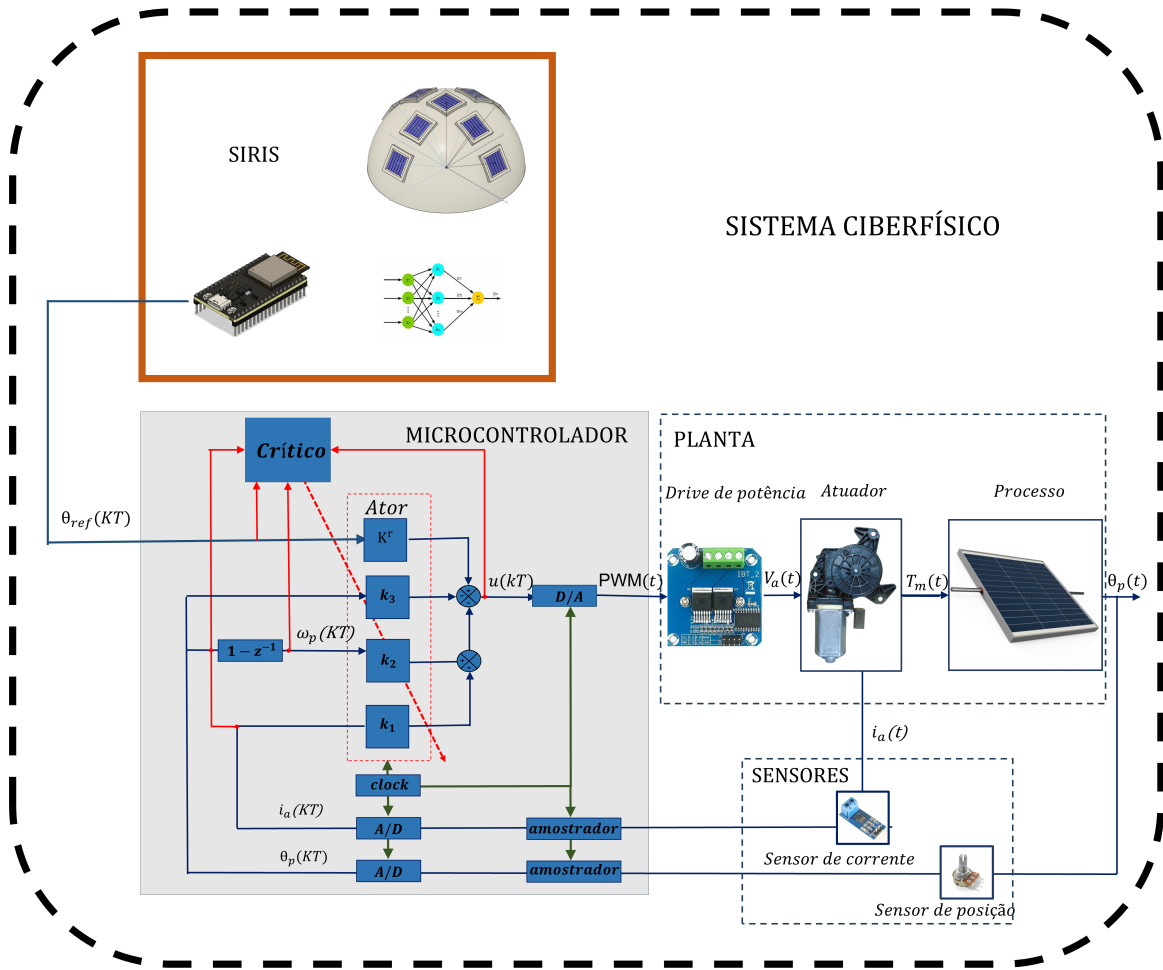


Figura 18 – Diagrama de blocos do módulo de controle de posição do módulo fotovoltaico.

Fonte: Produzido pelo autor.

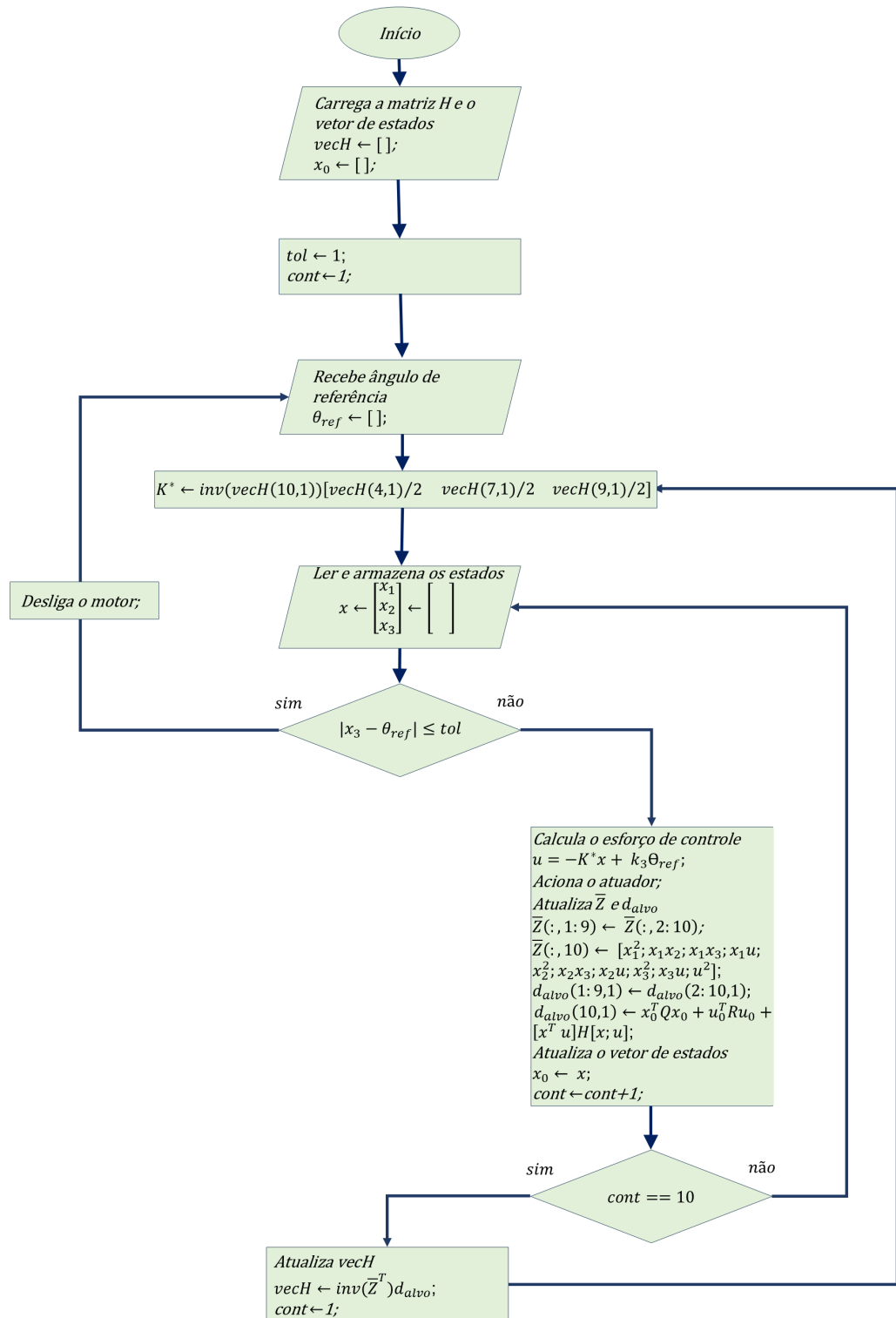
O microcontrolador é responsável por receber o ângulo de referência do módulo θ_{ref} , os sinais dos sensores de corrente de armadura i_a e posição do módulo θ_p ; processar os sinais, sintonizar o controlador DLQT, calcular a política de controle ótima u e mapear esse dado em uma faixa interpretável pelo drive de potência. A planta consiste no processo, que é o posicionamento do módulo no ângulo determinado pelo gerador de referência, o atuador que desenvolve o conjugado necessário para movimentar o módulo; e o drive de potência, uma ponte H, responsável por converter o sinal mapeado pelo microcontrolador em um sinal adequado modulado em largura de pulso (PWM - do inglês *Pulse Width Modulation*) para energizar a armadura do atuador. Os sensores são dedicados a converter as grandezas físicas i_a e θ_p em sinais digitais que são interpretados e processados pelo controlador.

O controlador exibido na Figura 18 é chamado de adaptativo, devido a capacidade de aprender *online* a controlar o sistema, atualizando os ganhos ótimos, sem conhecimento prévio da dinâmica do sistema, utilizando sinais aferidos pelos sensores ao longo das

trajetórias do sistema.

A estrutura ator-crítico é utilizada para determinar a política de controle ótima *online*. O método possui duas estruturas. O crítico para avaliar a política atual, isto é, calcular uma estimativa, via equação de *Bellman* parametrizada para o DLQT, considerando o custo instantâneo da função valor. O ator é representado pelo controlador interagindo com a planta do sistema. As ações de controle promovidas pelo ator são avaliadas pelo crítico. A aprendizagem Q é utilizada para determinar a política ótima K^* , sendo a função de custo instantâneo parametrizada como a função de utilidade.

O módulo de controle tem seu funcionamento exibido no fluxograma da Figura 19. O controle utiliza um algoritmo baseado na diferença de posição entre θ_{ref} e θ_p .

Figura 19 – Fluxograma do *software* do controlador de posição.

Fonte: Produzido pelo autor

O princípio de funcionamento do controlador de posição pode ser dividido em duas partes. A primeira, responsável por inicializar o sistema, sendo necessário carregar o vetor *vecH* que representa a matriz *H* vetorizada e o vetor de estados *x*₀, definir o contador *cont*

para o sistema, utilizado para garantir os vetores $\bar{Z}$ e d_{alvo} completamente atualizados. A variável tol parametriza o limite de parada do atuador.

A segunda parte do fluxograma representa um *loop* infinito. O primeiro passo é carregar o ângulo θ_{ref} do gerador de referência; em seguida, o vetor de ganhos K^* é atualizado, conforme metodologia de sintonia proposta. Os estados atuais são processados e o módulo da diferença entre θ_{ref} e θ_p , denominado erro, é comparado à tolerância em cada iteração. Quando o erro é menor ou igual à tolerância, é executada uma função para desligar o atuador e o sistema fica em repouso aguardando um novo θ_{ref} ; caso contrário, é calculada a política de controle para acionar o controlador, e os vetores $\bar{Z}$ e d_{alvo} são atualizados. A cada dez iterações os vetores $\bar{Z}$ e d_{alvo} são completamente atualizados, habilitando o algoritmo para calcular $vecH$ e K^* .

4.4 Especificação dos Dispositivos

Nesta Seção é apresentada a especificação dos dispositivos selecionados no projeto do CPS, incluindo uma descrição das funcionalidades. As métricas para seleção dos componentes consideram a acurácia, o volume físico, o custo de aquisição, a disponibilidade no mercado e a confiabilidade. Na Seção são apresentadas as justificativas para seleção de cada dispositivo que compõe o CPS proposto, com destaque para os pontos positivos.

4.4.1 Atuador

O dispositivo que é capaz de alterar a variável do processo é chamado de atuador. Dispositivos elétricos, térmicos, eletromecânicos, hidráulicos, pneumáticos, dentre outros, podem ser utilizados como atuadores em processos [57]. A escolha do atuador adequado depende de diversos fatores [59], como:

1. Velocidade de resposta;
2. Acurácia;
3. Erro dinâmico devido a distúrbios;
4. Confiabilidade;
5. Disponibilidade.

O motor CC é amplamente utilizado como atuador em diversas aplicações, devido à relativa simplicidade para controle destes motores. Uma larga faixa de características *volt-ampère* ou torque-velocidade pode ser obtida através das formas de conexão entre o circuito de campo e o circuito de armadura [60].

A seleção de um motor para controle de posição do módulo fotovoltaico prioriza critérios como tamanho, custo de aquisição, custo operacional, confiabilidade, disponibilidade e velocidade de resposta. Os motores hidráulicos têm o menor volume para uma determinada potência; no entanto, necessitam de um sistema complexo de alimentação com bombas, reservatórios e tubulação, inviabilizando o uso para esta aplicação. Considerando os motores elétricos, o que produz a maior potência para um determinado tamanho é o motor CC com ímã permanente [59].

Devido à disponibilidade de alimentação, o motor especificado é de corrente contínua. O motor CC com ímã permanente e o BLDC têm desempenho superior aos demais. O estudo desenvolvido por [61] compara os dois tipos de motores, sendo o BLDC melhor em aspectos térmicos, porém com volume e peso superiores, o que o torna menos adequado para a aplicação do controle de posição do ângulo azimuth. A eletrônica de potência e o sistema de controle dos motores BLDC são mais complexos. Estudos mostram que, mesmo com as perdas por atrito nas escovas, os motores com ímã permanente apresentam uma eficiência maior do que o BLDC, ao minimizar as perdas de energia de ambos os motores. O elevado recurso financeiro para adquirir o servomotor com o BLDC é outro fator que onera sua utilização no projeto [62] [60] [59].

Devido às características do processo e à análise dos requisitos, o motor CC de ímã permanente acoplado a uma caixa de redução apresenta-se como solução. A caixa de redução diminui a velocidade, aumenta o conjugado aplicado ao processo e diminui o efeito inercial da carga referido ao motor [63] [59].

A especificação do motor leva em consideração parâmetros importantes como o conjugado resistente e a velocidade máxima da carga. Existem diversos servomotores de ímãs permanentes com diferentes características no mercado. Considerando um conjugado resistente da carga de aproximadamente 1 N.m e velocidade de 80 RPM, o servomotor selecionado possui conjugado nominal de 2 N.m, velocidade nominal de 100 RPM e opera com tensão nominal de 12 V.

O eixo do motor está acoplado a uma caixa de redução com engrenagem de entrada vertical é um parafuso sem fim conectado a uma roda de coroa de 65 dentes com 54 mm de diâmetro, na posição horizontal. O ângulo de inclinação da hélice do parafuso sem fim e o atrito entre as duas engrenagens garantem a irreversibilidade do sistema, isto é, não é possível rotacionar o eixo do motor por meio de um conjugado aplicado na roda de coroa; essa característica permite que o eixo da roda de coroa fique travado enquanto o motor estiver em repouso.

4.4.2 Sensores

Um sensor é o dispositivo que detecta e converte uma grandeza física em uma forma conveniente. Em sistemas eletrônicos, os sensores convertem uma grandeza física em um sinal elétrico. Esse sinal é convertido em um número através de um conversor analógico-digital. A precisão do sensor é limitada pela quantidade de bits do conversor. Sensores podem ser projetados para a maioria das grandezas físicas e são fundamentais no sistema ciberfísico, conectando profundamente o mundo físico com o mundo da informação [4] [5].

Conforme a Subseção 4.3.2 o módulo para controle de posição utiliza dois sensores de posição para indicar os ângulos de elevação e azimute do módulo, dois sensores de corrente para os dois motores e um sensor de tensão e corrente para monitorar a potência gerada pelo módulo. O módulo para estimar o MPP demanda nove sensores de irradiação solar e um sensor de temperatura e umidade, conforme a Subseção 4.3.1.

4.4.2.1 Sensor de posição

O potenciômetro do tipo *A* apresenta-se como o sensor de posição mais adequado para o módulo de controle de posição, considerando a relação custo-benefício. Esse dispositivo tem rotação de 0 a 270 °, variando linearmente a resistência com o ângulo de rotação, sendo possível determinar o ângulo do eixo do módulo a partir da resistência do potenciômetro acoplado. O ângulo de inclinação é mapeado pelo circuito divisor de tensão do potenciômetro. O microcontrolador lê a tensão usando um conversor analógico-digital. A resolução desse sensor depende do número de bits do conversor [63].

A especificação completa do sensor leva em consideração a tensão de alimentação, o número de bits do conversor e a resistência nominal. A sensibilidade é diretamente proporcional à tensão aplicada, que é limitada à tensão de operação do microcontrolador. Devido aos requisitos do sistema, é necessário um conversor com no mínimo 11 bits. Uma resistência elevada tem baixo consumo de energia; no entanto, a resistência alta diminui a linearidade do potenciômetro. Logo, é fundamental selecionar os parâmetros para alcançar as características desejadas. O potenciômetro de 10 k Ω é o mais utilizado para esta aplicação, isto é, apresenta balanceamento entre consumo de energia e precisão [42] [63].

4.4.2.2 Sensor de corrente e tensão

O sensor tem como requisito atender às demandas de corrente nominal dos motores e do módulo, sendo 3 A e 1,1 A, respectivamente; e da tensão máxima do módulo de 21,6 V. Há sensores com transdutores resistivos no mercado com características que atendem a essas demandas, com especificação de 3,2 A de corrente máxima, faixa de leitura de tensão entre 0 e 26 V; e tensão de alimentação de 3 a 5 V.

4.4.2.3 Sensor de radiação

Existe uma ampla faixa de radiação eletromagnética, porém, no escopo deste trabalho, o objetivo é aferir a radiação na faixa de ultravioleta a infravermelha. Os transdutores que captam radiação nessa faixa são chamados de detectores de luz. O projetista deve levar em consideração que o transdutor de luz responde à absorção de fótons de duas formas, sendo quântica e térmica. Os transdutores quânticos (células fotovoltaicas e dispositivos fotocondutivos) são baseados na interação dos fótons com um material semicondutor; nesse grupo estão os fotodiodos, fototransistores e fotoresistores, atuando de forma passiva, isto é, dependem de uma fonte de alimentação para disponibilizar os sinais aos microcontroladores [64].

Os transdutores de luz baseados no efeito térmico geralmente operam na faixa dos maiores comprimentos de onda do espectro infravermelho. Inicialmente, eram utilizados para medir a temperatura sem a necessidade de contato. O princípio de funcionamento está fundamentado na variação de temperatura após a exposição à radiação [64].

Na Figura 20 é exibida a disposição dos sensores de radiação do SIRIS, no plano XZ , sendo a referência o eixo Z . Os sensores, nesse plano, são posicionados em um arco que varia de -60° a 60° , distribuídos em cinco pontos estratégicos. Essa arquitetura se repete no plano XY , sendo uma adaptação do modelo proposto em [13].

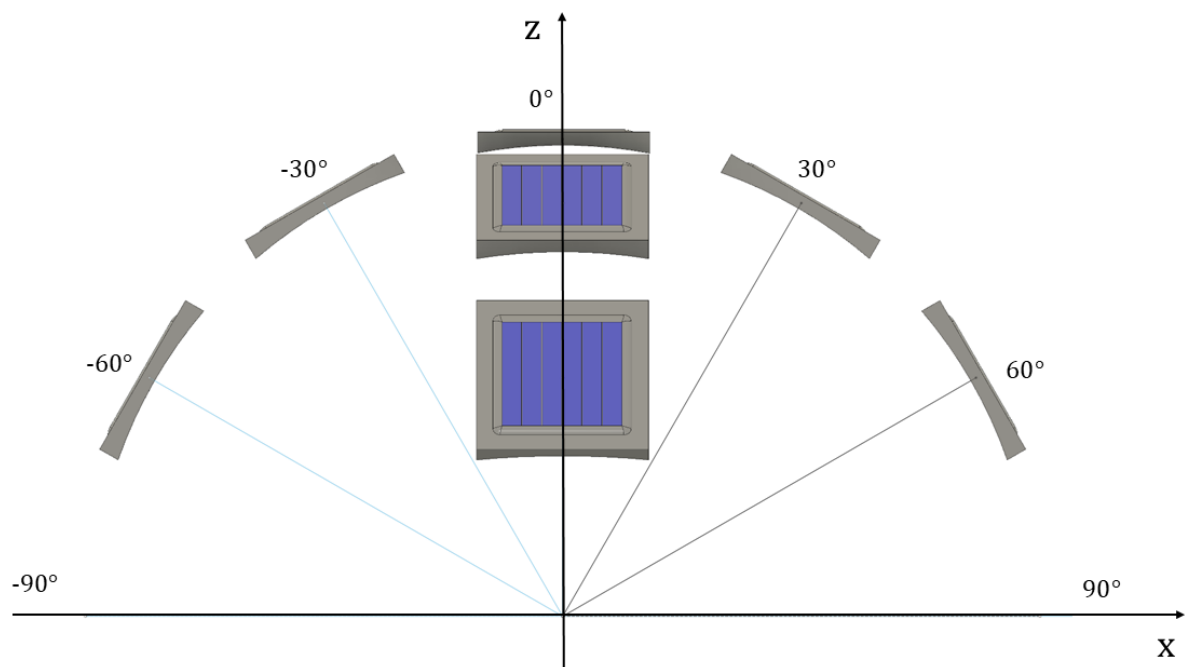


Figura 20 – Disposição dos sensores no SIRIS.

Fonte: Adaptado de [13].

Os piranômetros, que possuem transdutores baseados no efeito térmico, são os instrumentos mais utilizados para aferir a radiação solar, dada pelo fluxo radiante ou

potência radiante incidente em uma superfície por unidade de área [65]. O projeto do SIRIS, conforme Figura 20, demanda nove sensores de radiação e, considerando o elevado custo de aquisição dos piranômetros, é inviável a utilização desse tipo de sensor neste projeto.

Segundo [64] os elementos fotocondutivos, como fotodiodos, fototransistores e fotoresistores, são fortemente afetados por ruídos, principalmente sob condições de baixa luminosidade. Mini células fotovoltaicas são utilizadas para medir, indiretamente, a irradiação solar, via medição da potência elétrica gerada [13]. A irradiância (G) em cada mini célula é dada por

$$G = \frac{V_{pv}^2}{R_r * A_{mc} * \eta_{pv}}, \quad (4.17)$$

sendo V_{pv} a diferença de potencial nos terminais da mini célula, R_r a resistência de prova para estimar a potência convertida na mini célula, A_{mc} e η_{pv} , respectivamente, a área em m^2 e a eficiência da mini célula.

4.4.3 Microcontrolador

O microcontrolador é um dispositivo que engloba em um único circuito integrado a unidade central de processamento e memórias, combinadas com periféricos como conversores, barramentos de comunicação, pinos de entrada e saída, temporizadores, entre outros. Os microcontroladores possuem diversas aplicações em sistemas embarcados e ciberfísicos [4].

O projetista de sistema tem uma vasta gama de microcontroladores para selecionar. Uma avaliação refinada das propriedades dos processadores é essencial. Em projetos de sistemas ciberfísicos, mecanismos que interferem no controle sobre o tempo de execução merecem atenção especial. Outro fator preponderante é a arquitetura de conjunto de instruções, que é a definição das instruções que o processador pode executar sob restrições estruturais, como, por exemplo, o tamanho da palavra. Essa arquitetura é uma abstração que pode ser implementada em vários controladores [4]. Selecionar um microcontrolador que compartilha a arquitetura de conjunto de instrução com outros microcontroladores é essencial, porque facilita uma possível substituição sem grandes adaptações no processo.

O componente inteligente do módulo para controle de posição do módulo fotovoltaico é o microcontrolador, responsável por gerenciar os recursos e as ações. A unidade de processamento tem a função de executar o algoritmo prescrito no fluxograma da Figura 19, inclusive calcular o vetor de ganhos ótimos K^* , via aprendizagem Q em tempo hábil, exigindo alto desempenho de processamento. Logo, a frequência de *clock*, a arquitetura do sistema e a quantidade de núcleos são requisitos cruciais para a seleção do microcontrolador [5].

O microcontrolador selecionado é um módulo MCU que possui dois núcleos de CPU de 32 bits que trabalham individualmente em uma velocidade de clock de até 240 MHz, 448 kBytes de memória ROM, 520 kBytes de memória RAM e 4 MBytes de memória *flash*. O monitoramento dos sensores é realizado por meio do coprocessador de baixo consumo incorporado no módulo. A abstração desse módulo é exibida na Figura 21.

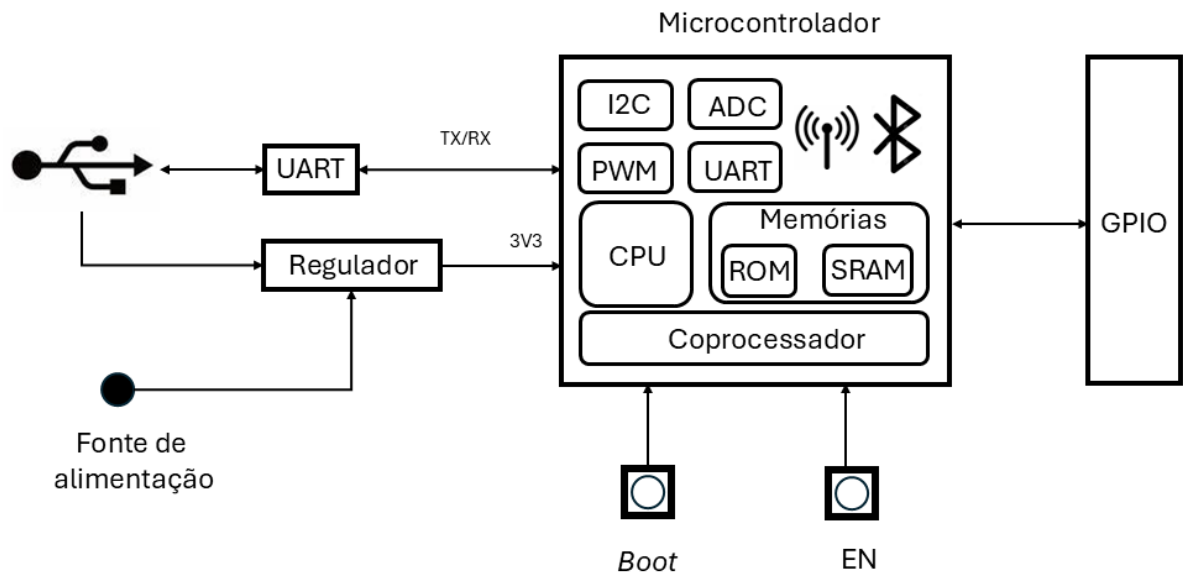


Figura 21 – Abstração do módulo MCU.

