

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO**

REDE NORDESTE AEROESPACIAL - RNA

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA AEROESPACIAL

**SISTEMA ELÉTRICO PARA  
NANOSATÉLITES: RASTREIO DA MÁXIMA  
POTÊNCIA ATRAVÉS DE REDES NEURAIS  
ARTIFICIAIS**

**LEANDRO SOUZA BATISTA**

**ORIENTADOR: PROF.DR. JOÃO VIANA DA FONSECA NETO**  
**COORIENTADOR: PROF. DR. LUÍS CLÁUDIO DE OLIVEIRA SILVA**

São Luís – MA

Abril-2022

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO**

REDE NORDESTE AEROESPACIAL - RNA

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA AEROESPACIAL

**SISTEMA ELÉTRICO PARA  
NANOSSATÉLITES: RASTREIO DA MÁXIMA  
POTÊNCIA ATRAVÉS DE REDES NEURAIAS  
ARTIFICIAIS**

**LEANDRO SOUZA BATISTA**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós Graduação em Engenharia Aeroespacial da Universidade Federal do Maranhão, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Aeroespacial.

Orientador: Prof.Dr. João Viana da Fonseca Neto  
Coorientador: Prof. Dr. Luís Cláudio de Oliveira Silva

São Luís – MA

Abril-2022

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

Batista, Leandro Souza.

SISTEMA ELÉTRICO PARA NANOSSATÉLITES: RASTREIO DA  
MÁXIMA POTÊNCIA ATRAVÉS DE REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS /  
Leandro Souza Batista. - 2022.

78 f.

Coorientador(a): Luís Cláudio de Oliveira Silva.

Orientador(a): João Viana da Fonseca Neto.

Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-graduação em  
Engenharia Aeroespacial, Universidade Federal do Maranhão,  
São Luís, 2022.

1. EPS. 2. MPPT. 3. Nanossatélite. 4. Redes  
Neurais. I. Cláudio de Oliveira Silva, Luís. II. Viana  
da Fonseca Neto, João. III. Título.

# SISTEMA ELÉTRICO PARA NANOSSATÉLITES: RASTREIO DA MÁXIMA POTÊNCIA ATRAVÉS DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

LEANDRO SOUZA BATISTA

Dissertação apresentada ao Programa de Pós Graduação em Engenharia Aeroespacial da Universidade Federal do Maranhão, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Aeroespacial.

Aprovada em 21 de Março de 2022.

Membros da banca:

---

Prof.Dr. João Viana da Fonseca Neto

(Orientador– UFMA)

---

Prof. Dr. Luís Cláudio de Oliveira Silva

(Coorientador– UFMA)

---

Prof. Dr. Francisco das Chagas de Souza

(Membro interno – UFMA)

---

Prof. Dr. José Pinheiro de Moura

(Membro externo – UEMA)

São Luís – MA

Abril-2022

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço primeiro a Deus por ter me direcionado neste projeto de pesquisa com saúde e forças para chegar até o final.

Agradeço ao meu orientador Prof.Dr. João Viana da Fonseca Neto e ao Co-orientador Prof. Dr. Luís Cláudio de Oliveira Silva por aceitarem conduzir o meu trabalho de pesquisa.

A todos os meus professores do curso de mestrado em Engenharia Aeroespacial da Universidade Federal do Maranhão pela excelência da qualidade técnica de cada um.

Aos meus pais João Batista e Maria das Dores que sempre estiveram ao meu lado me apoiando ao longo de toda a minha trajetória.

À minha esposa Erliene Batista pela compreensão e paciência demonstrada durante o período do projeto.

A todos os meus amigos do curso de mestrado que compartilharam dos inúmeros desafios que enfrentamos, sempre com o espírito colaborativo.

*Se você não consegue explicar algo de forma simples, você não entendeu  
suficientemente bem.*

Albert Einstein

## RESUMO

O Sistema Elétrico de Potência (EPS) é responsável por gerenciar e distribuir energia de forma eficiente para garantir o bom funcionamento dos nanossatélites. Portanto, este trabalho apresenta um projeto EPS que aborda o monitoramento do ponto de máxima potência (MPPT) utilizando Redes Neurais. A eficiência do método é demonstrada pela comparação da Rede Neural com outros algoritmos de rastreamento existentes como Perbube & Observe e Condutância Incremental. Diversas configurações de redes neurais foram utilizadas, variando o número de neurônios e suas funções de ativação. Cada configuração de rede neural passa por etapas de treinamento, testes e validação utilizando o MSE como critério de parada para selecionar a melhor configuração de rede neural. Para o treinamento da rede neural, são utilizados os dados de saída do algoritmo de condutância incremental, que se refere ao valor ciclo de trabalho do sinal PWM que aciona o conversor responsável pelo MPPT. A irradiância solar e a temperatura foram simuladas por funções degrau respectivamente. Estes valores servem como dados de entrada para a rede neural, bem como valores correspondentes a carga dos subsistemas em execução. Os testes foram simulados em um ambiente computacional, onde cada um dos três sistemas elétricos continha um algoritmo, Perbube & Observe, Condutância Incremental e redes neurais. Os resultados mostraram que a rede neural atingiu o MPP mais rapidamente e produziu mais energia elétrica do que outros algoritmos estudados. Assim, a escolha de uma rede neural para MPPT torna-se uma boa alternativa a outros métodos de rastreamento de máxima potência .