Fonte: Adaptado de [66].

No diagrama de blocos da Figura 21 são exibidos os componentes do módulo e suas interconexões. A alimentação pode ser realizada via cabo micro USB ou via fonte de alimentação externa de corrente contínua; o regulador atenua a tensão para o nível adequado do microcontrolador. A interface entre o cabo micro USB e o microcontrolador é viabilizada pelo UART-USB, que permite a transferência de dados entre o microcontrolador e um computador externo, além de permitir a gravação de *software*.

O módulo possui baixo consumo de energia, viabilizando a sua aplicação com uso de baterias no SIRIS. Além disso, é equipado com o sistema operacional *freeRTOS* com LwIP. Embarcado ao módulo, há dispositivos de aceleração de hardware com circuitos dedicados à comunicação I2C, Wi-Fi e *bluetooth*. O protocolo I2C é utilizado para realizar a interface do processador com os sensores de tensão e corrente. Os conversores analógico-digital são utilizados para fazer a leitura dos sinais dos sensores de posição e das minicélulas.

4.4.4 Driver de Motor

Devido às limitações de corrente e tensão nos pinos de saída do microcontrolador, o atuador deve ser acionado por um conversor de potência de modo chaveado em alta

frequência, denominado *driver* de motor. Esse dispositivo deve atender a critérios de alta eficiência, com capacidade de operar em condições de máxima corrente e potência sem se aquecer excessivamente, sendo capaz de inverter o sentido de rotação do motor [67].

Conversores PWM operam a partir de uma fonte de alimentação CC, sendo a tensão média na saída V_o controlada pelo ciclo de trabalho D , dado por

$$D = \frac{t_{on}}{T}, \quad (4.18)$$

sendo t_{on} o tempo em que o transistor de modulação está conduzindo e T o período de comutação. A relação entre V_o e D é dada por

$$V_o = V_{in} * D, \quad (4.19)$$

sendo V_{in} a tensão de entrada [68].

Uma matriz de chaveamento 2x2, chamada ponte H, cobre todos os casos possíveis para uma carga de dois terminais, como a armadura de um motor CC, a partir de uma fonte de entrada única, possibilitando a inversão no sentido de corrente na carga [68]. Os circuitos PWM em ponte H disponíveis no mercado utilizam Transistor Bipolar de Junção (TBJ), Transistor Bipolar de Porta Isolada (IGBT - *Insulate-Gate Bipolar Transistor*) e Transistor de Efeito de Campo Metal-Óxido-Semicondutor (MOSFET - *Metal-Oxide-Semiconductor Field-Effect Transistor*).

O TJB apresenta menor eficiência entre os transistores apresentados, porque possui controle por corrente e maior queda de tensão na junção, causando perdas por efeito *Joule*, além de ter comutação mais lenta, limitando a frequência de operação. MOSFET e IGBT possuem desempenhos similares, sendo eficientes com baixas perdas. O IGBT possui desempenho superior para aplicações de alta potência; no entanto, o MOSFET é superior em eficiência e velocidade de comutação [68].

Os requisitos para a especificação do driver de motor são atendidos por um conversor PWM em ponte H, sendo utilizados 4 MOSFETs de potência. O dispositivo selecionado possui resistência equivalente série de 16 mΩ, bloqueio por sobretensão, desligamento por sobretemperatura e por subtensão; capacidade máxima de corrente de 43 A e tensão de alimentação de 5,5 a 27 V.

4.4.5 Fonte de Alimentação

A seleção adequada da fonte de alimentação para aplicação no controlador de posição e no SIRIS depende de diversos fatores, como custo, desempenho e demanda de corrente. *Flyback*, *forward*, *half-bridge* e *full-bridge* são algumas das topologias mais conhecidas [68]. O funcionamento destas e de outras topologias, assim como as vantagens e desvantagens, é apresentado em [69]. A maior parte das topologias apresentadas pode ser utilizada nas mais diversas aplicações [68].

A especificação das fontes de alimentação do CPS leva em consideração a proteção e requisitos de tensão e corrente, sendo especificadas fontes com proteção contra curto-circuito, sobrecarga e sobretensão. O módulo de controle de posição utiliza uma fonte de 12 V e 5 A, devido à tensão nominal dos motores e considerando a demanda de corrente dos motores somadas à corrente máxima do controlador e sensores; a alimentação do microcontrolador é realizada por meio de um conversor CC-CC com saída regulada para a tensão de entrada do microcontrolador. O módulo para estimar o MPP utiliza o mesmo conversor para regular a tensão para o microcontrolador, porém a fonte de alimentação tem 5 V e, no mínimo, 0,3 A de corrente nominal.

4.4.6 Módulo Fotovoltaico

O módulo fotovoltaico selecionado para o CPS contém 36 células conectadas em série do tipo silício policristalino, 20 W de potência máxima de geração com tolerância de aproximadamente ± 5 W, tensão de circuito aberto e em máxima potência igual a 21,6 V e 18,2 V, respectivamente; corrente de curto-circuito e de máxima potência igual a 1,23 A e 1,1 A, respectivamente; e eficiência energética de 12,7%. As dimensões físicas do módulo são 450 mm de comprimento, 350 mm de largura e 17 mm de altura.

5 Resultados

Os resultados dos testes que englobam as funcionalidades do CPS projetado são apresentados neste Capítulo. As etapas de testes e avaliação do CPS proposto segue diretrizes da literatura especializada e normas técnicas aplicáveis. A análise do CPS, baseada em uma metodologia sistematizada, tem a finalidade de identificar se a implementação do projeto está em conformidade com suas especificações de forma segura, eficiente e assertiva.

A verificação formal do sistema demanda uma modelagem precisa, com o intuito de fornecer uma formulação matemática. Os *software* de simulação são fundamentais, porém não dispensam a verificação formal dos sistemas. Segundo [5] os testes, avaliações e validações devem ser realizados em cada etapa do projeto, seguindo o fluxo de projeto modelo em V.

A análise de resultados é fundamental para projetos de CPS, porque visa garantir a qualidade e confiabilidade do sistema por meio de técnicas de testes estruturados e representa um aprofundamento da compreensão do sistema por meio da dissecação. Essa análise apresenta o motivo pelo qual o sistema executa as tarefas com as métricas especificadas ou deixa de fazer o previsto em modelo [4] [5].

Os procedimentos para testes no CPS proposto demandam atenção especial, sendo necessário validar o comportamento do sistema no tempo estabelecido. Os testes incluem uma série de ações diferentes, como geração de padrões de testes, aplicação desses padrões, observação da resposta e comparação de resultados [5].

O módulo para estimar o MPP é descrito na Seção 5.1, sendo detalhado o projeto, implementação em *hardware* e testes associados. Na Seção 5.2 é apresentado o projeto do módulo para controle de posição com sua estrutura física e protótipos da Placa de Circuito Impresso (PCI) dos circuitos eletrônicos. Na Seção 5.3 são apresentados os resultados dos testes funcionais e de integração do sistema ciberfísico.

5.1 Módulo para estimar o MPP

O Sensor Inteligente de Rastreamento de Incidência Solar (SIRIS) é projetado para compor o CPS proposto, tendo como função estimar os ângulos de elevação e azimute de maior produção de energia elétrica no módulo fotovoltaico. A IEC 61724-1:2021 normatiza o monitoramento de sistemas fotovoltaicos. O sensor utiliza células de referência para estimar a radiação solar, sendo posicionado na classe C, conforme a ISO 9060, que padroniza as classes de sensores de radiação solar. A precisão para esta classe de sensores é definida como moderada, isto é, erro menor do que $\pm 10\%$, sendo satisfatório para aplicações de

cunho acadêmico, pequenas instalações e projetos de baixo custo.

A classificação leva em consideração o tipo de sensor utilizado, no caso da classificação A, o sensor utilizado deve ser o piranômetro de mesma classe. Esse dispositivo possui custo de aquisição muito elevado, sendo inviável sua aplicação no SIRIS. A célula de referência pode ser classificada na categoria B, caso seja feita a calibração rastreável anual. Na Tabela 3 são apresentadas as especificações técnicas do SIRIS.

Tabela 3 – Especificações técnicas

Item	Descrição
Sensibilidade	0,8 mV/W/m ²
Faixa espectral	300 a 1100 nm
Tipo de sensor	Célula de referência
Temperatura ambiente	0 a 45°C
Conexão elétrica	Borne kre2 12 V / 1 A
Consumo de energia	Wh/ciclo
Peso	1,215 kg
Dimensões	Ø 25 mm x 12,5 mm
Backup de energia	Conjunto de baterias
Normativa	IEC 61724
Protocolo de comunicação	MQTT e UART
Manutenção	Inspeção e ensaios de funcionamento anual

Os resultados do desenvolvimento do projeto do módulo para estimar o MPP são apresentados nesta Seção, sendo apresentado o projeto, a implementação em *hardware* do SIRIS e os experimentos relacionados.

5.1.1 Projeto do SIRIS

O *hardware* proposto é baseado nos requisitos funcionais do sensor apresentados na Seção 4.1 e no padrão IEEE 1451.2. O projeto do SIRIS é desenvolvido em um *software* de *design* que atende aos requisitos de protótipos de sistemas embarcados. Na Figura 22 é exibida a estrutura do módulo para estimar o MPP com os blocos descritos na Subseção 4.3.1.

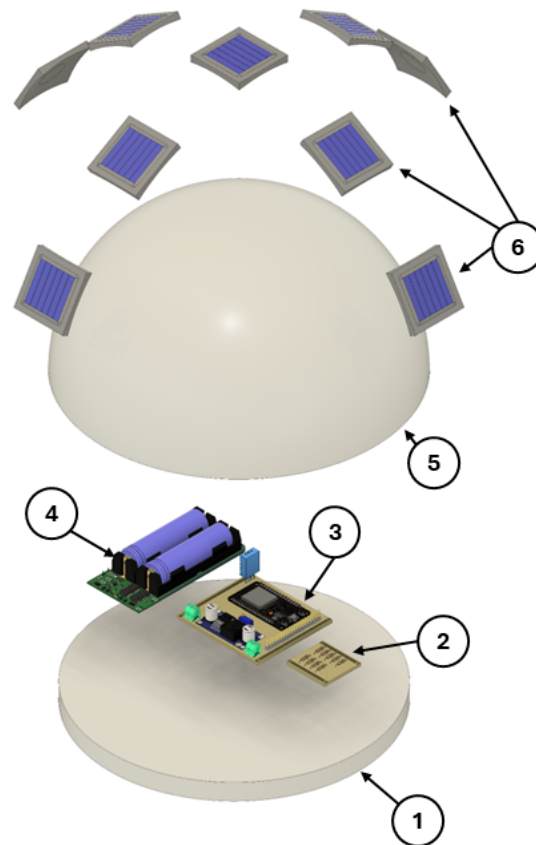


Figura 22 – Visão global do módulo SIRIS, desenvolvido em *software*. O módulo possui seis elementos principais, sendo ① e ⑤ a estrutura mecânica, ② um divisor de tensão, ③ a placa principal, ④ o conjunto de baterias e ⑥ o conjunto das mini células fotovoltaicas.

Fonte: Produzido pelo autor.

Na Tabela 4, são apresentados os itens exibidos na Figura 22. O item ① uma base sólida em formato de disco com 25 cm de diâmetro e 15 mm de altura, o item ②, uma interface entre os sensores de radiação ⑥ e a placa principal, condicionando os sinais dos sensores a um nível adequado. A placa principal (item ③) incorpora o microcontrolador, o sensor de temperatura e umidade e o regulador de tensão. O conjunto de baterias (item ④) é composto por três células e um circuito dedicado ao controle de carga e descarga.

Tabela 4 – Itens do módulo SIRIS

Item	Descrição
1	Base
2	Interface dos sensores de radiação
3	Placa principal
4	Baterias
5	Suporte sensores
6	Sensores de radiação montado na base

O projeto está fundamentado na medição da radiação solar em pontos estratégicos por meio de mini células fotovoltaicas de referência. O esquema de ligação entre os dispositivos da Figura 22 é exibido na Figura 23.

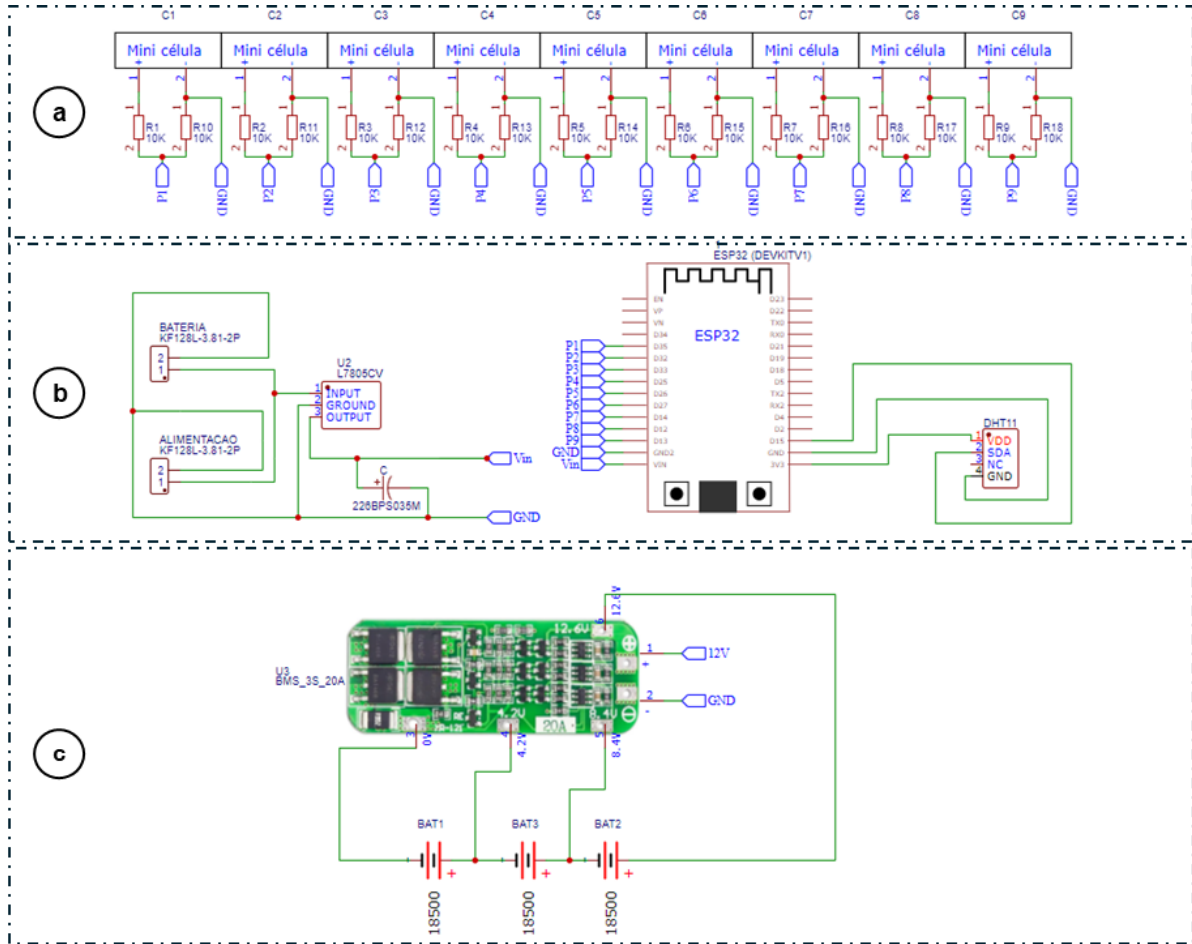


Figura 23 – Diagrama esquemático multifilar dos dispositivos do SIRIS. O bloco (a) representa a conexão dos sensores de radiação ao circuito de interface (condicionamento de sinal). O bloco (b) mostra as conexões da placa principal. O esquema de conexão entre o conjunto de baterias e o circuito BMS é apresentado no bloco (c).

Fonte: Produzido pelo autor.

A estrutura do circuito, desenvolvida no *software* EasyEDA®, exibida na Figura 23, representa o detalhamento das conexões dos dispositivos exibido na Figura 22. Os sinais gerados nas mini células são condicionados por um circuito com dois resistores de 10 kΩ em série. O condicionamento do sinal é fundamental pois os sensores de radiação geram tensões de até 4 V e o microcontrolador suporta entradas de 0 a 3,3 V.

O circuito dedicado para proteção das baterias possui dois terminais (GND e 12 V) de alimentação que são compartilhados com a carga do circuito, isto é, os mesmos terminais que são utilizados para carregar as baterias são utilizados para fornecer energia. Quatro terminais são utilizados para a conexão das três baterias em série.

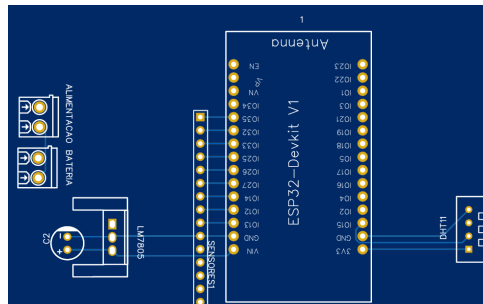
As mini células fotovoltaicas utilizadas possuem dimensões de 50 x 50 mm, eficiência máxima de 17%, devido às características intrínsecas da matéria-prima. Segundo [13] a tensão e corrente de máxima potência (V_{mp} e I_{mp}) são 3,5 V e 60 mA, respectivamente. A tensão de circuito aberto (V_{oc}) é 4 V.

Um circuito integrado LM7805CV é utilizado para regular em 5 V a tensão de entrada fornecida pelas baterias. Um capacitor eletrolítico filtra as ondulações e estabiliza a tensão de saída do circuito regulador. Na Tabela 5 são apresentas as especificações dos dispositivos utilizados no projeto do SIRIS.

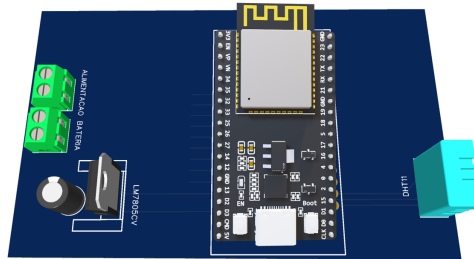
Tabela 5 – Especificações dos dispositivos utilizados no SIRIS

Item	Especificação
Sensor de radiação	mini células fotovoltaicas 50 x 50 mm
Sensor de temperatura e umidade	DHT11
Microcontrolador	ESP32 devkit V1
Regulador de tensão	LM7805CV
Bateria	Li-Íon 18500 1500 mA
Proteção	BMS 3S 20 A
Resistores de interface	10 k Ω $\pm$ 5%
Capacitor eletrolítico	470 μ F/16 V

O protótipo da placa principal dedicada ao SIRIS, desenvolvido no EasyEDA[®], é exibido na Figura 24. O protótipo serve como base para a confecção da PCI.



(a) Layout da placa principal do SIRIS.



(b) Projeção em três dimensões da placa principal do SIRIS.

Figura 24 – Projeto PCI da placa principal do SIRIS.

Fonte: Produzido pelo autor.

Na Figura 24a são exibidos o *layout* dos dispositivos, trilhas e perfurações do projeto da PCI. Na Figura 24b é exibida uma vista isométrica dos dispositivos que compõe a placa principal. O posicionamento de cada dispositivo leva em consideração o fator térmico, o volume e a função. O microcontrolador é posicionado no centro da placa, instalado em conectores soldados à placa, facilitando a manutenção e atualizações de *software*. O posicionamento central do microcontrolador otimiza espaço e diminui o comprimento das trilhas, reduzindo o risco de defeitos e melhorando a comunicação.

O posicionamento do sensor de temperatura e umidade leva em consideração a distância entre os pinos utilizados do microcontrolador. Outro fator determinante na alocação deste sensor é o distanciamento adequado do circuito regulador, que caracteriza uma fonte de calor interferindo na medição das grandezas físicas. Os bornes conectam a placa principal e o conjunto de baterias, além de fornecer um canal exclusivo para inserir a fonte de alimentação no circuito das baterias, possibilitando o ciclo de carga sem desconectar a alimentação da placa principal.

5.1.2 Implementação em *hardware*

Na Figura 25 é exibida a estrutura física do SIRIS, elaborado para estimar a radiação solar em diversos pontos de uma semiesfera e determinar os ângulos de elevação e azimute de maior produção de energia elétrica de um módulo fotovoltaico. O módulo é composto pela base e sensores primários de radiação na parte externa.

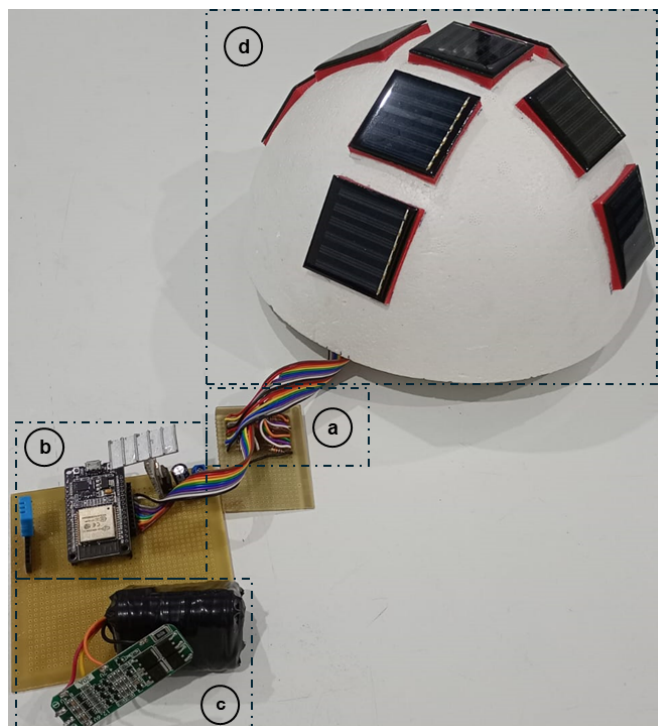


Figura 25 – Implementação em hardware da estrutura física e protótipo da PCI do SIRIS.

Fonte: Produzido pelo autor.

Na Figura 25 é exibida a implementação em *hardware* e a conexão entre os dispositivos do SIRIS, conforme diagrama da Figura 23. O bloco ① é o circuito de condicionamento de sinal entre as mini células e a placa principal. O bloco ② destaca o protótipo placa principal em sua versão inicial. No bloco ③ é exibido a montagem do conjunto de baterias. No bloco ④ é exibido a disposição dos sensores de radiação. O microcontrolador da placa principal é responsável por processar os sinais, calcular os ângulos de elevação e azimute, por meio de uma RNA embarcada, e enviar as coordenadas de posição ao módulo de controle.

5.1.3 Experimentos

A avaliação do SIRIS é apresentada nesta Subseção, sendo baseada em experimentos de *hardware*. A medição indireta da radiação solar é avaliada por meio de experimentos em ambiente controlado, realizados em laboratório. A fim de aplicar o SIRIS no CPS proposto, é realizada a coleta de medições para treinamento da RNA e ensaio de validação dos ângulos de elevação e azimute. O ensaio de validação dos ângulos é realizado em conjunto com o módulo para controle de posição do módulo fotovoltaico.

5.1.3.1 Testes em ambiente controlado e medição indireta da irradiância

O primeiro experimento feito com o SIRIS consiste em submeter o sensor a uma fonte de iluminação, simulando a radiação solar, conforme exibido na Figura 26. A estrutura utilizada é em um arco com raio de 65 cm para posicionamento e ajuste do ângulo de elevação da fonte de radiação. O SIRIS está localizado no centro do arco, sendo o eixo x a referência para os ângulos azimute e elevação. O azimute é definido no plano xy e o ângulo de elevação no plano xz .

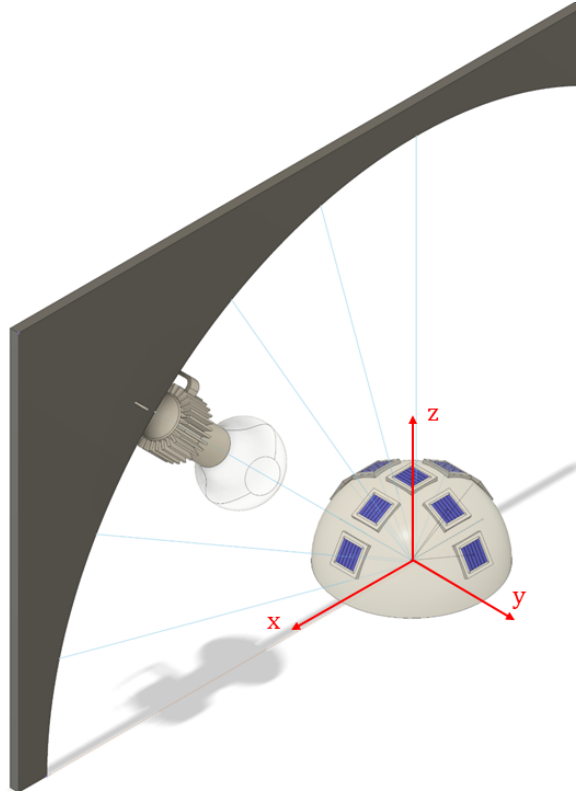
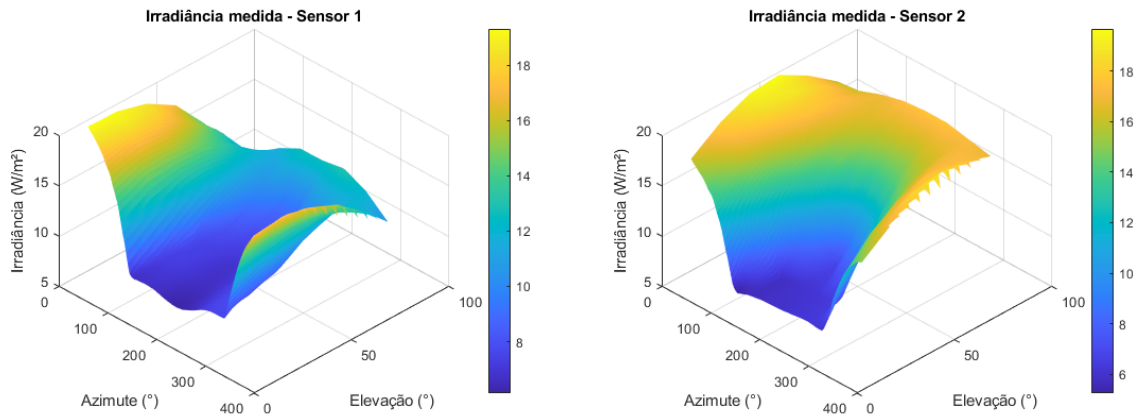


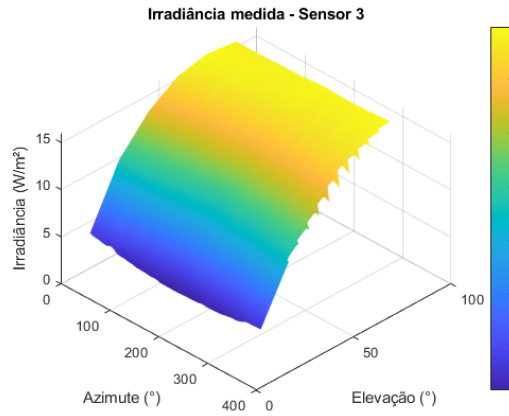
Figura 26 – Experimento para estimação da radiação solar em ambiente controlado.

Fonte: Produzido pelo autor.

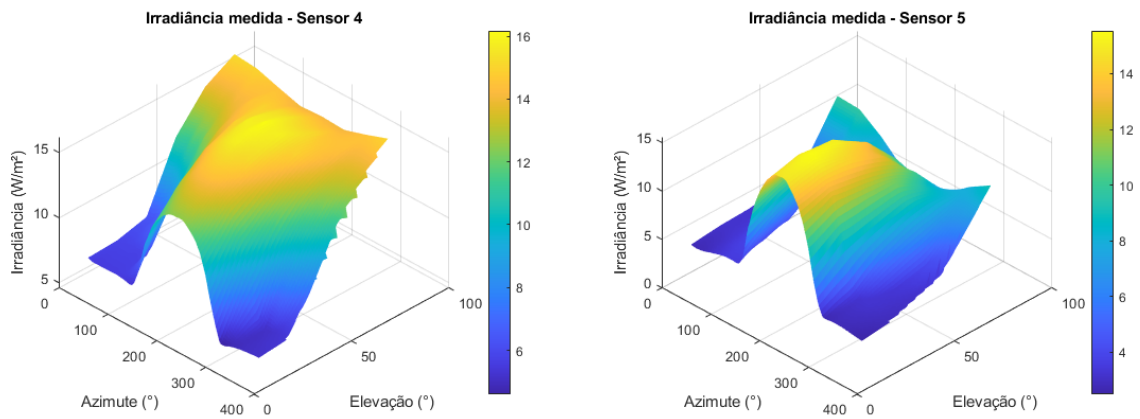
O experimento inicia com a fonte de radiação posicionada no ângulo de elevação de 15° , o ângulo azimutal é ajustado, rotacionando o SIRIS no sentido horário, de zero a 360° . O ângulo de elevação é ajustado de 15° a 90° , considerando espaçamentos de 15° . As linhas na cor azul da Figura 26 indicam as posições utilizadas no experimento. A média de 20 amostras coletadas para cada par de ângulos é utilizada para plotar os gráficos. Os sinais são enviados ao MATLAB®, sendo processados e utilizados nos resultados, conforme exibidos nas Figuras 27 e 28. A posição de cada mini célula é definida pelo vetor ortonormal ao plano da superfície da mini célula.



(a) Mini célula posicionada no plano xz a 60° do eixo z . (b) Mini célula posicionada no plano xz a 30° do eixo z .



(c) Mini célula posicionada no topo do SIRIS (eixo z).



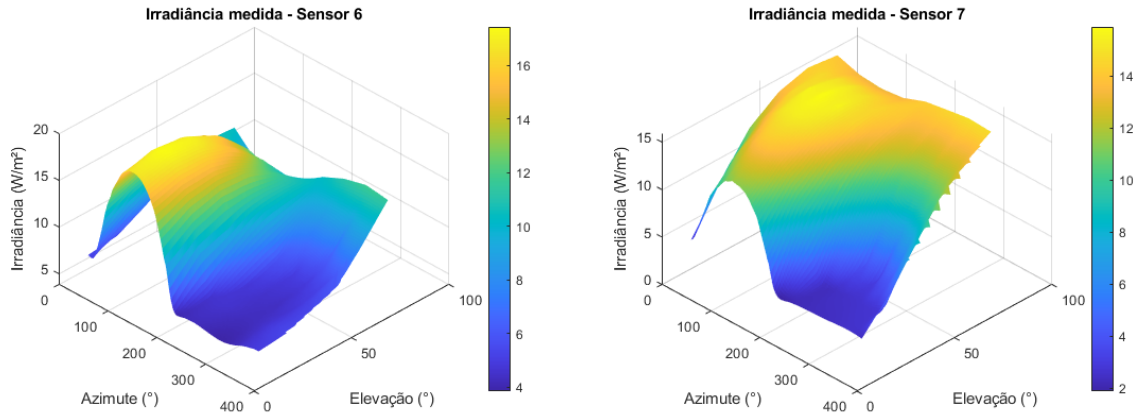
(d) Mini célula posicionada no plano xz a -30° do eixo z . (e) Mini célula posicionada no plano xz a -60° do eixo z .

Figura 27 – Superfície de medição de irradiância pelos sensores posicionados no plano xz .

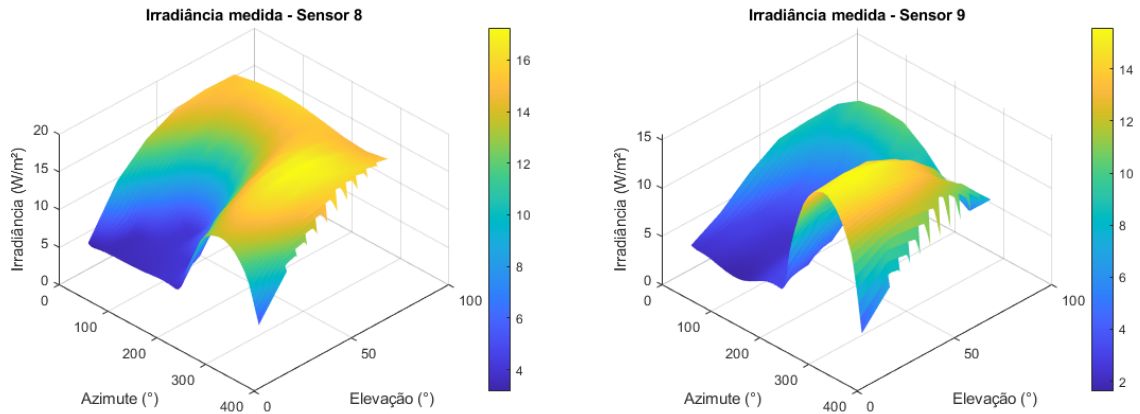
Fonte: Produzido pelo autor.

A medição de irradiância feita pelo sensor 3, posicionado no eixo z , não sofre alterações significativas com a variação do ângulo azimutal, tendo pico de medição quando

a fonte de radiação está posicionada a 90° de elevação, conforme exibido na Figura 27c. As medições realizadas pelos sensores 1 e 2 possuem comportamentos semelhantes, com atenuação dos valores medidos no intervalo de 90° a 270° de ângulo azimutal, sendo mais severa no sensor 1 considerando maiores ângulos de elevação, conforme exibido nas Figuras 27a e 27b. As medições dos sensores 4 e 5 apresentam um comportamento dual em relação aos sensores 2 e 1, respectivamente. Essa dualidade é observada em relação ao deslocamento de 180° do ângulo azimutal.



- (a) Mini célula posicionada no plano yz a 60° do eixo z . (b) Mini célula posicionada no plano yz a 30° do eixo z .



- (c) Mini célula posicionada no plano yz a -30° do eixo z . (d) Mini célula posicionada no plano yz a -60° do eixo z .

Figura 28 – Superfície de medição de irradiância pelos sensores posicionados no plano yz .

Fonte: Produzido pelo autor.

Conforme Figura 28, o ponto de máxima irradiância para o sensor 6 é aproximadamente no ângulo azimute de 90° e elevação de 30° . O sensor 7 recebe máxima irradiância quando o ângulo de elevação aumenta para 60° , em ambos os casos, a fonte de radiação está alinhada ao vetor posição dos sensores. As respostas dos sensores posicionados no plano yz possuem comportamentos semelhantes aos que estão no plano xz , mantidas as equivalências angulares. Observa-se nas superfícies plotadas das Figuras 27 e 28 que os valores de máxima

irradiância não são iguais para todas as células, devido às variáveis atreladas ao sistema, como a tolerância dos resistores utilizados e a própria degradação natural das mini células.

5.1.3.2 Coleta de medições para treinamento da rede neural artificial

A coleta de medições utiliza o SIRIS para captação dos sinais de tensão geradas pelas mini células e dos sinais de temperatura e umidade provenientes do DHT11. Os sinais são processados pelo microcontrolador e enviados ao ThingSpeak®, via protocolo de comunicação MQTT. As medições são recuperadas e tratadas por meio do *software* MATLAB®. A referência do SIRIS (eixo x) é orientada, com o auxílio de uma bússola, ao norte do globo terrestre, conforme exibido na Figura 29.

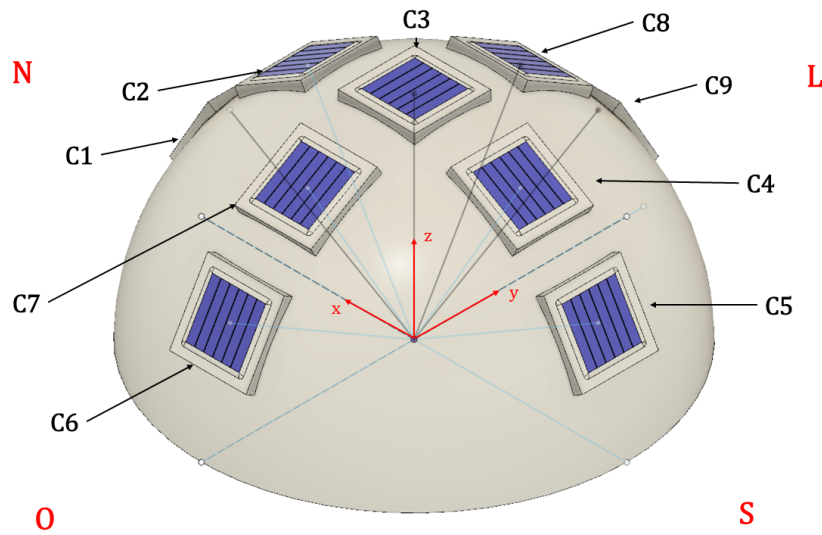


Figura 29 – Orientação do SIRIS no experimento em campo para coleta de medições das mini células.

Fonte: Produzido pelo autor.

O experimento para coleta de medições foi realizado no dia 19 de junho de 2025, com início às 7 h e 20 minutos e finalizando às 16 h e 23 minutos. O treinamento e teste da RNA utiliza 6189 amostras coletadas. Os ângulos de elevação e azimute são determinados por [50]. Na Figura 30 são exibidos os sinais de tensão geradas pelo SIRIS.

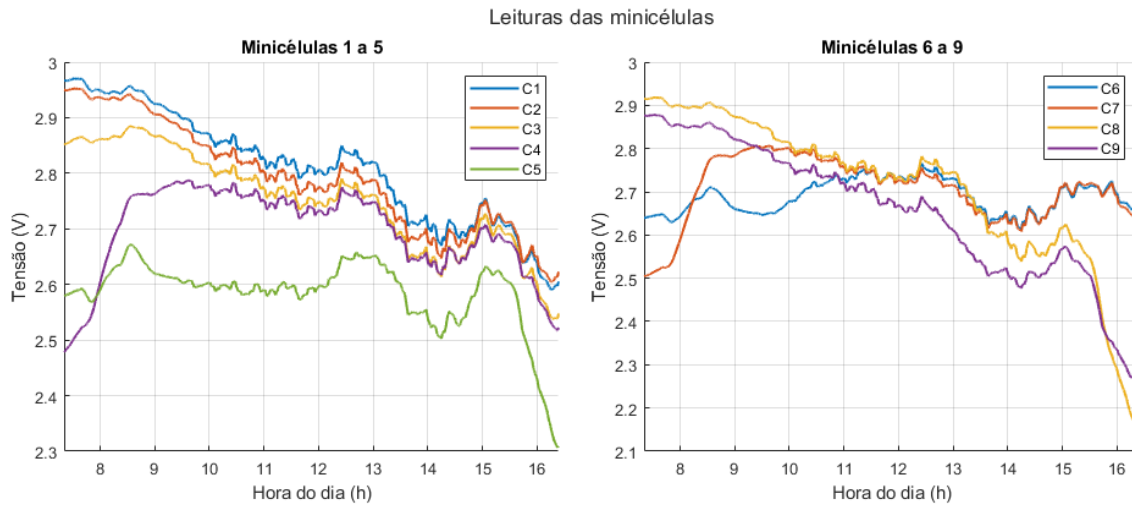


Figura 30 – Comportamento dos sinais coletados das mini células ao longo do dia.

Fonte: Produzido pelo autor.

Vale ressaltar a leitura das mini células instaladas no plano zy, exibida na Figura (30), sendo que as mini células 8 e 9, posicionadas no lado leste, têm picos de tensão nas primeiras horas da manhã, seguidos por uma queda gradual ao longo do dia. Em contrapartida, as mini células 6 e 7, instaladas do lado oeste, apresentam tensões mais baixas pela manhã e aumentam gradativamente até atingirem seus picos no período da tarde, acompanhando o movimento aparente do Sol.

5.1.4 Rede Neural Artificial

O SIRIS utiliza uma RNA do tipo MLP com onze entradas, duas camadas escondidas, sendo a primeira com quinze neurônios e a segunda com dez. A camada de saída possui apenas dois neurônios, sendo a saída os ângulos de elevação (γ_s) e azimutal (A_z). As camadas ocultas utilizam a tangente hiperbólica como função de ativação. Na Figura 31 é exibida a estrutura simplificada da RNA.

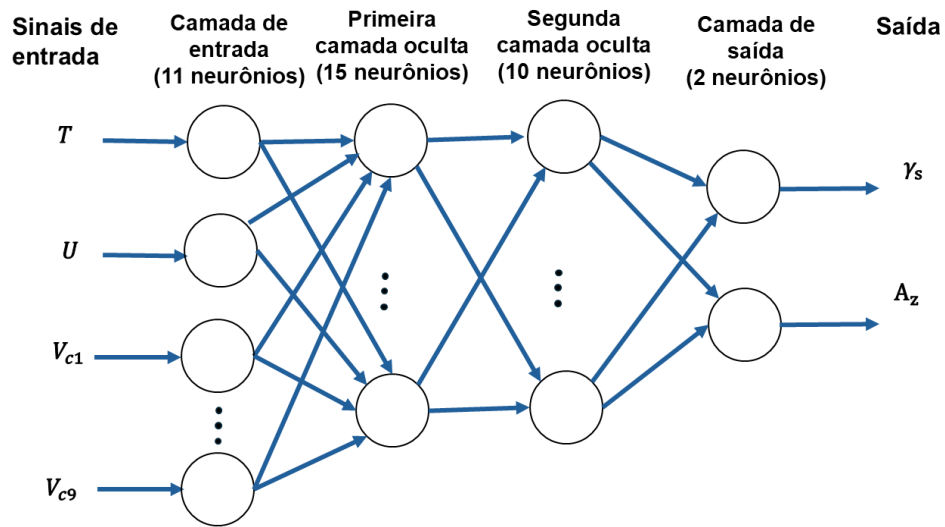


Figura 31 – Arquitetura proposta da RNA.

Fonte: Produzido pelo autor.

A estrutura exibida na Figura 31 possui uma arquitetura simples devido ao custo computacional razoável, adequada para ser embarcada no microcontrolador. O banco de medições coletadas no experimento descrito na Subseção 5.1.3.2 é utilizado para treinamento, validação e teste da RNA.

O treinamento da RNA é realizado via retropropagação por meio do método de *Levenberg-Marquardt*, sendo a união entre o método de Newton, que converge rapidamente, e o método do gradiente descendente, que garante a convergência por meio da escolha adequada do passo.

A meta para o Erro Quadrático Médio (MSE - do inglês *Mean Squared Error*) no conjunto de treinamento foi fixada em 0.5, e todo o processo de aprendizagem levou cerca de 46 segundos. A Figura 32 mostra o MSE durante o treinamento e a validação da RNA. Após 433 épocas, o valor-alvo para o MSE foi alcançado.

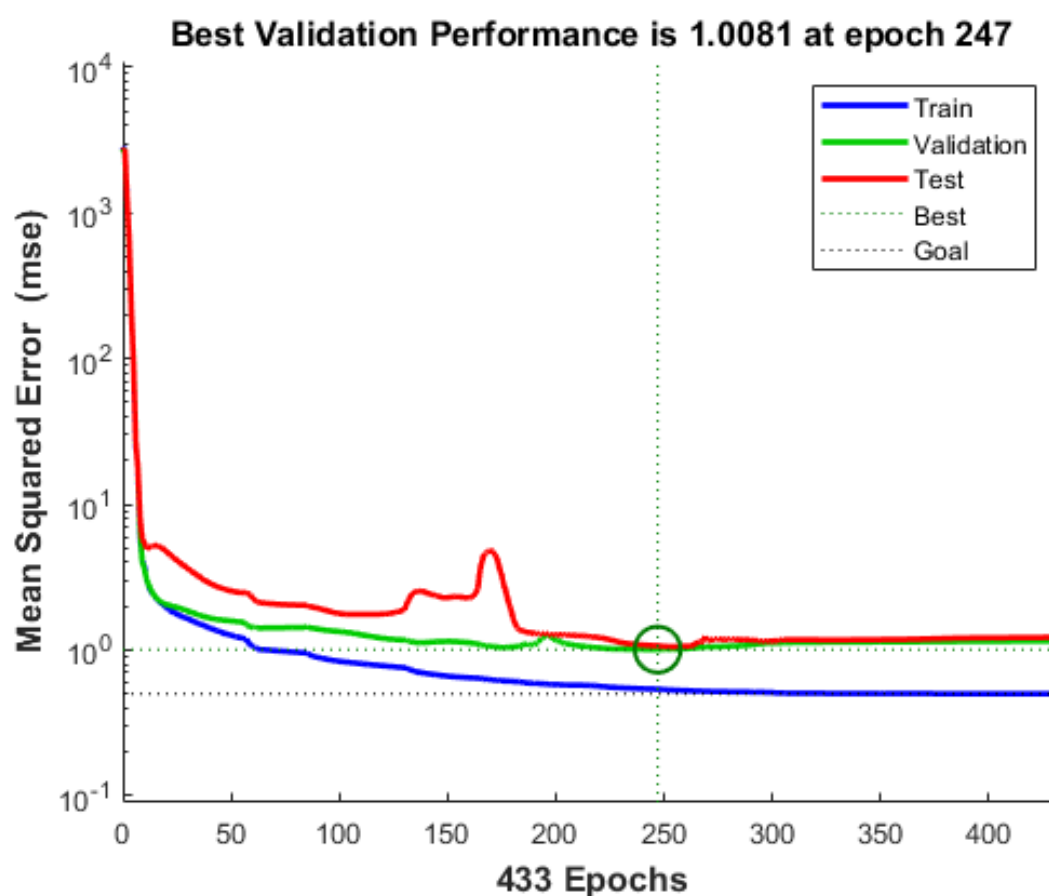


Figura 32 – Processo de treinamento, teste e validação da RNA.

Fonte: Produzido pelo autor.

O treinamento utiliza taxa de aprendizado $\eta = 1 * 10^{-5}$, com matrizes de pesos inicializadas com pequenos valores aleatórios e as matrizes de bias iguais a zero. São utilizados 70% das medições para treinamento, 15% para testes e 15% para validação. Na Figura 33 é exibido o resultado da RNA proposta, considerando as coordenadas de referência.

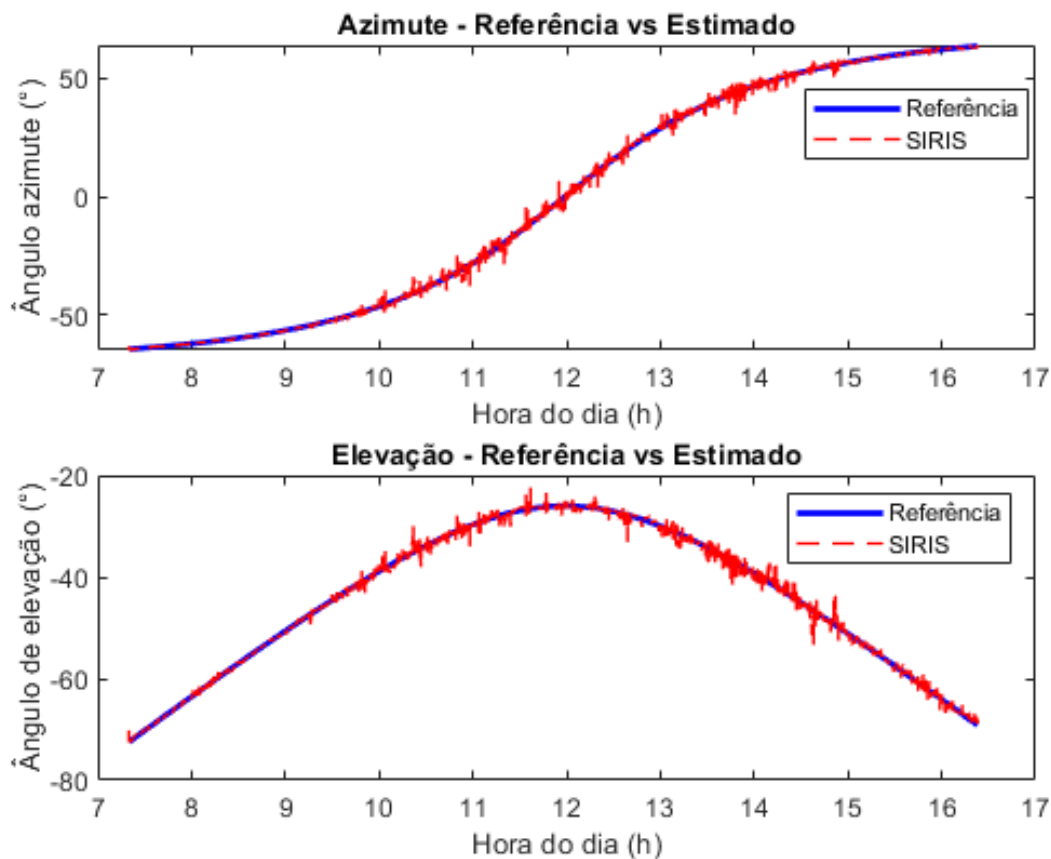


Figura 33 – Resultado da estimação dos ângulos de elevação e azimute gerados pelos SIRIS comparado aos sinais de referência.

Fonte: Produzido pelo autor.

O resultado exibido na Figura 33 destaca a relação entre os sinais de referência e as coordenadas, ângulo azimute e de elevação, geradas pelos SIRIS. Observa-se que a RNA é capaz de mapear e estimar as coordenadas de máxima radiação ao longo do dia.

5.2 Módulo para controle de posição

O módulo para controle de posição movimenta o módulo fotovoltaico de acordo com as coordenadas definidas pelo SIRIS, isto é, ele ajusta os ângulos de elevação e azimute do módulo conforme a posição do sol. Esse deslocamento é necessário para promover o maior aproveitamento da irradiação solar, maximizando a geração de energia elétrica durante o dia. O rastreador solar compõe o CPS proposto. Na Tabela 6 é apresentado o resumo das especificações técnicas e aspectos gerais do módulo de controle de posição.

Tabela 6 – Especificações técnicas
e aspectos gerais do módulo de controle de posição

Item	Descrição
Tipo de rastreador	Rastreador de dois eixos
Quantidade de módulos fotovoltaicos	Um módulo de 350 mm por 450 mm
Transmissão de acionamento	Atuador eletromecânico rotativo
Consumo de energia	Wh/ciclo
Potência do motor	48 W
Faixa de movimento elevação	180°
Faixa de movimento azimute	270°
Normativa	IEC 62817 e IEC TS 62727
Sistema de controle	SIRIS
Protocolo de comunicação	MQTT e UART
Manutenção	Inspeção e ensaios de funcionamento anual

Esta Seção apresenta os resultados do desenvolvimento do projeto do módulo para controle de posição do módulo fotovoltaico, sendo apresentado o projeto, a implementação em *hardware* e os experimentos, sendo realizado a estimação dos parâmetros da planta por meio de ensaios padronizados, já consolidados na literatura especializada e normas técnicas, como a IEEE 113 [70], e a análise do controlador utilizado.

5.2.1 Projeto do rastreador solar

O projeto do *hardware* do módulo para controle de posição é apresentado nesta Subseção. A norma IEC 62817 estabelece os requisitos mínimos para o projeto de rastreadores, sendo necessários ensaios de campo para validação. Devido à finalidade da planta (educacional e aplicações em pesquisas), o desenvolvimento deste projeto não considera os requisitos de resistência a intempéries ambientais e ciclos de trabalho para validar a vida útil do rastreador. Na Figura 34 é exibida uma visão global do módulo. Os desenhos técnicos estão no Apêndice B, incluindo o projeto detalhado da estrutura mecânica. O módulo fotovoltaico rastreia a radiação solar em dois eixos, sendo o seu ajuste nos ângulos de elevação e azimute.

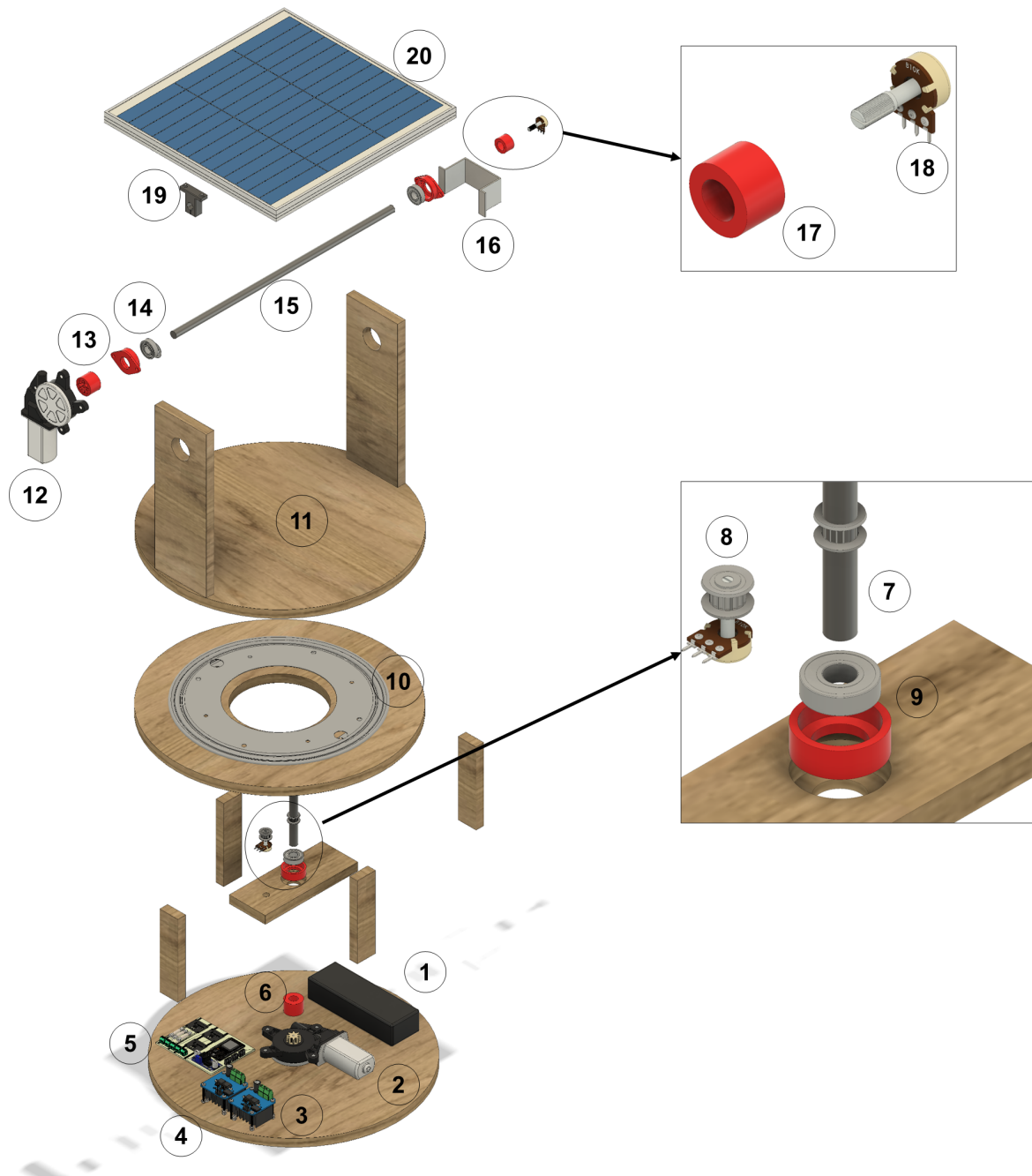


Figura 34 – Visão global do módulo de controle de posição com a disposição física dos elementos.

Fonte: Produzido pelo autor.

A posição do módulo varia de -90° a 90° de elevação e de -135° a 135° no ângulo azimutal, sendo a referência de elevação dada pelo eixo z . A inclinação (ângulo de elevação) do módulo é determinada pelo ângulo entre o vetor ortonormal à superfície do módulo $\vec{p}$ e o eixo z . A referência para o ângulo azimutal está indicada na borda da base fixa. Na Tabela 7 são apresentados os itens exibidos na Figura 34.

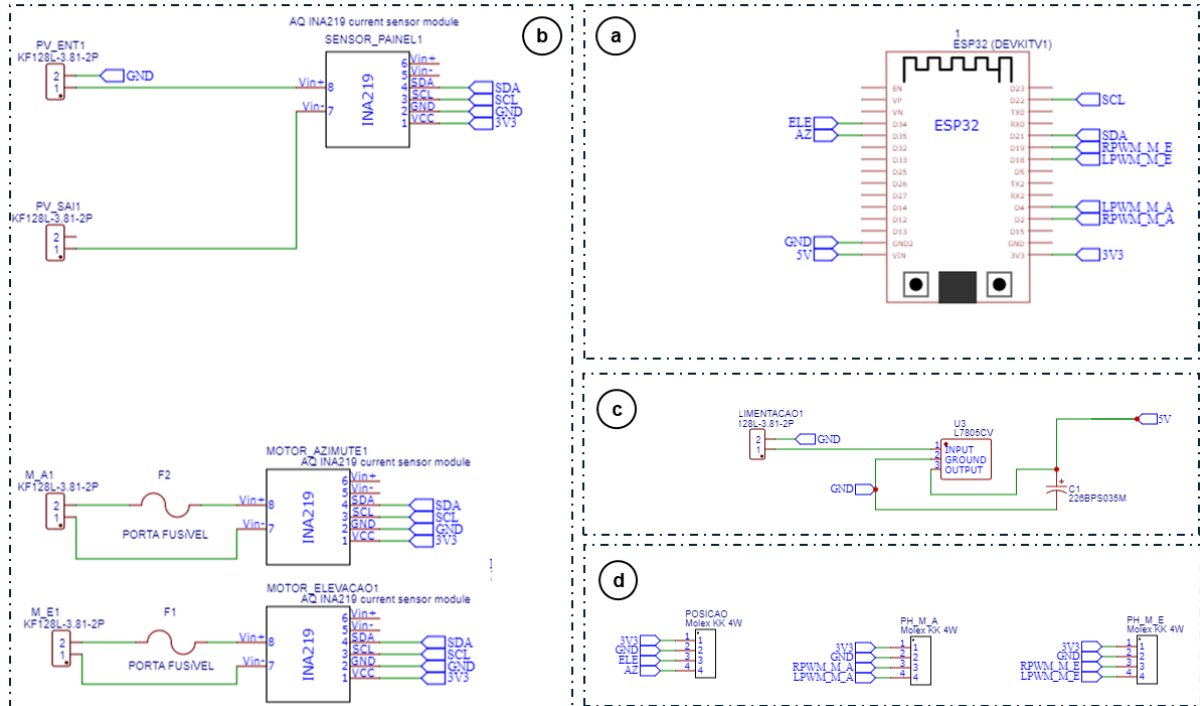
Tabela 7 – Itens do módulo de controle de posição

Item	Descrição
1	Fonte de alimentação
2	Atuador
3	<i>Driver</i> motor de elevação
4	<i>Driver</i> motor azimuth
5	Placa principal
6	Acoplamento motor - eixo linear
7	Eixo linear vertical
8	Sensor de posição
9	Mancal com rolamento horizontal
10	Base fixa
11	Base móvel
12	Atuador de elevação
13	Acoplamento motor - eixo linear
14	Mancal com rolamento vertical
15	Eixo linear horizontal
16	Base de suporte para o sensor de posição
17	Acoplamento eixo - sensor de posição
18	Sensor de posição
19	Suporte
20	Módulo fotovoltaico

Na Tabela 7 é apresentada a descrição dos itens que compõe o módulo rastreador de acordo com a Figura 34. O mecanismo de elevação é montado sob mancais com rolamentos ⑭, com o objetivo de diminuir o atrito entre as partes mecânicas e aumentar a eficiência do sistema. O eixo linear ⑮ transmite o conjugado mecânico desenvolvido pelo atuador de elevação ⑫ ao módulo fotovoltaico por meio do suporte sk12 ⑰; o acoplamento ⑬ entre o atuador e o eixo é projetado sob medida para evitar erros entre a posição do eixo do atuador e o eixo linear de transmissão. O ângulo de elevação é aferido pelo sensor de posição ⑱, que é conectado ao eixo linear por meio do acoplamento ⑰.

O sistema de elevação é montado sobre a base móvel ⑪, instalada sob a base fixa ⑩. Um mecanismo giratório em formato de disco é utilizado para auxiliar no movimento azimuthal. O eixo linear ⑦, instalado na vertical sob o mancal com rolamento ⑨, transmite o conjugado mecânico do atuador azimuthal ② para a base móvel. O ângulo azimuthal é transferido para o sensor de posição ⑧ via sistema de engrenagens e correia na razão de transmissão 1:1. Conforme exibido na Figura 35, a placa principal ⑤ engloba sensores de tensão e corrente, circuitos de proteção, regulador de tensão e o módulo do microcontrolador. Essa placa é responsável por monitorar e controlar todo o sistema, fazendo a aquisição de sinais do sistema por meio dos sensores e controlando os atuadores por meio dos *drivers* dos motores ③ e ④, também é responsável por realizar a comunicação com o SIRIS, recebendo as coordenadas de referência para o módulo fotovoltaico. A fonte de alimentação

- ① fornece tensão CC estabilizada para os circuitos de controle e atuadores.



Fonte: Produzido pelo autor.

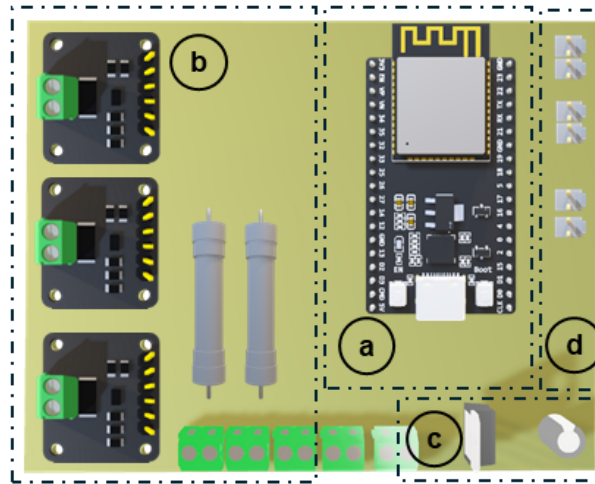


Figura 35 – O bloco ① simboliza o microcontrolador do módulo. O bloco ② representa os fusíveis de proteção dos motores e os sensores de corrente e tensão. O circuito regulador de tensão é apresentado no bloco ③. O bloco ④ simboliza os bornes de conexão da placa principal com os sensores de posição e a comunicação lógica com os drives dos atuadores.

Fonte: Produzido pelo autor.

A estrutura do circuito, elaborada no *software* EasyEDA®, é exibida na Figura 35. A fonte de alimentação de 12 V é conectada aos bornes de entrada da placa e regulada

para 5 V, pelo circuito do bloco © para alimentar o microcontrolador (bloco @). Os sinais de comandos gerados no microcontroladores são enviados aos *drivers* de potência, por meio dos bornes (bloco ©), para controle dos atuadores.

5.2.2 Implementação em *hardware*

A montagem do sistema é parte crucial do desenvolvimento do projeto, pois permite os testes unitários e de integração para validar o produto. Na Figura 36 é exibido o módulo para controle de posição do CPS proposto.

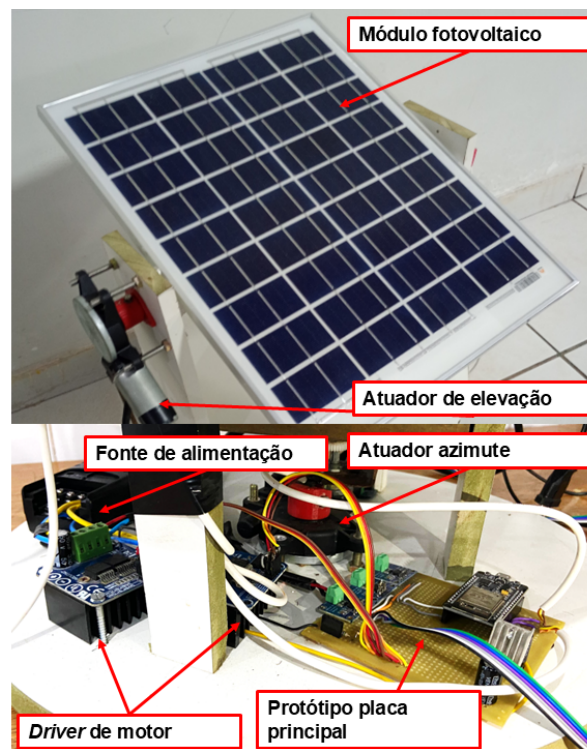


Figura 36 – Implementação em *hardware* do módulo de controle de posição do CPS.

Fonte: Produzido pelo autor.

Na Figura 36 é exibida a estrutura física do módulo, o atuador do ângulo de elevação acoplado ao eixo linear que apoia o módulo fotovoltaico. O módulo de controle de posição atua, a partir de coordenadas enviadas pelo SIRIS, deslocando o módulo fotovoltaico para a posição de maior irradiação. O projeto da estrutura e a lista de materiais utilizados são apresentados no Apêndice B.

5.2.3 Experimentos

A avaliação do controlador proposto segue procedimentos sistematizados, sendo realizados experimentos computacionais para analisar o rastreamento da posição de referência e a convergência do algoritmo da ADHDP, via mínimos quadrados, sendo

consideradas variações paramétricas na planta. Os parâmetros da planta são calculados e os resultados apresentados na Subseção 5.2.3.1. Na Subseção 5.2.3.2 é realizada simulação para verificar a convergência do controlador ótimo, utilizando a metodologia fundamentada na Seção 3.5.3.

5.2.3.1 Estimação dos parâmetros da planta

A modelagem da planta é apresentada no Apêndice A. A planta é dividida em atuador e processo, sendo o atuador um motor CC de ímã permanente e o processo uma caixa de redução de velocidade unidirecional acoplada ao conjunto eixo linear e módulo fotovoltaico. O motor CC possui parâmetros associados à parte elétrica, sendo a resistência de armadura R_a , indutância equivalente de armadura L_a e uma constante elétrica k_e . A constante de atrito b_m , o coeficiente de inércia J e a constante mecânica k_m caracterizam o comportamento dinâmico do motor.

Ensaio com o rotor bloqueado possibilitam a estimação de R_a e L_a . O ensaio para determinar o valor de R_a adota o método a quatro fios, conforme proposto pela IEEE 133. A tensão aplicada limita-se a 1,4 V e a corrente é aferida pelo sensor instalado no CPS. O resultado obtido considera a média 400 amostras, sendo $R_a = 0,8254 \Omega$.

Uma tensão alternada na frequência (f) de 60 Hz e amplitude máxima de um Volt é aplicada ao circuito de armadura para determinar a indutância da armadura. O nível de tensão é selecionado para limitar a corrente do ensaio, possibilitando a utilização, sem sobreaquecimento, das escovas do motor no experimento. O ensaio é realizado com três níveis de tensão equidistantes. O ângulo de fase entre a tensão e a corrente θ_{vi} é aferido por meio de um osciloscópio, considerando uma resistência de prova para a aquisição do sinal de corrente. A indutância é calculada por meio da relação dada por [70]

$$L_a = \frac{V_a \cdot \sin \theta_{vi}}{I_a \cdot 2\pi \cdot f}, \quad (5.1)$$

sendo possível determinar $L_a = 7,54$ mH, sendo a média dos resultados para os três níveis de tensão selecionados.

A constante do motor k_e é calculada com a máquina elétrica operando como gerador. Uma velocidade ω conhecida é aplicada no eixo da máquina e aferida a tensão gerada nos terminais da armadura E_a . Devido à dificuldade em medir o fluxo magnético ϕ , e considerando que a máquina é de ímã permanente, essa grandeza é anexada à constante elétrica da máquina, na forma dada por $k_e = k\phi$. Desta forma, é possível calcular k_e por meio da relação dada por $k_e = \frac{E_a}{\omega}$. Um total de mil aquisição de sinais, em cinco níveis de velocidades, são utilizados no ensaio, sendo $k_e = 15,1$ mV.s/rad.

Considerando $k_m = k_e$, b_m é determinado através do ensaio a vazio, com o motor em regime permanente, por meio da relação $b_m = \frac{k_m I_a}{\omega}$. A partir desse ensaio, é possível

determinar J por meio das curvas de desaceleração, dadas por $\omega(t) = \omega_0 e^{-\frac{b_m}{J}t}$. A norma IEEE 113 aborda o ensaio para determinar J por meio da relação dada por

$$J = \frac{P_{at} \cdot 10^6}{c \cdot n \cdot \frac{dn}{dt}}, \quad (5.2)$$

sendo P_{at} as perdas por atrito em kW, n a velocidade em RPM, $\frac{dn}{dt}$ a taxa de desaceleração em RPM/s e c uma constante de transformação igual a 10,97.

O ensaio utilizado aplica degraus de tensão com amplitudes variadas, separados por intervalos sem alimentação, com a finalidade de acelerar o motor a diferentes velocidades para analisar o comportamento de b_m em regime permanente e calcular J através das respostas naturais do sistema. Os sinais de velocidade são aferidos por um *encoder* e os de corrente são medidos pelo sensor da planta; ambos são processados pelo microcontrolador e os sinais são enviados para o *software* MATLAB®. O ensaio utiliza treze ciclos de trabalho com 40 amostras cada e intervalo de amostragem de 28 ms, sendo o resultado $b_m = 39 \mu\text{N.m.s/rad}$ e $J = 12,775 \mu\text{kg.m}^2$.

A caixa de redução apresenta uma relação de $N = \frac{1}{65}$, sendo unidirecional, isto é, um torque aplicado à saída não altera a posição da entrada. Essa característica impossibilita a modelagem do coeficiente de inércia do processo pelo procedimento adotado. O coeficiente de atrito do processo b_p , que engloba o atrito presente na caixa de redução e o atrito do eixo com os mancais de rolamento, teve resultado do ensaio $b_p = 5,156 \text{ mN.m.s/rad}$.

A massa m do módulo e do suporte para guia linear é de 1,670 kg, sendo a distância do centro de massa $l_p = 3 \text{ cm}$. Modelada e aferida no *software* Fusion®. A massa desse conjunto caracteriza a massa do pêndulo. Na Tabela 8 é apresentada a estimação dos parâmetros elétricos e mecânicos da planta.

Tabela 8 – Parâmetros da planta

Parâmetro	Descrição
R_a	0,8254 Ω
L_a	7,54 mH
k_e	15,1 mV.s/rad
b_m	39 μ N.m.s/rad
J	12,775 μ kg.m ²
N	1 : 65
b_p	5,156 mN.m.s/rad
m	1,670 kg
l_p	3 cm

5.2.3.2 Análise de convergência da sintonia do controlador DLQT via ADHDP

A avaliação da sintonia, via ADHDP, do controlador ótimo é realizada neste experimento por meio de simulações no *software* MATLAB®. O procedimento se baseia

no modelo equivalente discreto modelado conforme a Equação (A.19) do Apêndice A, considerando os parâmetros apresentados na Tabela 8. O comportamento do sistema linearizado, discretizado por meio do segurador de ordem zero com tempo de amostragem de 28 ms, é determinado pelas matrizes dadas por

$$A_d = \begin{bmatrix} -0,0791 & -0,8082 & 0,0053 \\ 0,1101 & 0,5821 & -0,0061 \\ 0,0027 & 0,0228 & 0,9999 \end{bmatrix}, \quad (5.3)$$

$$B_d = \begin{bmatrix} 0,8834 \\ 0,3566 \\ 0,0042 \end{bmatrix} \quad (5.4)$$

e

$$C_d = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (5.5)$$

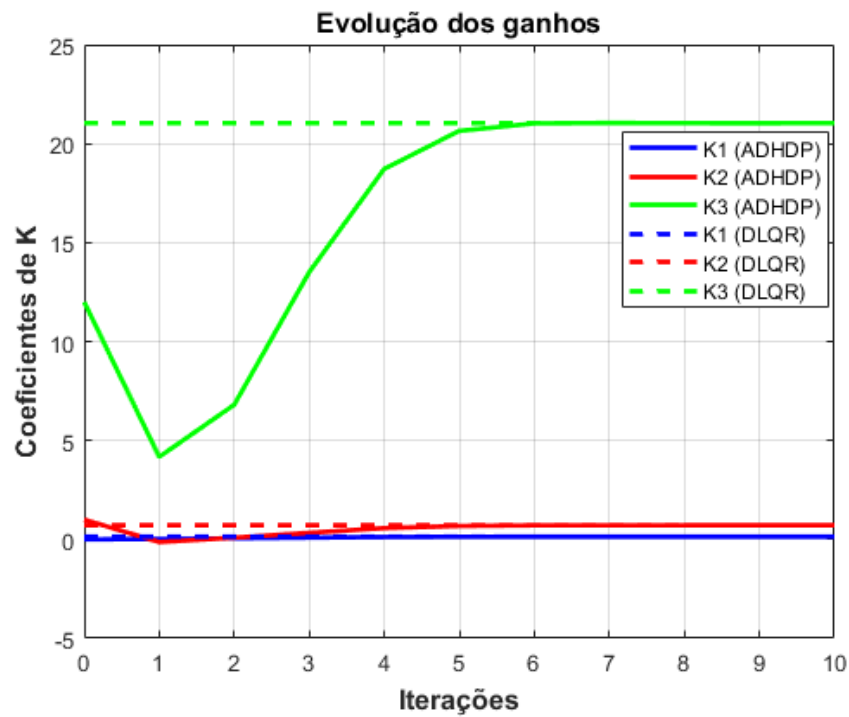
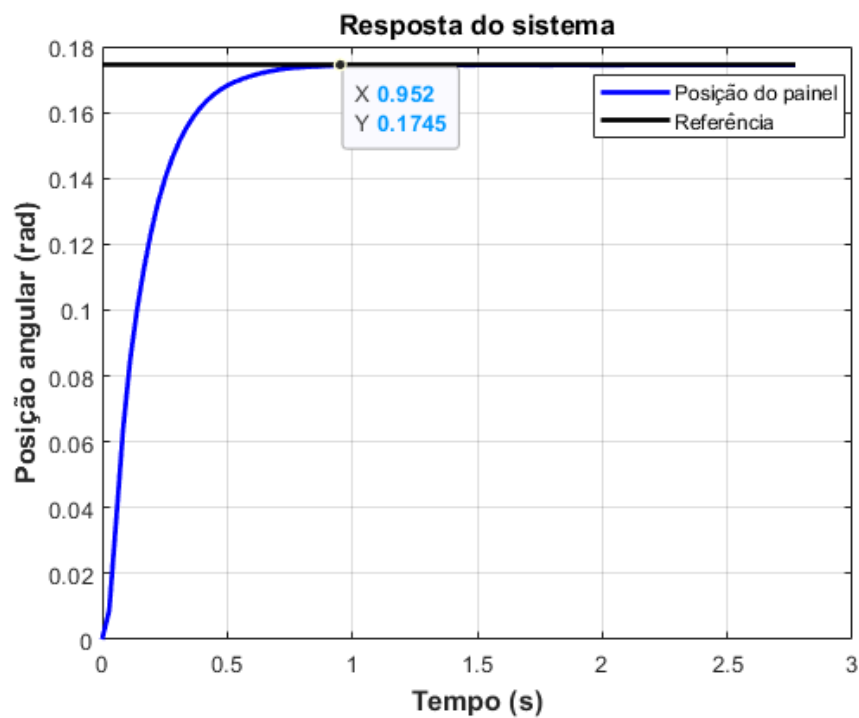
As matrizes de ponderação selecionadas são dadas por

$$Q = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1000 \end{bmatrix} \quad (5.6)$$

e

$$R = \frac{1}{10}. \quad (5.7)$$

As simulações partem do vetor de ganhos $\begin{bmatrix} 0 & 1 & 12 \end{bmatrix}$, estados nulos e H sendo a matriz identidade. A matriz Q é selecionada priorizando o deslocamento do módulo fotovoltaico. A fim de evitar a dependência linear do conjunto de regressores de *Kronecker*, um sinal de ruído é adicionado à lei de controle. Os estados são simulados por meio das matrizes A_d e B_d . O algoritmo para rastreamento da posição do módulo fotovoltaico utiliza 100 iterações, abrangendo 10 atualizações da matriz H e do vetor de ganhos K_{ADHDP} . Nas Figuras 37 e 38 é exibido o comportamento do sistema seguidor de posição controlado via DLQT e sintonizado por meio da ADHDP.

(a) Evolução dos ganhos K_{ADHDP} .

(b) Rastreamento da posição do módulo.

Figura 37 – Comportamento do sistema durante a evolução da sintonia dos ganhos do DLQT, via ADHDP

Fonte: Produzido pelo autor.

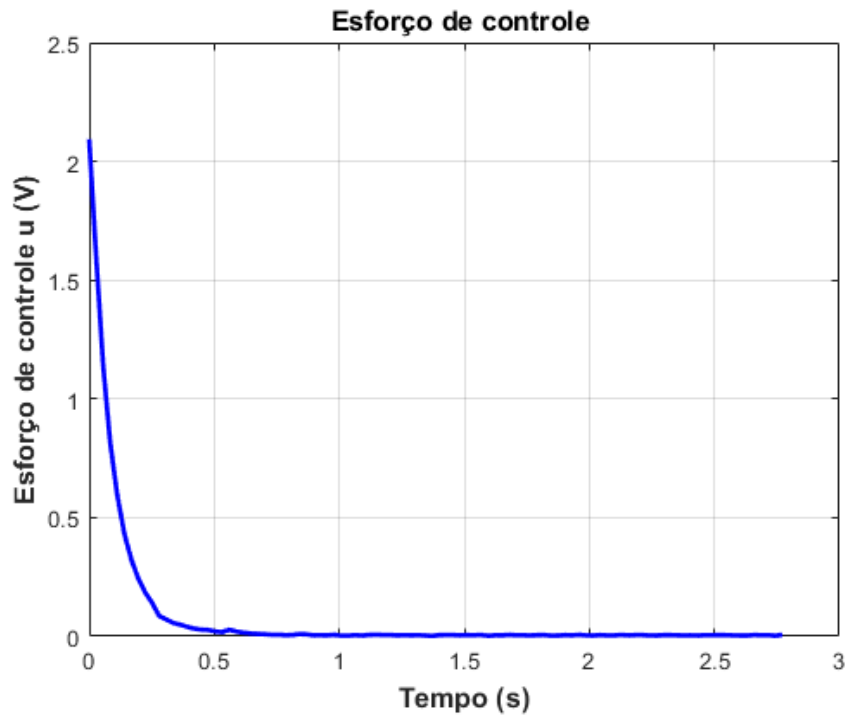
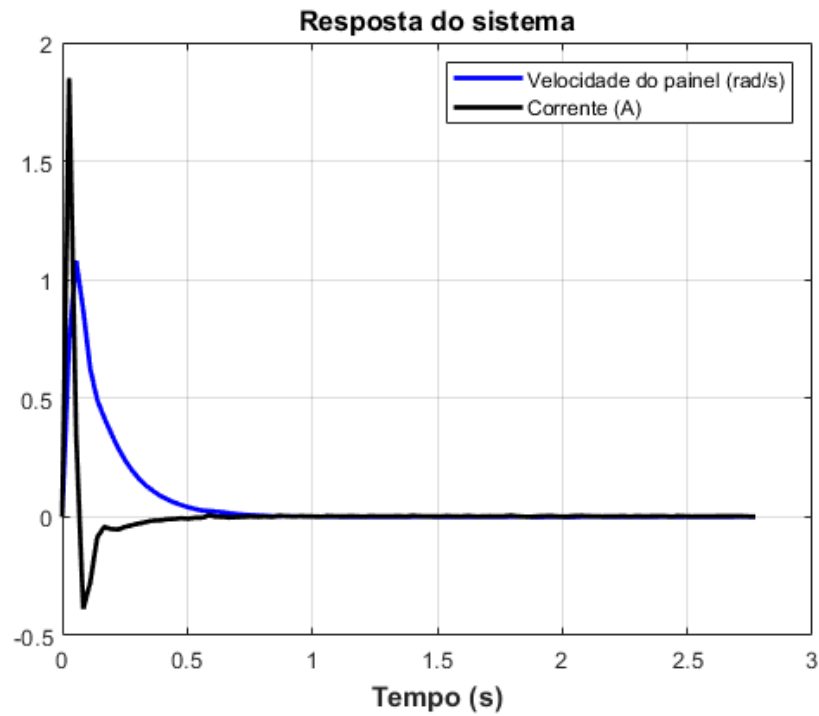
(a) Esforço de controle $u(kt)$.(b) Estados x_1 e x_2 .

Figura 38 – Comportamento do esforço de controle e estados x_1 e x_3 durante a evolução da sintonia dos ganhos do DLQT, via ADHDP

Fonte: Produzido pelo autor.

Na Figura 37a é exibida a evolução dos ganhos, via ADHDP, sendo necessárias seis atualizações da matriz H para convergência. A resposta do método de sintonia é

comparada ao vetor de ganhos ótimos do DLQR (K_{Schur}), obtidos pelo método de *Schur* (apresentado em [71]). Sendo os resultados dados por

$$K_{ADHDP} = [0,1398 \quad 0,7160 \quad 21,0348] \quad (5.8)$$

e

$$K_{Schur} = [0,1398 \quad 0,7162 \quad 21,0373]. \quad (5.9)$$

O erro normalizado máximo é igual a 0,0279%, validando a metodologia utilizada. Na Figura 37b é exibido o deslocamento do módulo fotovoltaico em direção ao ângulo de referência. Em aproximadamente 952 ms, o módulo rastreia a posição de referência sem sobressinal e sem erro de regime permanente. Na Figura 38a é exibido o comportamento do esforço de controle, que inicia em aproximadamente 2,1 V e decai exponencialmente a zero. Vale ressaltar que, em regime estacionário, o esforço de controle é nulo, pois, após o atuador posicionar o módulo na referência, não é necessário manter a tensão aplicada ao motor.

Na Figura 38b é exibido o comportamento dos estados x_1 e x_2 , sendo os dois estados iniciando em zero. O primeiro é uma resposta das características elétricas do motor, representado pela corrente da armadura, com pico de 1,85 A. O segundo caracteriza a velocidade angular do módulo, com pico de 1,08 rad/s. Os dois estados são regulados para zero em aproximadamente 952 ms, o mesmo tempo que o sistema leva para rastrear a posição de referência.

5.2.3.3 Análise de desempenho do controlador DLQR, via ADHDP, sob variações paramétricas

A abordagem ADHDP sob variações paramétricas é comparada aos controlador PID e DLQT clássico, sendo o referência dada pela trajetória ótima, isto é, a resposta do sistema com o vetor de ganhos ótimos atualizado após a variação paramétrica. Esta análise é importante porque alguns parâmetros da planta variam, como R_a e ϕ que se alteram com a variação de temperatura. Embora, o campo magnético principal do motor seja proveniente de ímã permanente, o ϕ depende da reação de armadura, pois em correntes elevadas há deslocamento do plano neutro, redução do ϕ e, conseqüentemente, aumento da velocidade do rotor. O experimento considera, a título de exemplo, variação de 20% da indutância de armadura do motor. Na Figura 39 é exibida a evolução dos ganhos após a variação paramétrica.

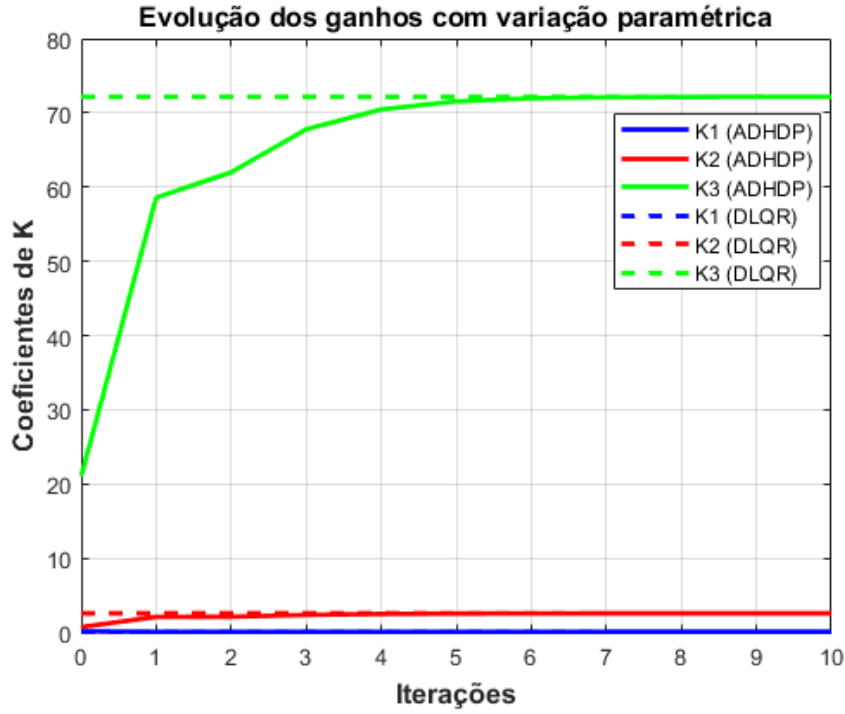


Figura 39 – Evolução dos ganhos K_{ADHDP} sob variações paramétricas.

O comportamento exibido na Figura 39 inicia com os ganhos ótimos da Equação (5.8) e converge para um novo vetor dado por

$$K_{ADHDP} = [0,0824 \quad 2,5658 \quad 72,1706], \quad (5.10)$$

sendo comparado a solução ótima. Em seis atualizações, o vetor de ganho converge para a solução calculada pelo método de *Schur*. As matrizes atualizadas, considerando a variação paramétrica, são dadas por

$$A_d = \begin{bmatrix} -0,0219 & -0,6449 & 0,0063 \\ 0,0176 & 0,5175 & -0,0056 \\ 0,0006 & 0,0209 & 0,9999 \end{bmatrix} \quad (5.11)$$

e

$$B_d = \begin{bmatrix} 0,1458 \\ 0,0856 \\ 0,0012 \end{bmatrix}. \quad (5.12)$$

Na Figura 40 é exibida a trajetória do sistema de rastreamento de posição do módulo fotovoltaico. Considerando a resposta da planta ao controlador DLQT, sintonizado após a variação paramétrica, como referência (trajetória ótima). A abordagem compara três controladores, sendo o DLQT *offline* e o PID sintonizados antes da variação paramétrica, e o DLQT via ADHDP.

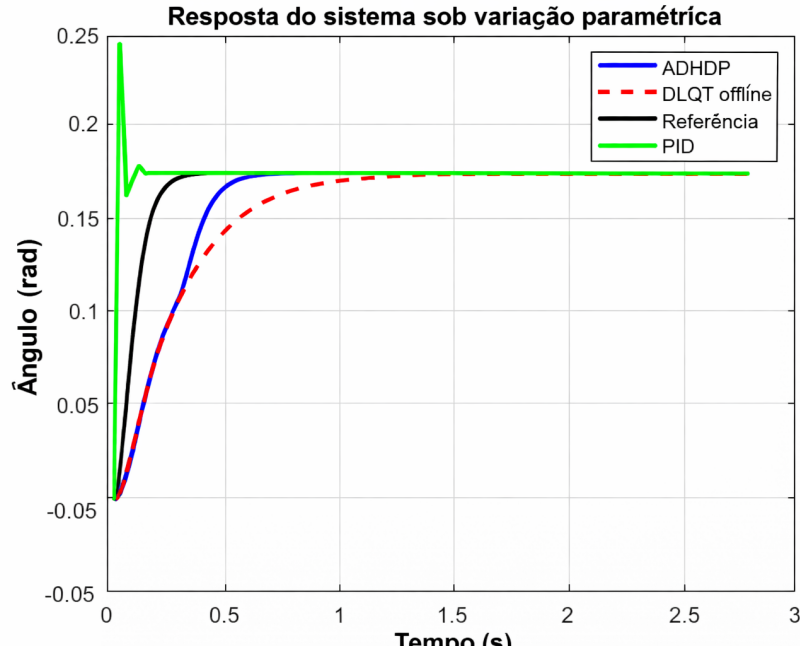


Figura 40 – Resposta do sistema de rastreamento da posição do módulo fotovoltaico sob variações paramétricas.

Fonte: Produzido pelo autor.

Conforme exibido na Figura 40, a resposta do sistema utilizando o controlador PID, sintonizado pelo método de Ziegler-Nichols baseado na sensibilidade crítica, exposto em [57], apresenta tempo de subida menor que os demais; no entanto, tem sobressinal muito grande. As trajetórias do controlador sintonizado via ADHDP e do DLQT clássico (*offline*) são as mesmas até 0,28 s, pois nas dez primeiras iterações o vetor de ganhos é o mesmo para as duas situações, a partir da primeira atualização da matriz H a trajetória via ADHDP fica mais próxima à trajetória de referência do que a do DLQT clássico. Na Figura 41 é exibido o comportamento do esforço de controle

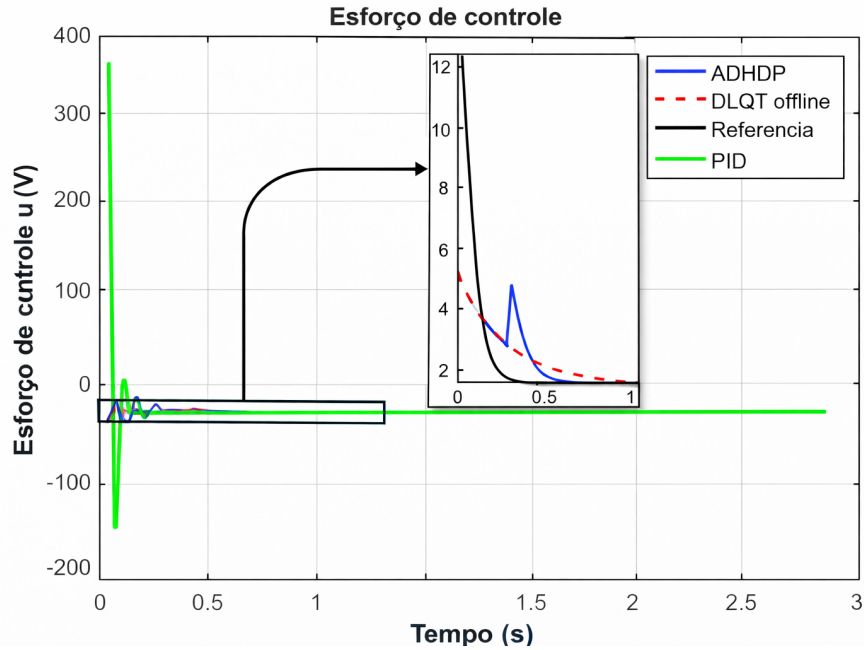


Figura 41 – Esforço de controle $u(kt)$.

Fonte: Produzido pelo autor.

É importante observar na Figura 41 que o esforço de controle do controlador PID é exacerbado em relação aos demais, sendo o valor de pico de aproximadamente 380 V, na aplicação prática da planta representa saturação da fonte de alimentação, que é limitada a 12 V, enquanto os demais controladores têm valores iniciais a baixo de 12 V. É possível observar uma variação brusca no esforço de controle do controlador sintonizado via ADHDP em 0,28 s, devido a atualização do vetor de ganhos.

5.2.3.4 Análise de sensibilidade a ruídos na medição da sintonia do controlador DLQT, via ADHDP

Os CAD's conectam o mundo analógico e o digital, permitindo converter sinais detectados em sinais discretos, que podem ser processados em um microcontrolador. O desempenho do CAD geralmente limita por cima o desempenho geral do sistema. Conversores sigma-delta são considerados CAD's de alta precisão e combinam modelagem de ruído e super-amostragem e frequentemente utilizados em sistemas embarcados [72]. A análise da ADHDP, considerando ruídos na medição, é fundamental para a aplicação em uma planta física, pois mesmos os sensores de alta precisão apresentam incertezas na medição. Na Figura 42 é exibido o resultado do experimento computacional, considerando ruídos no estado x_3 .

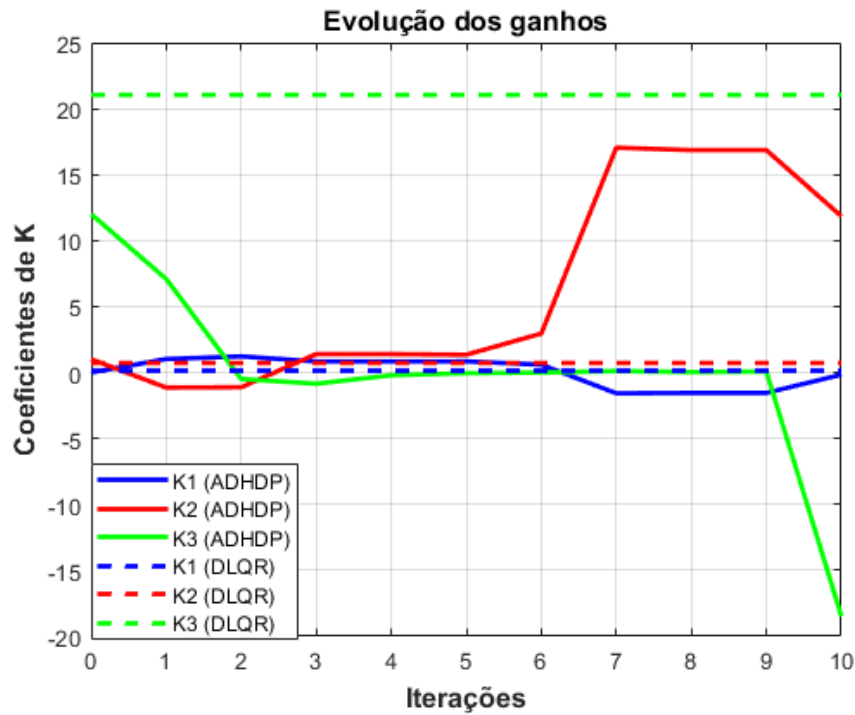
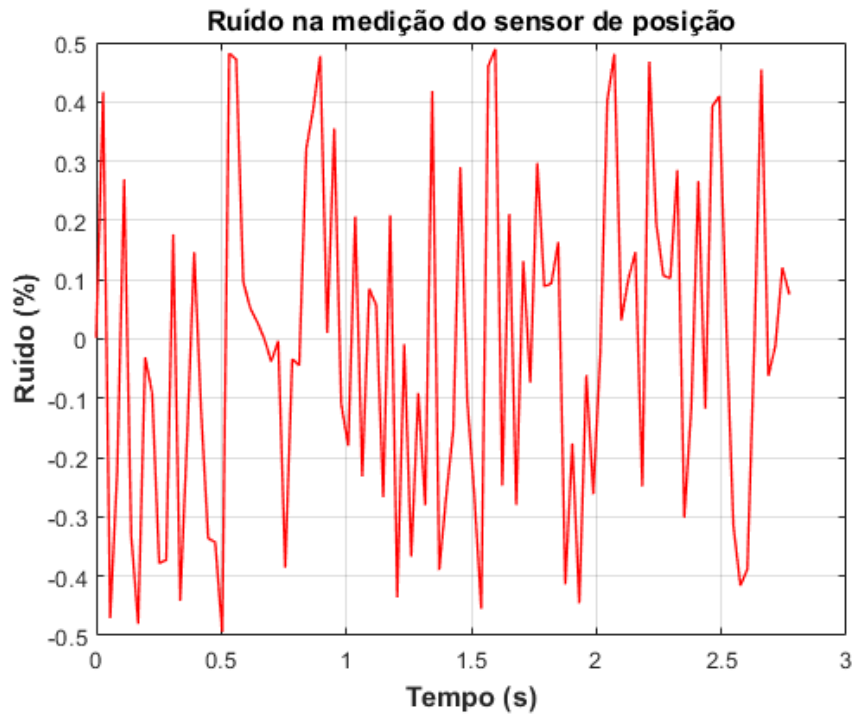
(a) Evolução dos ganhos K_{ADHDP} .(b) Ruído utilizado na medição do estado x_3 .

Figura 42 – Sintonia do controlador DLQT, via ADHDP, com ruídos na medição.

Fonte: Produzido pelo autor.

O ruído é normalizado em 0,5 % do valor do estado, conforme exibido na Figura 42b. Na Figura 42a é exibida a evolução dos ganhos, via ADHDP. A resposta do método de sintonia é comparada ao vetor de ganhos ótimos do DLQR (K_{Schur}), obtidos pelo método

de *Schur* (apresentado em [71]), sendo os resultados dados por

$$K_{ADHDP} = \begin{bmatrix} -0,1594 & 11,8447 & -18,4601 \end{bmatrix} \quad (5.13)$$

e

$$K_{Schur} = \begin{bmatrix} 0,1398 & 0,7162 & 21,0373 \end{bmatrix}. \quad (5.14)$$

O resultado da sintonia do controlador ótimo pelo método proposto é afetada por ruídos na medição dos estados.

5.3 Testes funcionais

Os testes funcionais são fundamentais no desenvolvimento do CPS, pois visam garantir que todo o sistema vai operar conforme o especificado, sendo necessários testes e ensaios individuais e em conjunto. A Subseção 5.3.1 apresenta testes unitários do CPS, conforme sexta etapa do fluxo de projeto exibido na Figura 12, sendo analisado o desempenho dos dispositivos e testes de rastreamento de posição do módulo, realizado em *hardware*. A Subseção 5.3.2 representa a última etapa do fluxo de projeto (testes de integração).

5.3.1 Teste do módulo de controle de posição

A avaliação do módulo de controle de posição é um teste unitário com a finalidade de analisar a confiabilidade do sistema e desempenho do controlador DLQT *online*, observando os componentes estruturais, microcontrolador, sensores e os demais dispositivos do módulo funcionam conforme especificado. Inicialmente os dispositivos são testados de forma independente. Os ensaios que demandam medição de tensão e análise de sinais utilizam como referência um osciloscópio digital modelo DSO-X 2004A, que possibilita uma sensibilidade de até 5 mV por divisão com precisão de $\pm 2\%$.

A fonte de alimentação é avaliada em termos da regulação da tensão de saída, pois uma grande variação do valor nominal interfere diretamente na tensão aplicada aos atuadores. Considerando que os atuadores operam de forma sequencial, a corrente de ensaio é 3 A. A regulação de tensão (R_V) é dada por

$$R_V = \frac{V_{vazio} - V_{carga}}{V_{carga}} \times 100\%, \quad (5.15)$$

sendo V_{vazio} a tensão de saída sem carga conectada e V_{carga} a tensão aferida quando uma carga de 3 A é drenada da fonte. O experimento apontou $R_V < 1\%$. Os procedimentos de testes e ensaios dos atuadores está descrito na Subseção 5.2.3.1. O Drive dos atuadores é avaliado por meio de ensaios que aplicam sinais de PWM, mapeando o ciclo de trabalho desses conversores, para validar a Equação (4.18). A entrada do *driver* é conectada a fonte

de alimentação e a saída alimenta um atuador. O ciclo de trabalho é alterado e a tensão na saída é aferida conforme apresentado na Tabela 9.

Tabela 9 – Relação entre a ciclo de trabalho do sinal de PWM e a tensão de saída

PWM	Tensão de saída (V)
0	0
20	0,205
40	0,387
60	0,555
80	0,722
100	0,875
120	1,049
140	1,218
160	1,395
200	2,5
400	5
600	7,5
800	10
1000	12,5

O sinal de PWM, produzido pelo microcontrolador, utiliza 10 bits a 15 kHz, para mapear de 0 a 100% o ciclo de trabalho (D) do conversor. A fonte de alimentação fornece 12,8 V. É possível destacar que a relação apresentada na Tabela 4.18 é linear no intervalo entre 2,5 e 12,5 V. Essa análise é fundamental, pois a tensão aplicada ao atuador impacta no algoritmo de sintonia *online* do controlador utilizado no CPS.

Os potenciômetros lineares de 10 k Ω , alimentados pela tensão regulada do microcontrolador, são utilizados como sensores de posição. Esse sensor mapeia os ângulos de elevação e azimute em função da tensão de saída. Ensaios iniciais apresentaram variações na medição de $\pm 1,2\%$, esse erro é devido a oscilações na tensão de saída do regulador do microcontrolador, aferida em 40 mV. O filtro média móvel é utilizado para atenuar essas variações.

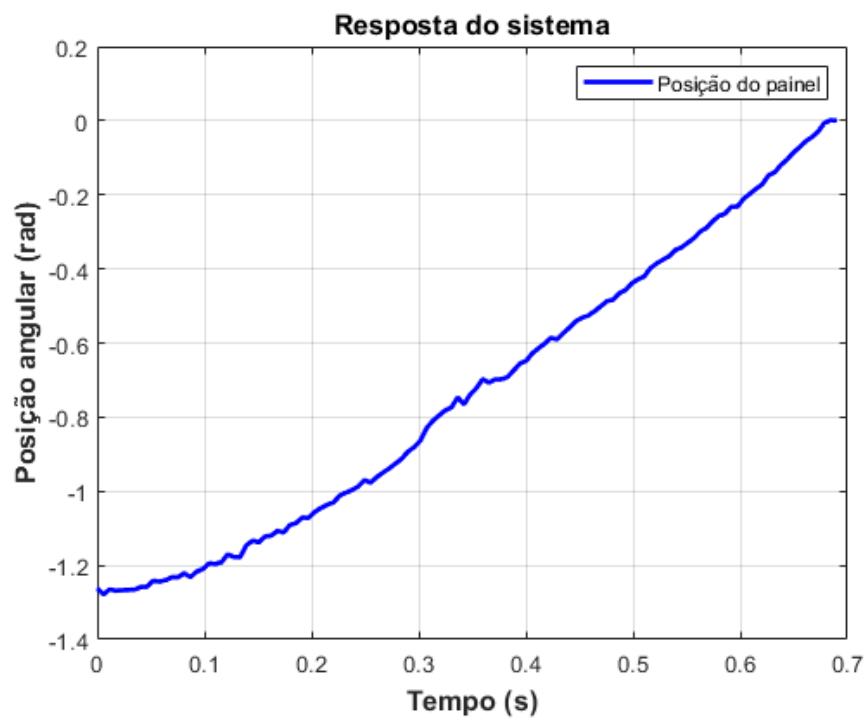
5.3.1.1 Teste de rastreamento de posição do controlador DLQT *online*

O teste de rastreamento de posição tem por finalidade verificar a capacidade do módulo em posicionar o módulo fotovoltaico em uma determinada posição, utilizando um controlador DLQT *online*, sintonizado via ADHDP. O procedimento se baseia nos sinais dos sensores de posição e corrente, na entrada de controle aplicada ao motor e na velocidade angular do módulo, calculada com base na diferença entre a posição atual e a anterior. Essas informações formam o conjunto de estados e entrada do sistema.

A metodologia para solução *online* do controlador ótimo apresentada na Seção 3.5.3, utiliza uma estrutura ator-crítico com algoritmo de avanço no tempo para determinar

decisões ótimas. Conforme a equação de *Bellman* parametrizada para o controlador ótimo é necessário a função valorada no instante $j + 1$, que depende dos estados futuros, para calcular a função valorada atual. No entanto, nesta aplicação são utilizados as medições no instante atual e no instante anterior para atualização da matriz H , representando um salto para trás no tempo.

Na Figura 43 é exibido o deslocamento do módulo fotovoltaico, rastreando a posição pré-determinada. Na Figura 44 é exibido o comportamento do esforço de controle e dos estados x_1 e x_2 , durante a o deslocamento do painel. As condições iniciais para o vetor de ganhos e a matriz H são iguais as utilizadas no experimento computacional da Subseção 5.2.3.2. As matrizes de ponderação das Equações (5.6) e (5.7) são consideradas neste experimento.

(a) Evolução dos ganhos K_{ADHDP} .

(b) Rastreamento da posição do módulo.

Figura 43 – Sintonia do controlador DLQT, via ADHDP.

Fonte: Produzido pelo autor.

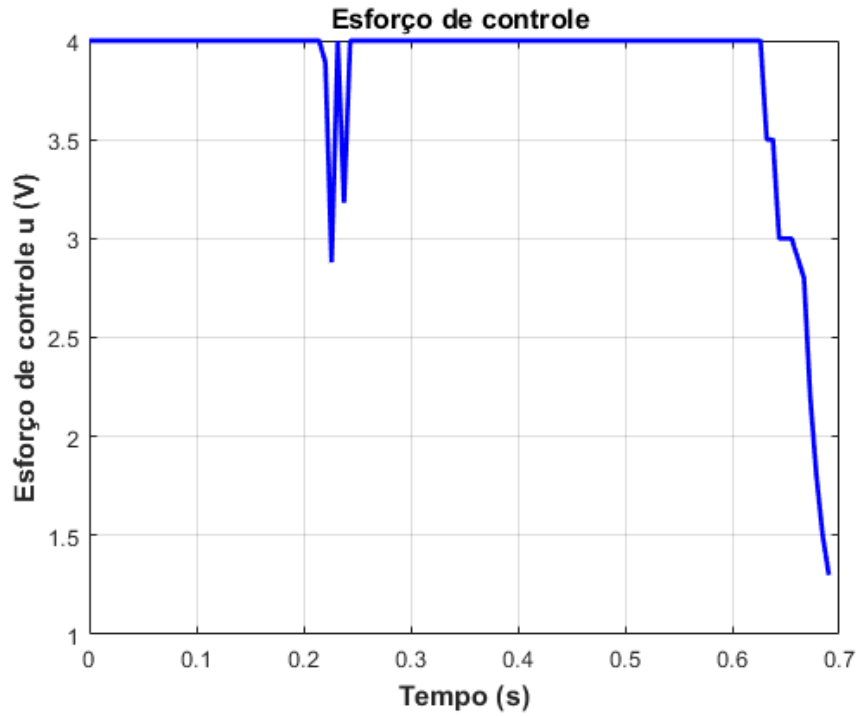
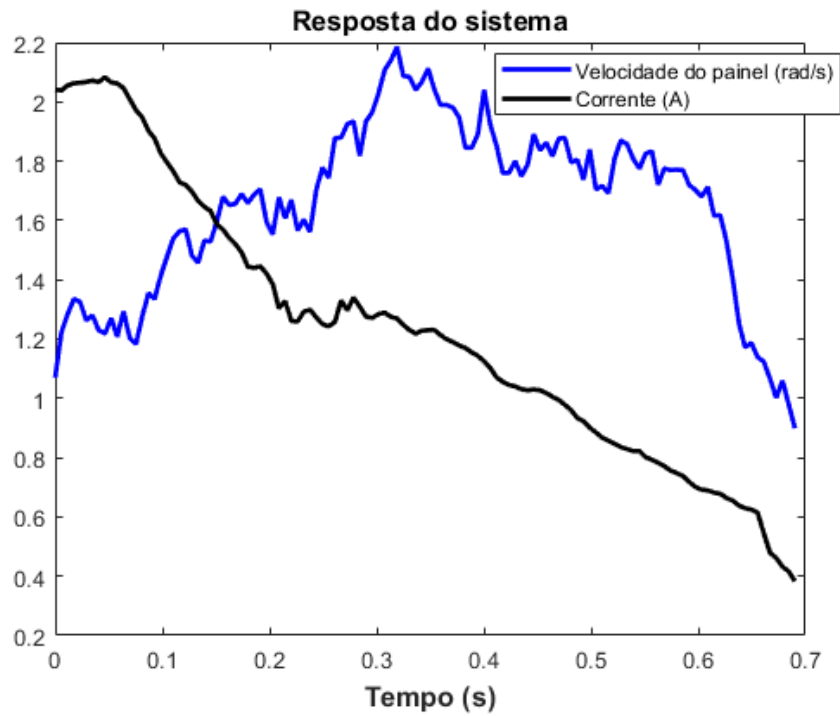
(a) Esforço de controle $u(kt)$.(b) Estados x_1 e x_2 .

Figura 44 – Sintonia do controlador DLQT, via ADHDP.

Fonte: Produzido pelo autor.

O experimento inicia com o módulo fotovoltaico posicionado na inclinação de $-1,26 \text{ rad}$ aproximadamente $72,19^\circ$ e se desloca para a referência informada, conforme exibido na Figura 43b. A análise da convergência dos ganhos leva em consideração o

modelo não linear do sistema, apresentado no Apêndice A, que varia de acordo com o ângulo de inclinação do módulo, na Figura 43a é possível observar que o vetor de ganhos converge em aproximadamente 10 iterações, porém o módulo continua o deslocamento, mudando o seu ponto de operação. A evolução dos ganhos apresenta uma nova tendência de convergência na iteração 20, finalizando com vetor de ganhos dado por

$$K_{ADHDP} = [1,03 \quad 3,05 \quad 19,25]. \quad (5.16)$$

A resposta da sintonia é comparada à solução obtida pelo método de *Schur*, dada pela Equação (5.9), sendo possível determinar um erro de 8,04% para o ganho K_3 . A avaliação desse ganho é fundamental pois refere-se à posição do módulo, sendo priorizado na solução do problema de otimização, conforme Equação 5.6. A alimentação do motor satura em 4 V, conforme exibido na Figura 44a.

Os picos de corrente do motor e de velocidade angular do módulo ocorrem em momentos distintos, conforme exibido na Figura 44b, sendo o primeiro no início do movimento com amplitude de 2,08 A e o segundo em aproximadamente 0,32 s. Essas características são justificadas pelas características da planta, sendo necessário um torque elevado para retirar o módulo do repouso. Conforme o módulo se aproxima da posição de referência ambos os estados tendem a zero.

5.3.1.2 Módulo de controle de posição aplicado a pesquisas

O módulo de controle de posição do CPS proposto é utilizado como planta de pesquisas, sendo realizados testes e validações de diversas metodologias de controle. Nesta Subseção é apresentada a abordagem do controlador PID-LMS (do inglês *Least Mean Squares*), que utiliza o algoritmo adaptativo LMS para ajustar os pesos de uma rede neural perceptron na estrutura do PID. O sinal de erro do sistema em malha fechada é utilizado com entrada da rede perceptron [73]. A atualização dos pesos (sintonia do controlador) é dada por

$$\hat{\omega}(k+1) = \hat{\omega}(k) + \eta e(k) \hat{x}(k), \quad (5.17)$$

sendo $\hat{x}$ o conjunto de sinais x_P, x_I e x_D , respectivamente o sinal do erro $e(k)$, sua integral e derivada; $\hat{\omega}$ os pesos e η a taxa de aprendizado. A função de transferência do modelo apresentado no Apêndice A com os parâmetros estimados na Subseção 5.2.3.1 é dada por

$$G(s) = \frac{2351}{s^3 + 112,4s^2 + 2633s + 29,15}, \quad (5.18)$$

sendo a tensão aplicada à armadura do motor dada como entrada e a saída a posição do módulo fotovoltaico. A implementação do controlador PID-LMS em diagrama de blocos é exibido na Figura 45

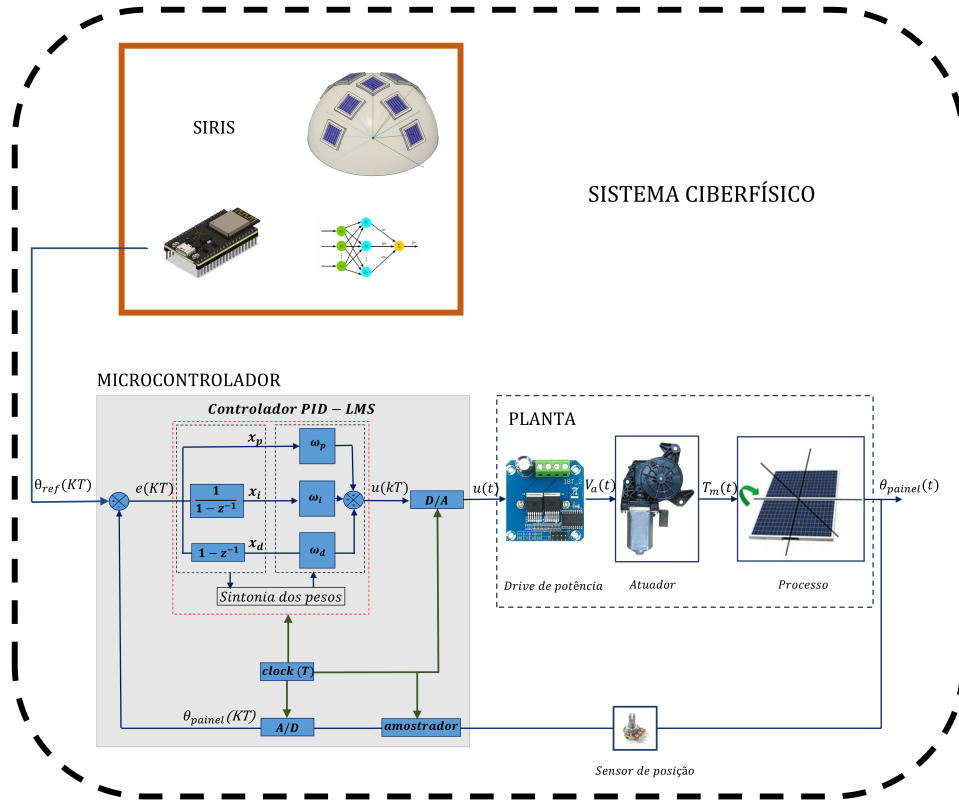


Figura 45 – Diagrama de blocos do sistema em malha fechada do controlador PID-LMS.

Fonte: Adaptado de [20].

O primeiro passo consiste na simulação do sistema em malha fechada. A resposta do sistema simulada em *software*, com passo de integração igual a 1 ms , a partir de uma entrada de referência é exibida na Figura 46.

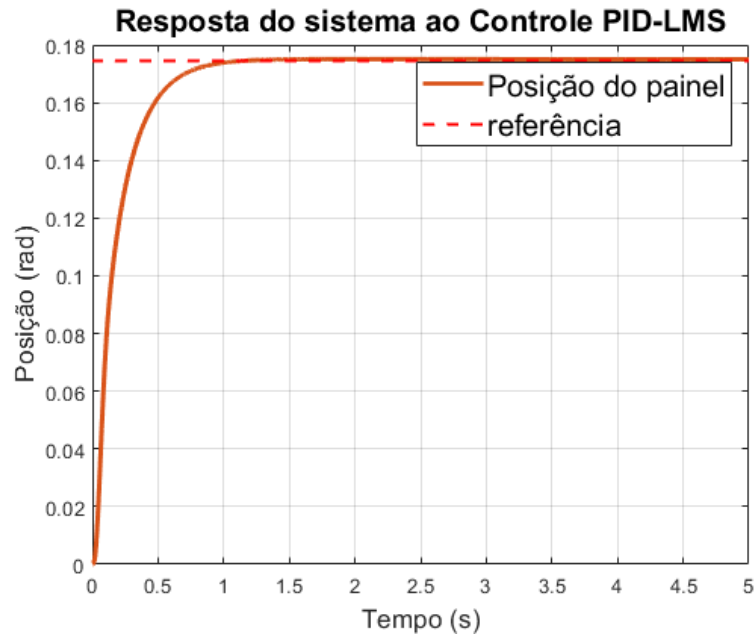


Figura 46 – Resposta do sistema ao controlador PID-LMS.

Fonte: Produzido pelo autor.

Na Figura 46 é exibida a trajetória do módulo fotovoltaico do ponto inicial à referência, sendo o rastreamento realizado em aproximadamente um segundo com sobressinal de 0,3332% e sem erro de regime permanente. A evolução dos ganhos são exibidos na Figura 47. Os pesos associados à integral e derivada do erro (ω_i e ω_d) são inicializadas em zero, enquanto que ω_p tem valor inicial igual a dez.

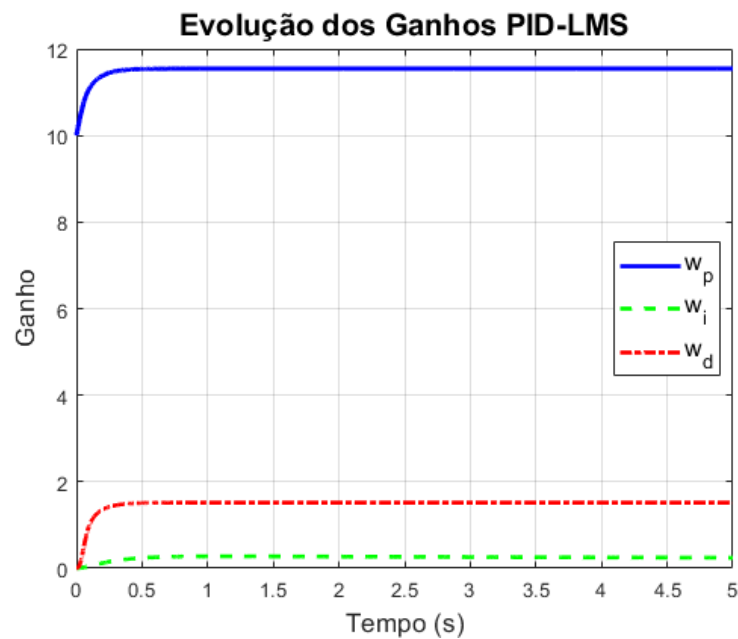


Figura 47 – Evolução dos ganhos do controlador PID-LMS.

Fonte: Produzido pelo autor.

De acordo com observado na Figura 47 os pesos se estabilizam em $[11, 54 \ 0, 24 \ 3, 18]$. Na Figura 48 é exibido o esforço de controle, isto é, a tensão aplicada ao motor.

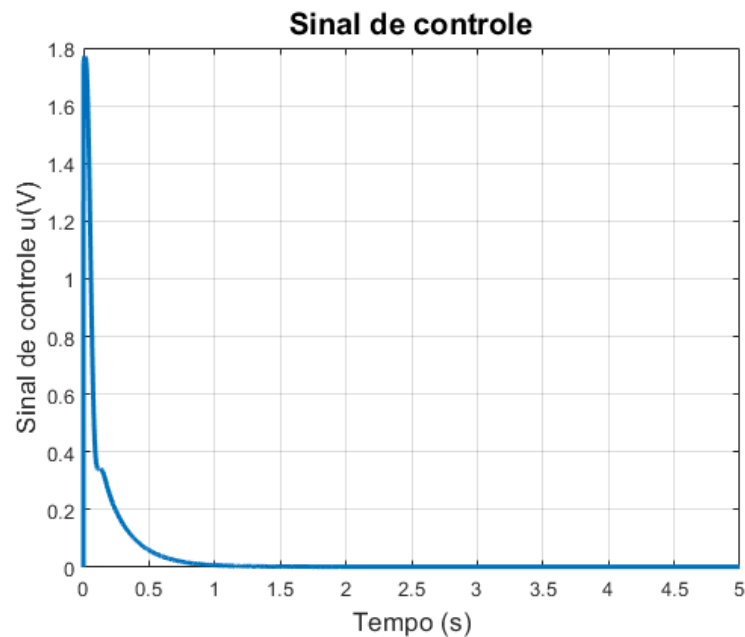
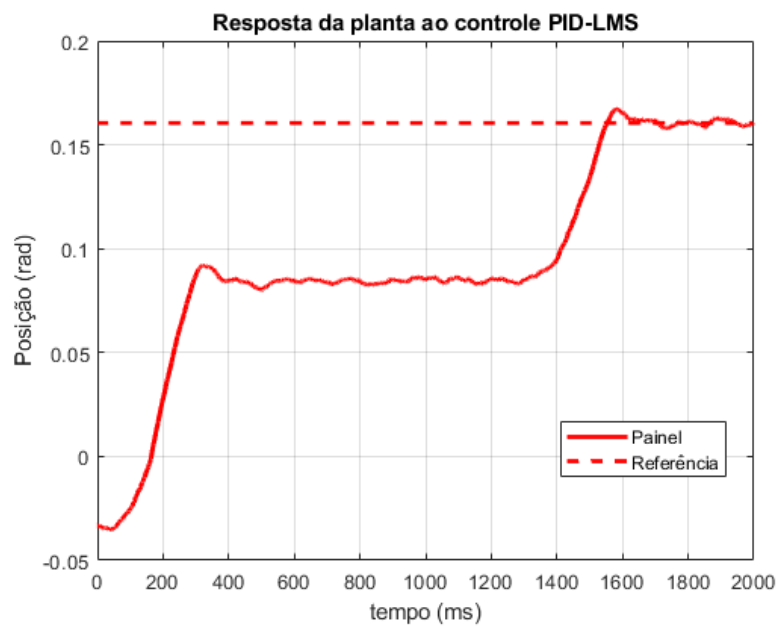


Figura 48 – Esforço de controle do controlador PID-LMS.

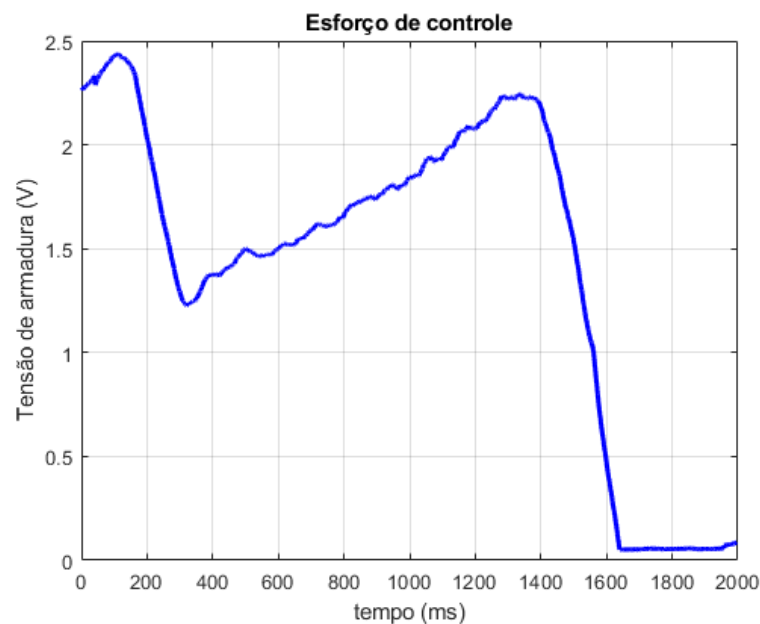
Fonte: Produzido pelo autor.

Conforme Figura 48, há um pico de tensão de 1,75 V aplicado ao motor logo nos primeiros instantes do deslocamento, em aproximadamente 18 ms, esse pico é justificado pelo torque inicial necessário para retirar o módulo da inércia. Após pouco mais de um segundo o esforço de controle vai para zero em regime permanente.

Os resultados simulados são comparados aos obtidos pelo experimento em *hardware*. Na Figura 49 são exibidos os resultados obtidos no módulo de controle de posição, utilizando o controlador PID-LMS embarcado no microcontrolador.



(a) Resposta da planta ao controlador PID-LMS.



(b) Esforço de controle do controlador PID-LMS aplicado à planta.

Figura 49 – Aplicação do controlador PID-LMS.

Fonte: Produzido pelo autor.

Vale ressaltar que os resultados exibidos na Figura 49 não possuem o mesmo comportamento dos resultados simulados, exibidos nas Figuras 45 e 46, devido o torque desenvolvido pelo motor, quando aplicado tensões abaixo de 2 V, ser insuficiente para movimentar o módulo em alguns pontos de operação.

Nas Figuras 49a e 49b é possível notar que considerando a atenuação da diferença entre a referência e a posição do módulo, em aproximadamente 300 ms, o esforço de

controle aplicado diminui e não é suficiente para continuar com o deslocamento do módulo. Devido a ação integral e a atualização dos ganhos o módulo retoma o movimento em em 1,3 s e rasteia a referência em 1,7 s com sobressinal de 3,7%. Na Figura 50 é exibida a evolução dos ganhos obtida no experimento em *hardware*.

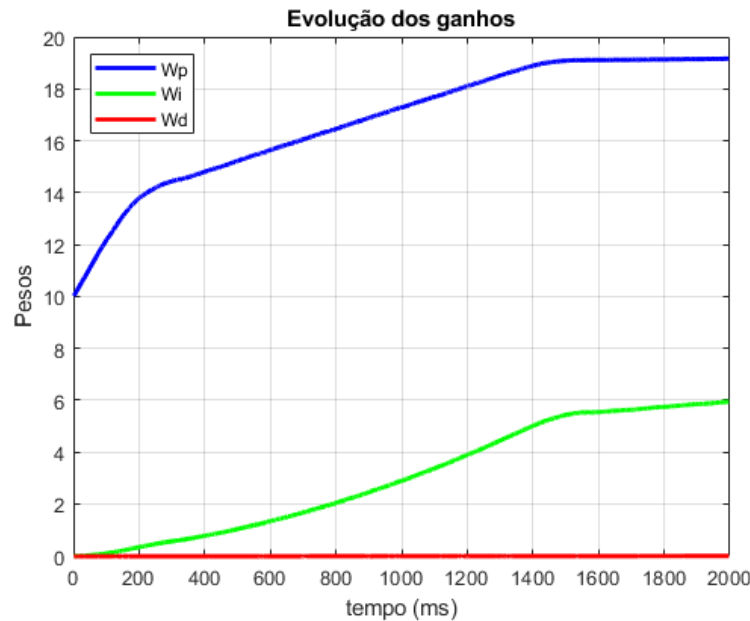


Figura 50 – Evolução dos ganhos do controlador PID-LMS.

Fonte: Produzido pelo autor.

De acordo com observado na Figura 50 os pesos se estabilizam em [19,23 5,81 0,04]. No experimento em *hardware* a taxa de aprendizado aplicado a parcela derivativa do erro é ajustada para atenuar os efeitos dos ruídos na medição. Sendo a justificativa, aliada as não linearidades e incertezas da modelagem da planta, para a evolução dos ganhos não apresentar o mesmo comportamento obtido no experimento simulado.

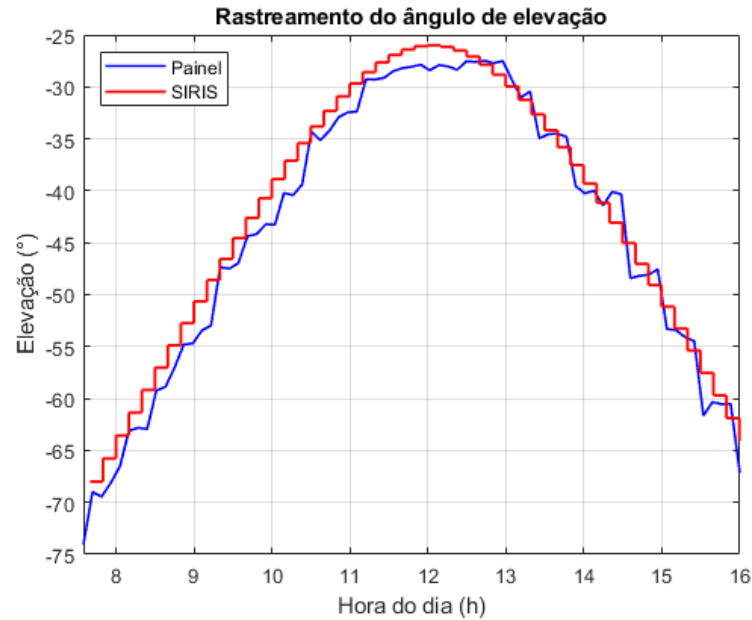
5.3.2 Teste de integração

Nesta Seção é apresentado um teste englobando todas as funcionalidades do sistema ciberfísico, incluindo a parte física com a interação com o ambiente e a parte cibernética, responsável pelo protocolos de comunicação e armazenamento de informações dos dois módulo.

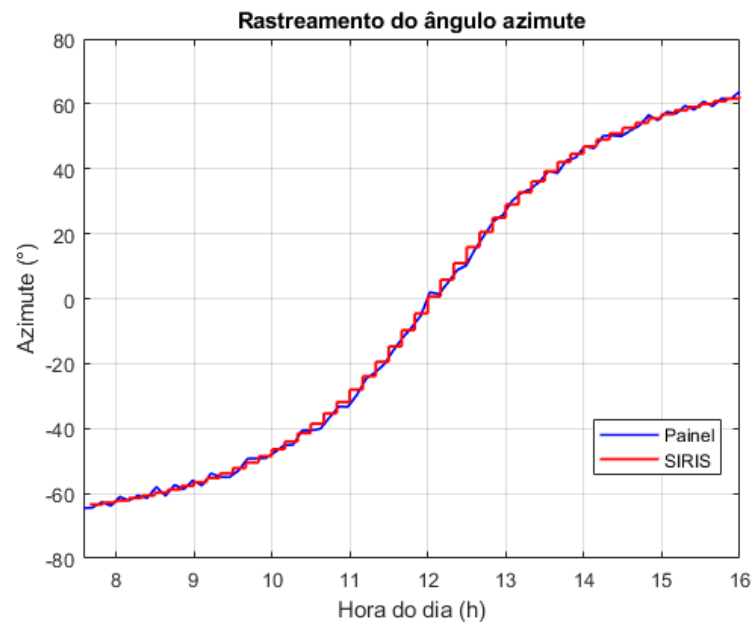
5.3.2.1 Rastreamento de posição

O teste de rastreamento das coordenadas de referência é essencial, pois tem o objetivo de avaliar a capacidade do SIRIS em estimar com precisão a trajetória da irradiação solar e confiabilidade do módulo de controle de posição em seguir as referências, sem apresentar falhas. Na Figura 51 é exibido o deslocamento do módulo fotovoltaico ao

longo do dia, considerando o ângulo de elevação e o de azimute, rastreando as coordenadas estimadas pelo SIRIS. O módulo para posicionamento do módulo fotovoltaico atualiza as coordenadas de referência a cada dez minutos, o intervalo selecionado considera a velocidade deslocamento do MPP e o esforço de controle para retirar o módulo da inércia.



(a) Rastreamento do ângulo de elevação.



(b) Rastreamento do ângulo azimute.

Figura 51 – Posicionamento do módulo fotovoltaico.

Fonte: Produzido pelo autor.

Durante o experimento não foram detectadas falhas nos dispositivos do CPS. O rastreamento da irradiação global é utilizada para maximizar a geração de energia elétrica.

É importante frisar que o deslocamento nos dois eixos são importantes, pois como exibido na Figura 51a, a trajetória da irradiação global, para as coordenadas geográficas e datas do experimento, não inclui o ponto zenital, sendo o ponto de máxima inclinação igual a -26° .

6 Conclusão

Nesta dissertação foi apresentado a concepção e o desenvolvimento do projeto de um sistema ciberfísico aplicado ao rastreamento solar, capaz de estimar o MPP e controlar a posição de um módulo fotovoltaico em dois eixos. A metodologia de fluxo de projeto proposta, o modelo em V , segue uma sequência de etapas pré-definidas e integra sensores inteligentes baseados em Redes Neurais Artificiais (RNA), controle ótimo via rastreador linear quadrático discreto e técnicas de aprendizagem por reforço. As diretrizes do modelo em V foram essenciais para o desenvolvimento do projeto, sendo cumpridas todas as etapas necessárias.

A estimativa do ângulo de máxima irradiância foi realizada com sucesso utilizando minicélulas fotovoltaicas e aprendizagem supervisionado, demonstrando boa acurácia na determinação do MPP. O módulo de controle de posição foi implementado com base em DLQT sintonizado via ADHDP, demonstrando robustez sob variações paramétricas, sendo realizada a comparação da metodologia de controle proposta com o DLQT clássico e o PID. Os resultados indicaram a viabilidade de utilização do controlador embarcado em um microcontrolador de baixo custo, com comunicação cibernética eficiente.

O CPS proposto também mostrou ser uma plataforma versátil para testes *online*, validação de algoritmos de controle e análise de desempenho, integrando conceitos de *IoT*, aprendizagem de máquina e instrumentação embarcada. A principal contribuição está na elaboração do projeto de forma sistematizada, utilizando um fluxo de projeto bem definido, considerando as normas técnicas da IEC e ISO. O módulo para controle de posição não fica limitado à rastreadores da irradiação solar, sendo viável em outras aplicações como posicionamento de antenas, rastreamento de alvos etc.

6.1 Contribuições

A seguir listam-se as contribuições do trabalho desenvolvido. Os itens das contribuições são:

- Concepção e projeto sistematizado de um CPS, embasado em uma metodologia de fluxo de projeto, aplicado ao rastreamento solar de módulos fotovoltaicos em dois eixos, integrando estimação do MPP e controle de posição;
- Integração de RNAs ao SIRIS para a estimação precisa das coordenadas do MPP, utilizando minicélulas fotovoltaicas como sensores de irradiância, permitindo maior eficiência no processo de rastreamento solar;

- Desenvolvimento de um controlador DLQT sintonizado por meio de Programação Dinâmica Adaptativa (ADP), priorizando a minimização do consumo energético do sistema de acionamento e a maximização da produção de energia do módulo fotovoltaico;
- A concepção do módulo de controle de posição voltado à validação de metodologias de controle consolidadas e à avaliação de novas técnicas e algoritmos, contribuindo diretamente para as pesquisas desenvolvidas na Universidade Federal do Maranhão (UFMA);
- Implementação da camada cibernética do CPS, possibilitando a comunicação com a nuvem para monitoramento, armazenamento e análise dos dados, permitindo a avaliação do desempenho do controlador por meio de métricas e gráficos gerados a partir dos sinais do sistema;
- Adaptação online dos ganhos do DLQT, com base na medição dos sinais de entrada e dos estados, embarcado em um microcontrolador;
- Formulação de uma metodologia baseada em aprendizagem Q , que possibilita a sintonia adaptativa do controlador DLQT e a obtenção da matriz ótima H , permitindo a identificação *online* das matrizes A e B do sistema discreto. Baseando-se apenas na medição dos sinais da entrada, saída e referência.

6.1.1 Trabalhos futuros

A seguir listam-se alguns trabalhos futuros que podem ser desenvolvidos a partir da proposta apresentada. Os itens para os trabalhos futuros são:

- Desenvolver uma metodologia para posicionar o módulo sem a utilização do sensor, via ADHDP, considerando a produção de energia elétrica como recompensa;
- Elevar a classificação do SIRIS para o nível B. Essa melhoria demanda um processo de calibragem das minicélulas, considerando um piranômetro classe A como referência. A temperatura deve ser aferida na superfície de cada célula individualmente por meio de sensores de contato aplicados com pasta térmica;
- Aprimoramento da robustez do sensor inteligente, utilizando outras arquiteturas de redes neurais, com o objetivo de melhorar a generalização da estimativa do MPP em condições atmosféricas variáveis;
- Realizar medições em campo, com um piranômetro classe A, afim de determinar as coordenadas de MPP utilizadas no treinamento da rede neural;

- Expansão da estratégia de controle analisando outras abordagens de aprendizagem por reforço profundo, aplicadas ao controle de sistemas dinâmicos;
- Desenvolver o projeto do CPS proposto para fins comerciais, considerando a resistências dos módulos a fenômenos naturais. Por meio dos ensaios, elaborar um plano de manutenção para o CPS. Verificar a viabilidade de desenvolver microcontroladores, sensores e *drivers* de potência dedicados para o CPS, considerando a produção em larga escala.

6.2 Publicação

Artigo: Projeto de um Controlador Ótimo para Posicionamento de um módulo Fotovoltaico via Aprendizado por Reforço Evento: CBA 2024

Autores: Alam Pablo Silva Belfort, Yan Ferreira da Silva e João Viana da Fonseca Neto

Referências

- [1] P. Hehenberger, B. Vogel-Heuser, D. Bradley, B. Eynard, T. Tomiyama, and S. Achiche, “Design, modelling, simulation and integration of cyber physical systems: Methods and applications,” *Computers in Industry*, vol. 82, pp. 273–289, 2016. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0166361516300902> Citado 2 vezes nas páginas 17 e 18.
- [2] L. De Micco, F. L. Vargas, and P. I. Fierens, “A literature review on embedded systems,” *IEEE Latin America Transactions*, vol. 18, no. 02, pp. 188–205, 2020. Citado na página 17.
- [3] K. R. Raghunathan, “History of microcontrollers: First 50 years,” *IEEE Micro*, vol. 41, no. 6, pp. 97–104, 2021. Citado na página 17.
- [4] E. A. Lee and S. A. Seshia, *Introduction to embedded systems: A cyber-physical systems approach*. MIT press, 2017. Citado 9 vezes nas páginas 17, 29, 30, 31, 32, 63, 73, 75 e 79.
- [5] P. Marwedel, *Embedded system design: embedded systems foundations of cyber-physical systems, and the internet of things*. Springer Nature, 2021. Citado 13 vezes nas páginas 17, 18, 29, 30, 31, 32, 56, 58, 63, 65, 73, 75 e 79.
- [6] L. Monostori, B. Kádár, T. Bauernhansl, S. Kondoh, S. Kumara, G. Reinhart, O. Sauer, G. Schuh, W. Sihn, and K. Ueda, “Cyber-physical systems in manufacturing,” *CIRP Annals*, vol. 65, no. 2, pp. 621–641, 2016. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0007850616301974> Citado na página 17.
- [7] Y. Liu, Y. Peng, B. Wang, S. Yao, and Z. Liu, “Review on cyber-physical systems,” *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, vol. 4, no. 1, pp. 27–40, 2017. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 18.
- [8] I. Rahul and R. Hariharan, “Enhancement of solar pv panel efficiency using double integral sliding mode mppt control,” *Tsinghua Science and Technology*, vol. 29, no. 1, pp. 271–283, 2024. Citado na página 19.
- [9] Y. Zheng, Y. Li, Y. Guo, Y. Tian, F. Wei, and Y. Tian, “An improved pso-based maximum power point tracking algorithm for distributed photovoltaic system under partial shading,” in *PCIM Asia 2024; International Exhibition and Conference for Power Electronics, Intelligent Motion, Renewable Energy and Energy Management*, 2024, pp. 210–217. Citado na página 19.

- [10] Y. F. SILVA, E. F. M. Ferreira, A. C. de Paiva, J. F. Neto, and M. S. Sousa, “Sensor inteligente para estimação do ângulo de irradiação solar via redes neuronais artificiais,” *Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente*, pp. 1607–1612, 2019. Citado na página 19.
- [11] S. I. Palomino-Resendiz, F. A. Ortiz-Martínez, I. V. Paramo-Ortega, J. M. González-Lira, and D. A. Flores-Hernández, “Optimal selection of the control strategy for dual-axis solar tracking systems,” *IEEE Access*, vol. 11, pp. 56 561–56 573, 2023. Citado 3 vezes nas páginas 19, 26 e 27.
- [12] F. L. Lewis, D. Vrabie, and V. L. Syrmos, *Optimal control*. John Wiley & Sons, 2012. Citado 7 vezes nas páginas 19, 38, 39, 43, 49, 59 e 67.
- [13] Y. F. da Silva, “Sensor inteligente para estimação da radiação solar baseado em mini células fotovoltaicas e aprendizado de máquina,” Dissertação de Mestrado, Universidade Federal do Maranhão, São Luís, Brasil, 2020. Citado 11 vezes nas páginas 21, 25, 27, 33, 53, 54, 59, 61, 74, 75 e 83.
- [14] S. J. Oks, M. Jalowski, M. Lechner, S. Mirschberger, M. Merklein, B. Vogel-Heuser, and K. M. Möslin, “Cyber-physical systems in the context of industry 4.0: A review, categorization and outlook,” *Information Systems Frontiers*, vol. 26, no. 6, pp. 1731–1772, 2024, published online: 7 April 2022. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1007/s10796-022-10252-x> Citado na página 23.
- [15] S. Mari and S. R. K, “Cyber-physical systems: A case study of development for manufacturing industry,” *Journal of Emerging Technologies and Innovative Research (JETIR)*, vol. 10, no. 3, pp. a569–a576, 2023, available online: <http://www.jetir.org/view?paper=JETIR2303071>. [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/370749652> Citado 2 vezes nas páginas 23 e 25.
- [16] L. Guo and J. Kors, “Design of a laboratory scale solar microgrid cyber-physical system for education,” *Electronics*, vol. 10, p. 1562, 06 2021. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 25.
- [17] Z. Wang, Y. Ma, W. Xiang, L. Li, and X. Tan, “Constrained control of nonlinear cyber-physical systems under physical uncertainty and cyber interference,” *Nonlinear Dynamics*, 2024. Citado na página 23.
- [18] C. Wu, W. Pan, R. Staa, J. Liu, G. Sun, and L. Wu, “Deep reinforcement learning control approach to mitigating actuator attacks,” *Automatica*, vol. 152, p. 110999, 2023. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0005109823001528> Citado 2 vezes nas páginas 23 e 25.

- [19] C. Wang, L. Wang, Z. Lu, X. Chu, Z. Shi, J. Deng, T. Su, G. Shou, and X. Wen, “Srl-tr2: A safe reinforcement learning based trajectory tracker framework,” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 24, no. 6, pp. 5765–5780, 2023. Citado 2 vezes nas páginas 24 e 25.
- [20] V. G. Furtado, “Modelagem não linear e controlador ator-crítico para manobrabilidade de um usv baseado em dlqt-i e programação dinâmica heurística dependente de ação,” Dissertação de Mestrado, Universidade Federal do Maranhão, São Luís - MA, 2025. Citado 3 vezes nas páginas 24, 25 e 115.
- [21] V. Osadčuks, D. Berjoza, J. Lācekliš-Bertmanis, and I. Jurgena, “A methodological framework for studying the tilt angle of solar photovoltaic panels,” *Energies*, vol. 18, no. 13, 2025. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/1996-1073/18/13/3487> Citado na página 25.
- [22] Z. Yang and Z. Xiao, “A review of the sustainable development of solar photovoltaic tracking system technology,” *Energies*, vol. 16, no. 23, 2023. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/1996-1073/16/23/7768> Citado na página 25.
- [23] P. Praveen and D. Menaka, “A dual-axis solar tracking system with minimized tracking error through optimization technique,” *Multimedia Tools and Applications*, vol. 83, pp. 58 891–58 914, 2024. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1007/s11042-023-17698-4> Citado 2 vezes nas páginas 26 e 27.
- [24] G. A. Ghazi, E. A. Al-Ammar, H. M. Hasanien, W. Ko, J. Park, D. Kim, and Z. Ullah, “Dandelion optimizer-based reinforcement learning techniques for mppt of grid- connected photovoltaic systems,” *IEEE Access*, vol. 12, pp. 42 932–42 948, 2024. Citado 2 vezes nas páginas 26 e 27.
- [25] Y. Zhu, J. Liu, and X. Yang, “Design and performance analysis of a solar tracking system with a novel single-axis tracking structure to maximize energy collection,” *Applied Energy*, vol. 264, p. 114647, 2020. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261920301598> Citado 3 vezes nas páginas 26, 27 e 58.
- [26] National Science Foundation, “Cyber-physical systems (cps),” 2013, accessed: Mar. 20, 2025. [Online]. Available: <http://www.nsf.gov/pubs/2013/nsf13502/nsf13502.htm> Citado na página 29.
- [27] Z. Wang and A. Lehmann, “Expanding the v-modell® xt for verification and validation of modelling and simulation applications,” in *2008 Asia Simulation Conference - 7th International Conference on System Simulation and Scientific Computing*, 2008, pp. 404–410. Citado na página 31.

- [28] D. D. Gajski, J. Zhu, R. Dömer, A. Gerstlauer, and S. Zhao, *SPECC: Specification Language and Methodology*. New York: Springer Science+Business Media, 2000. Citado na página 31.
- [29] D. D. Gajski, S. Abdi, A. Gerstlauer, and G. Schirner, *Embedded system design: modeling, synthesis and verification*. Springer Science & Business Media, 2009. Citado 3 vezes nas páginas 31, 32 e 58.
- [30] N. S. Foundation, “Cyber-physical systems (CPS),” <http://www.nsf.gov/pubs/2013/nsf13502/nsf13502.htm>, 2013, accessed: 2025-10-24. Citado na página 32.
- [31] E. R. Kandel, J. D. Koester, S. H. Mack, and S. A. Siegelbaum, *The Brain and Behavior*. New York, NY: McGraw Hill, 2021. [Online]. Available: neurology.mhmedical.com/content.aspx?aid=1180639279 Citado 2 vezes nas páginas 32 e 33.
- [32] S. Haykin, *Neural Networks and Learning Machines*, ser. Neural networks and learning machines. Prentice Hall, 2009, no. v. 10. [Online]. Available: https://books.google.com.br/books?id=K7P36lKzI_QC Citado 4 vezes nas páginas 33, 34, 35 e 36.
- [33] C. M. Bishop, *Pattern Recognition and Machine Learning*, 1st ed., ser. Information Science and Statistics. New York: Springer, 2006. Citado 4 vezes nas páginas 33, 34, 35 e 36.
- [34] W. S. McCulloch and W. Pitts, “A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity,” *The Bulletin of Mathematical Biophysics*, vol. 5, no. 4, pp. 115–133, 1943. Citado na página 33.
- [35] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, *Deep Learning*. MIT Press, 2016. [Online]. Available: <http://www.deeplearningbook.org> Citado na página 33.
- [36] R. S. Sutton and A. G. Barto, *Reinforcement Learning: An Introduction*, 2nd ed. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2018. Citado 3 vezes nas páginas 36, 37 e 38.
- [37] T. M. Mitchell, *Machine Learning*. New York: McGraw-Hill, 1997. Citado na página 36.
- [38] O. Chapelle, B. Schölkopf, and A. Zien, *Semi-Supervised Learning*. Cambridge, MA: MIT Press, 2006. Citado na página 37.
- [39] K. J. Åström and B. Wittenmark, *Adaptive Control*, 2nd ed. Dover Publications, 2008. Citado na página 40.
- [40] S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*, 5th ed. Boston: Pearson, 2013. Citado na página 40.

- [41] M. E. S. do Nascimento, “Um estudo sobre métodos adaptativos aplicados a problemas de controle,” Dissertação de Mestrado, Universidade Federal do Maranhão, São Luís, MA, 2022. Citado na página 41.
- [42] M. Bhuyan, *Instrumentação inteligente: Princípios e aplicações*. Grupo Gen-LTC, 2000. Citado 4 vezes nas páginas 41, 42, 43 e 73.
- [43] S. Solomon, *Sensors Handbook*, 2nd ed. McGraw-Hill Education, 2009. Citado na página 41.
- [44] IEEE Instrumentation and Measurement Society, “IEEE standard for a smart transducer interface for sensors and actuators—common functions, communication protocols, and transducer electronic data sheet (teds) formats,” *IEEE Std 1451.0-2024 (Revision of IEEE Std 1451.0-2007)*, pp. 1–429, 2024. Citado 2 vezes nas páginas 42 e 43.
- [45] A. E. Bryson and Y.-C. Ho, *Applied Optimal Control: Optimization, Estimation, and Control*. New York: Hemisphere Publishing, 1975. Citado na página 46.
- [46] D. P. Bertsekas, *Dynamic Programming and Optimal Control, Volume I*, 3rd ed. Belmont, MA: Athena Scientific, 2005. Citado na página 50.
- [47] E. Dantas, J. Segundo, S. Catunda, D. Belfort, R. Freire, and P. Silva Junior, “Architecture of an electrical equivalence pyranometer with temperature difference analog control,” *Sensors*, vol. 22, p. 8137, 10 2022. Citado na página 52.
- [48] L. A. Berni, R. T. Irita, W. A. Vilela, G. da Silva Savonov, C. J. Melo, E. L. de Miranda, and G. B. M. Machado, “Development of an electrical substitution pyrheliometer,” in *2024 8th International Symposium on Instrumentation Systems, Circuits and Transducers (INSCIT)*, 2024, pp. 1–6. Citado na página 52.
- [49] J. A. Duffie and W. A. Beckman, *Solar Engineering of Thermal Processes*, 5th ed. Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, 2020. Citado na página 53.
- [50] National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA), “Global monitoring laboratory,” <https://gml.noaa.gov/>, 2025, acesso em: 23 jun. 2025. Citado 2 vezes nas páginas 53 e 89.
- [51] Y. Yang, J. Zhang, X. Shu, L. Pan, and M. Zhang, “A lightweight transformer model for defect detection in electroluminescence images of photovoltaic cells,” *IEEE Access*, pp. 1–1, 2024. Citado na página 53.
- [52] Y. F. da Silva, A. C. de Paiva, and J. V. da Fonseca Neto, “Smart wireless sensor baseado na norma IEEE 1451 para rastreamento e estimação de irradiância solar,” in

- Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente-SBAI*, vol. 1, no. 1, 2021. Citado 2 vezes nas páginas 54 e 55.
- [53] I. Gräßler, J. Hentze, and T. Bruckmann, “V-models for interdisciplinary systems engineering,” in *Proceedings of the 29th DAAAM International Symposium on Intelligent Manufacturing and Automation*. Vienna, Austria: DAAAM International, 01 2018, pp. 747–756. Citado na página 56.
- [54] S. Palomino-Resendiz, D. Flores-Hernández, L. Cantera-Cantera, N. Lozada-Castillo, and A. Luviano-Juárez, “Design and implementation of model-based predictive control for two-axis solar tracker,” *Solar Energy*, vol. 265, p. 112080, 2023. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0038092X23007144> Citado na página 57.
- [55] X. Lü, Y. Tao, K. Xie, X. Li, S. Wang, W. Bao, and R. Chen, “Sun sensor using a nanosatellite’s solar panels by means of time-division multiplexing,” *IET Science, Measurement & Technology*, vol. 11, no. 4, pp. 489–494, 2017. Citado na página 58.
- [56] J. Alyaseen and E. Albalawi, “A fuzzy-based system for water ph and conductivity level management,” in *2025 4th International Conference on Computing and Information Technology (ICCIT)*, 2025, pp. 330–339. Citado na página 59.
- [57] G. F. Franklin, J. D. Powell, and A. Emami-Naeini, *Sistemas de controle para engenharia*. Bookman Editora, 2013. Citado 3 vezes nas páginas 59, 71 e 106.
- [58] M. D. P. Emilio, *Data Acquisition Systems: From Fundamentals to Applied Design*. Springer, 2013. Citado 2 vezes nas páginas 62 e 63.
- [59] R. Firoozian, *Servo motors and industrial control theory*. Springer, 2014. Citado 2 vezes nas páginas 71 e 72.
- [60] P. C. Sen, *Principles of Electric Machines and Power Electronics, International Adaptation*. John Wiley & Sons, 2021. Citado 3 vezes nas páginas 71, 72 e 134.
- [61] A. Ivimey, M. Pahlevani, and K. Hashtrudi-Zaad, “A comparative study of dc and bldc actuation for kinesthetic haptics,” *IEEE Access*, vol. 13, pp. 8753–8760, 2025. Citado na página 72.
- [62] P. B. Sree and N. P. G. Bhavani, “Efficiency improvement of electrical vehicles using novel permanent magnet motors and compared with bldc motors by reducing power loss,” in *2023 6th International Conference on Contemporary Computing and Informatics (IC3I)*, vol. 6, 2023, pp. 2534–2538. Citado na página 72.

- [63] C. Unsalan, D. E. Barkana, and H. D. Gurhan, *Embedded digital control with microcontrollers: Implementation with C and Python*. John Wiley & Sons, 2021. Citado 2 vezes nas páginas 72 e 73.
- [64] J. Fraden, *AIP Handbook of Modern Sensors: Physics, Designs, and Applications*, 3rd ed. New York, NY: Springer, 1999. Citado 2 vezes nas páginas 74 e 75.
- [65] F. Ronilaya, P. F. Ramadhani, M. N. Hidayat, S. Wibowo, I. H. Eryk, and S. S. V. P. Pratama, “A development of a low cost solar irradiance meter using mini solar cells,” in *2022 International Conference on Informatics Electrical and Electronics (ICIEE)*, 2022, pp. 1–5. Citado na página 75.
- [66] Espressif Systems. (2025) Esp32-devkitc-1. Acesso: 2025-MÊS-DIA. [Online]. Available: <https://docs.espressif.com/projects/arduino-esp32/en/latest/boards/ESP32-DevKitC-1.html> Citado na página 76.
- [67] N. MOHAN, “Máquinas elétricas e acionamentos: curso introdutório,” *Rio de Janeiro, RJ: LTC*, 2015. Citado na página 77.
- [68] M. H. Rashid, *Power electronics handbook*, 4th ed. Butterworth-heinemann, 2017. Citado na página 77.
- [69] A. I. Pressman, K. Billings, and T. Morey, *Switching Power Supply Design*, 3rd ed. McGraw-Hill Companies, 2009. Citado na página 77.
- [70] IEEE, “IEEE guide: Test procedures for direct-current machines,” *ANSI/IEEE Std 113-1985*, pp. 1–38, 1984. Citado 2 vezes nas páginas 94 e 99.
- [71] A. Laub, “A schur method for solving algebraic riccati equations,” *IEEE Transactions on automatic control*, vol. 24, no. 6, pp. 913–921, 1979. Citado 2 vezes nas páginas 104 e 109.
- [72] S. Ren, X. Li, Z. Shao, M. Gong, and M. Ren, “A hybrid structure noise shaping sar adc,” *Journal of Circuits, Systems and Computers*, vol. 34, 12 2024. Citado na página 107.
- [73] V. P. NUNES *et al.*, “Adaptive pid controllers tuning: Lms gain scheduling training and industrial programmable logic controllers,” in *Anais do 8º Congresso Brasileiro de Redes Neurais*. Florianópolis, SC: SBRN, 2007, pp. 1–8. Citado na página 114.
- [74] S. Gupta and P. K. Biswas, “State space formation and fuzzy logic control based performance analysis of dc motor drives,” in *2023 1st International Conference on Circuits, Power and Intelligent Systems (CCPIS)*, 2023, pp. 1–5. Citado na página 133.

-
- [75] K. Ogata, *Engenharia de controle moderno*. 5^a. São Paulo: Pearson, 2011. Citado na página 134.
- [76] J. Hernández-Santiago, J. Garrido-Meléndez, B. A. Escobedo-Trujillo, and G. Alcalá-Peréa, “Exact feedback linearization technique applied to an inverted pendulum coupled to a dc motor,” in *2023 IEEE International Conference on Engineering Veracruz (ICEV)*, 2023, pp. 1–6. Citado na página 136.

A Modelo da Planta

A.1 Modelo do Atuador

Nesta Seção, o modelo do atuador é apresentado conforme [74]. O atuador que promove o movimento rotativo do módulo fotovoltaico é o motor de corrente contínua (CC) de ímã permanente. Um conjunto de equações diferenciais caracteriza a dinâmica de funcionamento deste atuador, relacionando variáveis como velocidade, posição e corrente de armadura com a tensão aplicada.

Uma forma de representar a dinâmica do motor CC é a descrição em espaços de estados, dada por

$$\frac{dx(t)}{dt} = Ax(t) + Bu(t), \quad (\text{A.1})$$

e

$$y(t) = Cx(t), \quad (\text{A.2})$$

sendo n a ordem do sistema, $x(t)$ o vetor de estados da planta de ordem $n \times 1$, A uma matriz $n \times n$, B a matriz de entrada $n \times 1$, $u(t)$ o sinal de controle e C a matriz de saída $1 \times n$. Essa descrição possibilita a aplicação de técnicas otimizadas para controle do motor, atendendo às métricas de desempenho estabelecidas.

No modelo representado em espaços de estados é possível verificar as características não lineares variantes no tempo do motor CC como atrito, resposta da armadura e efeitos da saturação, segundo [74].

A relação entre a força contra eletromotriz (e_b) e os parâmetros da armadura tensão V_a , corrente I_a , resistência R_a e indutância L_a é dada por

$$V_a(t) = R_a i_a(t) + L_a \frac{di_a(t)}{dt} + e_b(t), \quad (\text{A.3})$$

e_b é dada por

$$e_b(t) = k_m \phi \omega(t), \quad (\text{A.4})$$

sendo k_m a constante da máquina, ϕ o fluxo produzido pelo ímã permanente e $\omega(t)$ a velocidade do eixo da máquina em rad/s.

O torque eletromagnético produzido pelo motor T_e é dado por

$$T_e = k_m \phi i_a(t). \quad (\text{A.5})$$

Devido às perdas rotacionais $b_m \omega(t)$, ao momento de inércia da máquina CC $J \frac{d\omega(t)}{dt}$ e ao torque mecânico no eixo do motor T_m deve ser produzido um torque eletromagnético

T_e que seja capaz de igualar a soma

$$T_e = T_m + b_m \omega(t) + J \frac{d\omega(t)}{dt}. \quad (\text{A.6})$$

Para formulação em espaços de estados é definida a tensão de armadura $V_a(t)$ como entrada de controle $u(t)$. A relação dos estados é dada por

$$\begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ x_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} i_a(t) \\ \omega(t) \\ \theta(t) \end{bmatrix}, \quad (\text{A.7})$$

sendo $i_a(t)$ a corrente de armadura, $\omega(t)$ a velocidade angular e $\theta(t)$ a posição do rotor.

Considerando o circuito equivalente do motor CC, proposto em [60] e [75], aplicando a lei de *Kirchhoff* das tensões e a lei de *Newton*, manipulando as Equações (A.3), (A.4), (A.5) e (A.6) tem-se as equações diferenciais ordinárias dadas por

$$\frac{di_a(t)}{dt} = -\frac{R_a}{L_a} i_a(t) - \frac{k_m \phi}{L_a} \omega(t) + \frac{V_a(t)}{L_a}, \quad (\text{A.8})$$

e

$$\frac{d\omega(t)}{dt} = \frac{k_m \phi}{J} i_a(t) - \frac{b_m}{J} \omega(t) - \frac{T_m}{J}, \quad (\text{A.9})$$

Sendo b_m o coeficiente de atrito do motor e J a inércia do rotor. A Equação (A.8) rege o comportamento elétrico do motor CC, o comportamento mecânico é regido pela Equação (A.9), ambas descritas em espaços de estados considerando $\frac{d\theta(t)}{dt} = \omega(t)$ e $T_m = 0$. Organizando na forma matricial, tem-se a relação dada por

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1(t) \\ \dot{x}_2(t) \\ \dot{x}_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{R_a}{L_a} & -\frac{k_m \phi}{L_a} & 0 \\ \frac{k_m \phi}{J} & -\frac{b_m}{J} & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ x_3(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{L_a} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} u(t), \quad (\text{A.10})$$

$$y(t) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ x_3(t) \end{bmatrix}. \quad (\text{A.11})$$

A Equação (A.11) mostra que a saída de interesse é o estado $x_3(t)$.

A.2 Modelo do Processo

A modelagem elétrica do módulo fotovoltaico é fundamental para processos que envolvem otimização da geração de energia elétrica. A modelagem mecânica do módulo fotovoltaico é indispensável em sistemas atuados e subatuados de rastreamento solar, pois altera a dinâmica de funcionamento do atuador. O processo do sistema consiste no posicionamento do módulo fotovoltaico, conforme exhibe a Figura 52.

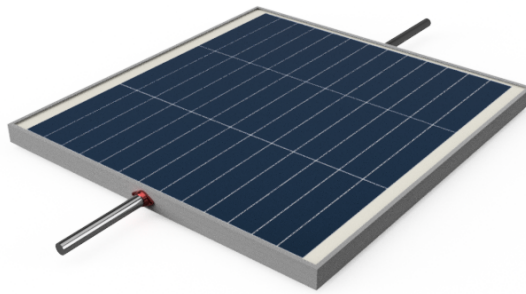


Figura 52 – Posicionamento do módulo fotovoltaico.

Fonte: Produzido pelo autor.

O modelo mecânico não linear do módulo fotovoltaico com eixo de rotação transversal é apresentado. O processo do sistema consiste em controlar a inclinação do módulo fotovoltaico, que pode ser modelado como um pêndulo invertido acoplado a um eixo, conforme exhibe a Figura 53. O eixo de rotação está exatamente no centro geométrico do módulo. O centro geométrico difere do centro de massa devido às características construtivas do módulo.

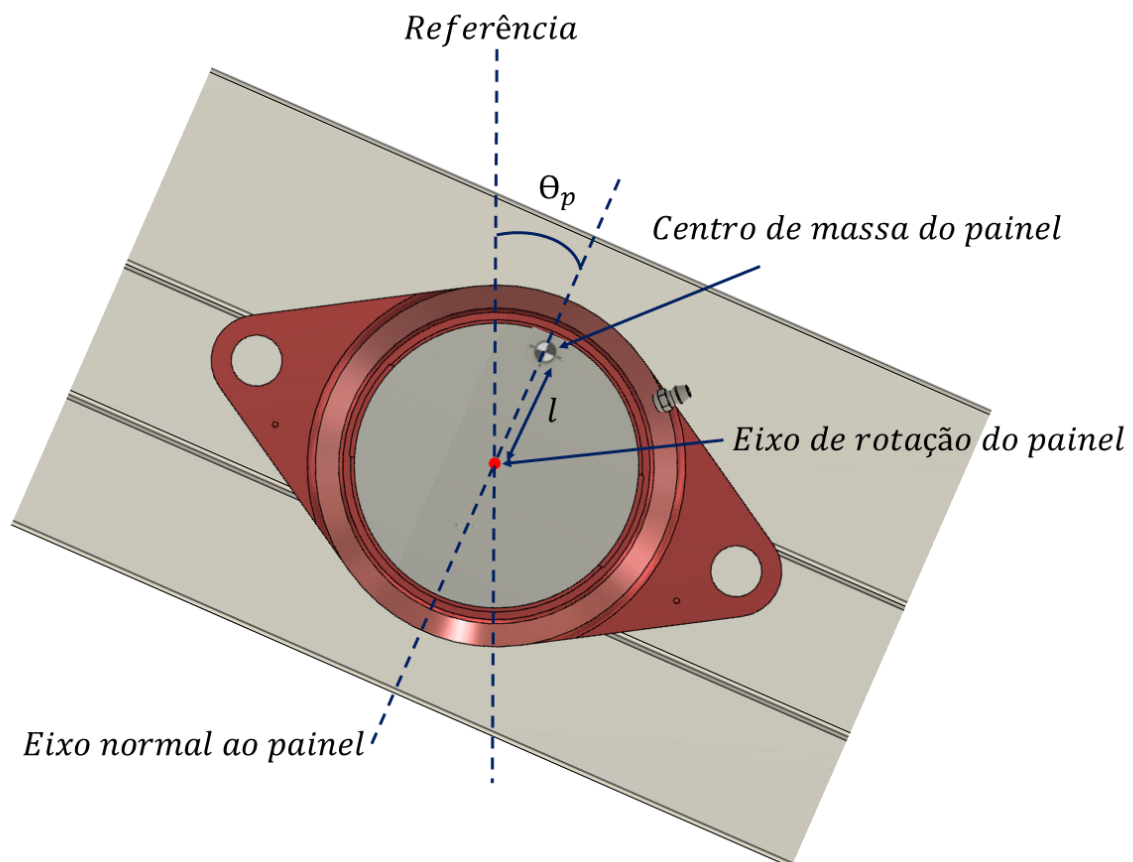


Figura 53 – Modelo mecânico do processo.

Fonte: Produzido pelo autor.

Aplicando a segunda lei de *Newton* [76]. Tem-se a EDO dada por

$$ml\ddot{\theta}_p(t) = -mgl\sin\theta_p(t) - b_p l \dot{\theta}_p + \frac{T_p(t)}{l}, \quad (\text{A.12})$$

sendo m a massa do pêndulo (módulo fotovoltaico), $\theta_p(t)$ a posição do módulo, b_p o coeficiente de atrito no pivô de rotação do módulo, l a distância entre o eixo de rotação e o centro de massa do módulo e $T_p(t)$ o conjugado aplicado ao eixo.

A.3 Modelo Não Linear da Planta

Nesta Seção é desenvolvido o modelo não linear do sistema de controle de posição de um módulo fotovoltaico. O atuador que promove o movimento rotativo do módulo é o motor de corrente contínua (CC) de ímã permanente, modelado na Subseção A.1, acoplado a uma caixa de engrenagens. Considerando o modelo do motor CC proposto, baseado na relação de transformação N da caixa de redução dada por

$$N = \frac{\dot{\theta}_p(t)}{\omega(t)} = \frac{\theta_p(t)}{\theta(t)} = \frac{\eta T_m(t)}{T_p(t)}, \quad (\text{A.13})$$

sendo η o rendimento da caixa de engrenagens. Substituindo a Equação (A.13) na Equação (A.8), tem-se a EDO dada por

$$\frac{di_a(t)}{dt} = -\frac{R_a}{L_a}i_a(t) - \frac{k_m\phi}{L_a N}\dot{\theta}_p(t) + \frac{V_a(t)}{L_a}. \quad (\text{A.14})$$

A Equação (A.12) pode ser reescrita na forma dada por

$$T_p(t) = ml^2\ddot{\theta}_p(t) + mgl^2\sin\theta_p(t) + b_p l^2\dot{\theta}_p. \quad (\text{A.15})$$

Substituindo as relações de transformações da Equação (A.13) na Equação (A.9) tem-se o comportamento mecânico da planta dado por

$$\frac{J}{N}\ddot{\theta}_p(t) = k_m\phi i_a(t) - \frac{b_m}{N}\dot{\theta}_p(t) - \frac{T_p(t)N}{\eta}. \quad (\text{A.16})$$

Substituindo a Equação (A.15) na Equação (A.16), tem-se a relação dada por

$$\left(\frac{J}{N} + \frac{Nml^2}{\eta}\right)\ddot{\theta}_p(t) = k_m\phi i_a(t) + \left(\frac{Nb_p l^2}{\eta} - \frac{b_m}{N}\right)\dot{\theta}_p(t) + \frac{Nmg l^2 \sin\theta_p(t)}{\eta}. \quad (\text{A.17})$$

Para formulação em espaços de estados é definida a tensão de armadura $V_a(t)$ como entrada de controle $u(t)$. A relação dos estados é dada por

$$\begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ x_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} i_a(t) \\ \dot{\theta}_p(t) \\ \theta_p(t) \end{bmatrix}. \quad (\text{A.18})$$

Considerando as Equações (A.18), (A.17) e (A.14), organizando na forma matricial

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1(t) \\ \dot{x}_2(t) \\ \dot{x}_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{R_a}{L_a}x_1(t) - \frac{k_m\phi}{L_aN}x_2(t) \\ \frac{k_m\phi N\eta}{J\eta+ml^2N^2}x_1(t) + \frac{-b_pl^2N^2-b_m\eta}{J\eta+ml^2N^2}x_2(t) - \frac{mgl^2N^2}{J\eta+ml^2N^2}\sin x_3(t) \\ x_2(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{V_a}{L_a} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad (\text{A.19})$$

$$y(t) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ x_3(t) \end{bmatrix}. \quad (\text{A.20})$$

A Equação (A.20) mostra que a saída de interesse é o estado $x_3(t)$, que representa a posição do módulo.

B Desenhos Técnicos

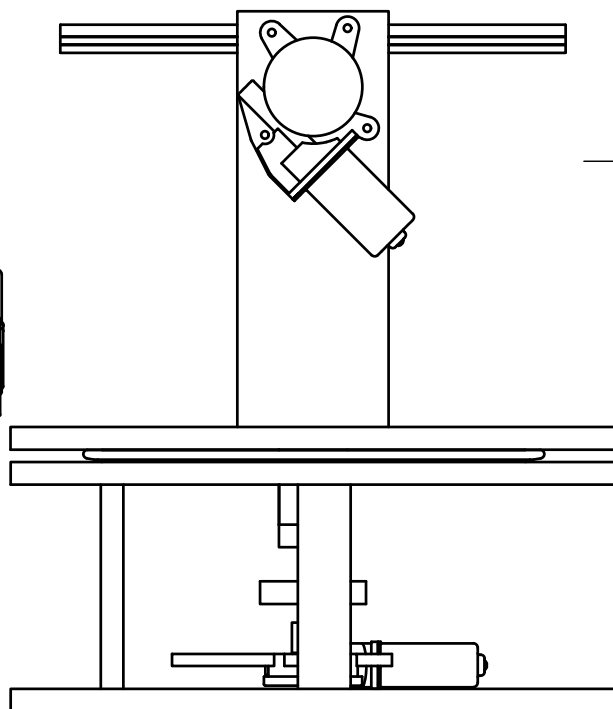
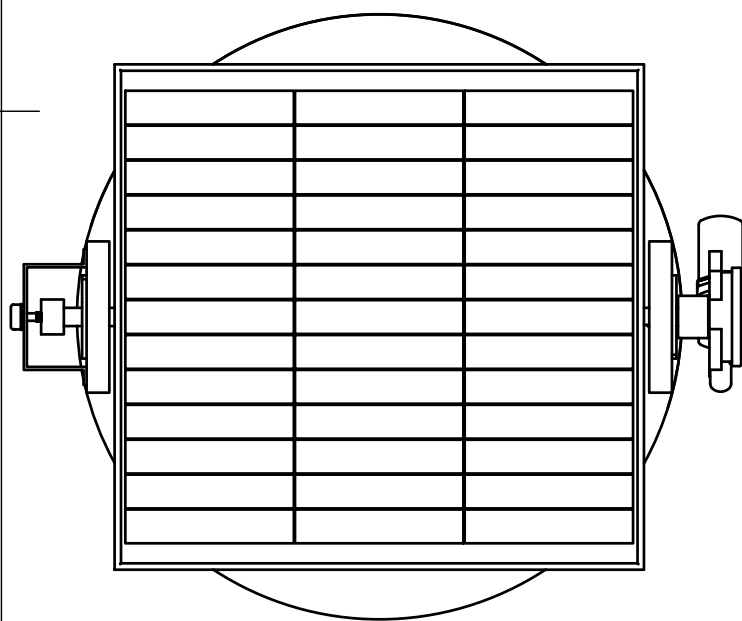
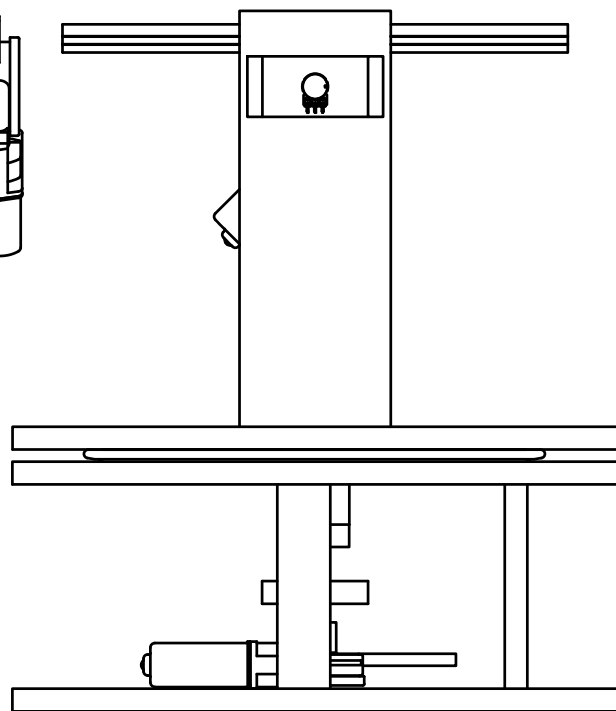
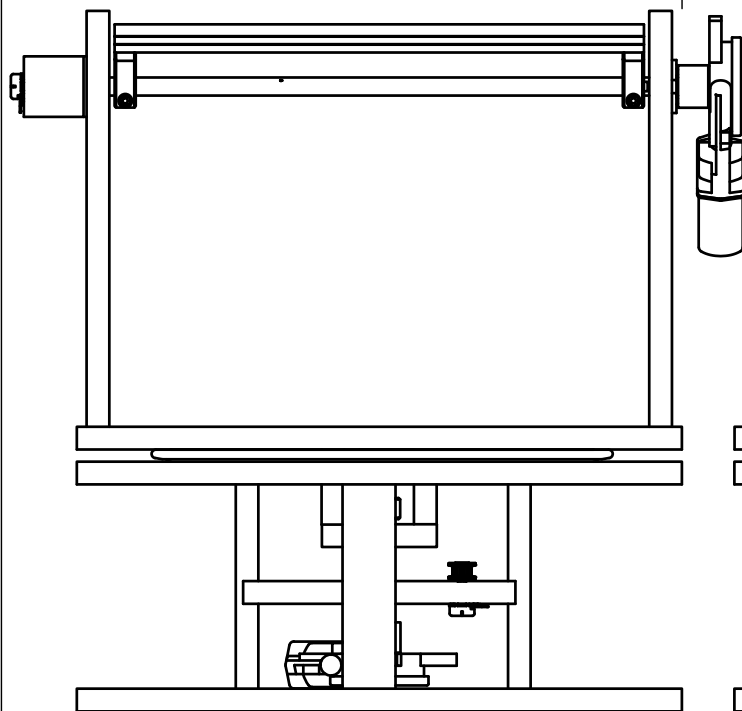
Nesta Apêndice são apresentados os projetos com detalhes construtivos do CPS proposto, considerando o módulo para controle de posição e o SIRIS. Os desenhos técnicos estão em escala apropriada para visualização e aferição de medidas para reprodução. As Tabelas 10 e 11 apresentam os materiais necessários para construção dos módulos que compõe o CPS.

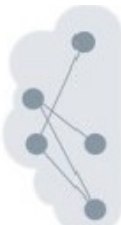
Tabela 10 – Lista de materiais SIRIS

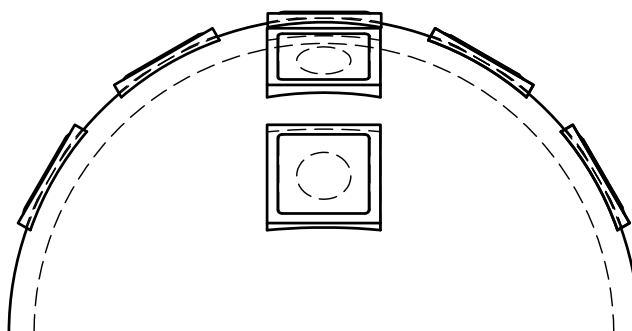
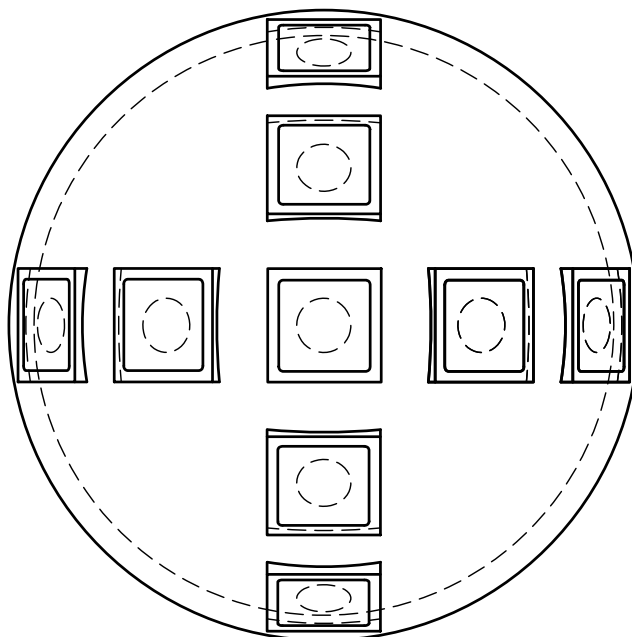
Item	Especificação	Quantidade
Sensor de irradiação	mini células fotovoltaicas 50 x 50 cm	9
Sensor de temperatura e umidade	DHT11	1
Microcontrolador	ESP32 devkit V1	1
Regulador de tensão	LM7805cv	1
Bateria	Li-Íon 18500 1500 mA	3
Proteção	BMS 3S 20 A	1
Resistores de interface	10 k Ω $\pm$ 5%	18
Capacitor	35 μ F/ 16 V	1
Cabo Flat	18 vias x 26AWG	1 m

Tabela 11 – Lista de materiais módulo de controle de posição

Item	Especificação	Quantidade
Sensor de posição	Potenciômetro linear 10k Ω	2
Suporte potenciômetro	Projeto dedicado	2
Sensor de corrente e tensão	INA219	3
Microcontrolador	ESP32 devkit V1	1
Regulador de tensão	LM7805cv	1
Capacitor	35 μ F/ 16 V	2
Fonte de alimentação	12 V, 5 A, Alimentação 100 a 240 V	1
Atuador	Motor CC tipo Mabuchi 12V	2
Driver de potência	IBT-2	2
Acoplamento motor	Projeto dedicado	2
Parafusos de fixação do atuador	Inox M8x80 cabeça sextavada	8
Guia Linear	12mm X 420mm SAE 1045 H7	1
Suporte guia linear	sk12	2
Mancal com rolamento	kfl001	2
Prato giratório	R1158	1
Estrutura em MDF	Projeto dedicado	1
Painel Fotovoltaico	RSM020P	1
Cabo flat	3 vias x 26AWG	1 m
Cabo PP	2 x 1 mm ²	2 m



Dept. UFMA	Technical reference IEC 62817	Created by Alam Belfort 02/07/2025	Approved by Escala: 1/5
 		Document type Projeto estrutural	Document status
		Title Módulo de controle de posição	DWG No.
		Rev.	Date of issue
		Sheet 1/2	



Dept. UFMA	Technical reference IEC 61724	Created by Alam Belfort 02/07/2025	Approved by Escala: 1/3		
 LAB SECI LABORATÓRIO DE SISTEMAS EMBARCADOS E CONTROLE INTELIGENTE		Document type Projeto estrutural	Document status		
		Title SIRIS	DWG No.		
			Rev.	Date of issue	Sheet 2/2