**Palavras-chave:** EPS; Nanossatélite; MPPT; Redes Neurais.

## ABSTRACT

The Electric Power System (EPS) is responsible for managing and distributing energy efficiently to ensure the proper functioning of the nanosatellites. Therefore, this work presents an EPS project that addresses the monitoring of the maximum power point (MPPT) using Neural Networks. The efficiency of the method is demonstrated by comparing the Neural Network with other existing tracking objects such as Pertube & Observe and Incremental Conductance. Several configurations of neural networks were used, varying the number of neurons and their activation functions. Each network configuration goes through training, testing and validation steps using the MSE as the network stop configuration to select the best neural configuration. For training the neural network, the output data is used, the incremental conductance signal that refers to the value of the PWM duty cycle that triggers the converter responsible for the MPPT. Solar irradiance and temperature were simulated by step functions, respectively. These values serve as input data for the neural network, as well as values corresponding to the load of the running subsystems. The tests were simulated in a computational environment, where each of the three electrical systems contains an environment, Pertube & Observe, Incremental Conductance and neural networks. The MPP that thought the most neural network was faster and produced more electrical energy than other studies studied. Thus, choosing a neural network for MPPT becomes a good alternative to other maximum power tracking methods.

**Keywords:** EPS; Nanosatellite; MPPT; Neural Networks



## LISTA DE TABELAS

2.1	Comparação entre Energia Específica e Densidade de Energia de várias tecnologias de baterias. (CHIN et al., 2018) . . . . .	24
3.1	Especificações técnicas do painel CNC85X11518. Fonte: o autor. . . . .	31
3.2	Sequência de acionamento das cargas. Fonte: o autor. . . . .	36
3.3	Melhores valores de MSE. Fonte: o autor. . . . .	37
4.1	Energia gerada por órbita no sistema. Fonte: o autor. . . . .	43
B.1	Tabela medidas elétricas e rendimento do conversor Buck. Fonte: o autor. . . . .	55

## LISTA DE FIGURAS

1.1	Modelo de um nanossatélite e seus subsistemas. (ZAMORA et al., 2018) . . . . .	16
2.1	Arquitetura básica de um EPS. Fonte: o autor. . . . .	22
2.2	Relação Corrente x Tensão. Fonte: o autor. . . . .	23
2.3	Relação Potência x Tensão. Fonte: o autor. . . . .	23
2.4	Fluxograma do algoritmo P&O. (AL-MAJIDI; ABBOD; AL-RAWESHIDY, 2018) . . . . .	26
2.5	Curva P-V. Fonte: o autor. . . . .	27
2.6	Fluxograma do algoritmo IC. (Adaptado de KUMAR e MANJUNATH (2017))	28
2.7	Fluxograma do método VC. (LASHEEN et al., 2016) . . . . .	28
3.1	Modelo PV. Adaptado de Al-Majidi, Abbod e Al-Raweshidy (2018) . . . . .	31
3.2	Algoritmos P&O e IC implementados com Blocos Matlab Function. Fonte: o autor. . . . .	33
3.3	Esquema Elétrico do circuito proposto no Simulink. Fonte: o autor. . . . .	35
3.4	Parâmetros de entrada do painel solar. Fonte: o autor. . . . .	35
3.5	Melhor performance MSE para validação. Fonte: o autor. . . . .	37
4.1	Gráfico (a)Potência X Tempo,(b) Duty Cycle X Tempo. Irradiação: 0 a 1500 W/m <sup>2</sup> , Temperatura: 25°C. Fonte: o autor. . . . .	39
4.2	Gráfico (a)Potência X Tempo,(b) Duty Cycle X Tempo. Irradiação: 1500 W/m <sup>2</sup> , Temperatura: 0 a 80°C. Fonte: o autor. . . . .	40
4.3	<i>Sun Pointing Scenario</i> . (SANCHEZ; GONZALEZ; VELASCO, 2016) . . . . .	41
4.4	Curva Irradiação x Tempo na Face X+ do nanossatélite. Fonte: o autor. . . . .	41

4.5	(a) Curva Potencia x Tempo na Face X+ do nanossatélite.(b) Curva Duty Cycle x Tempo na Face X+ do nanossatélite. Fonte: o autor. . . . .	42
4.6	Curvas no período de transição (a) Curva Potência x Tempo na Face X+ do nanossatélite.(b) Curva Duty Cycle x Tempo na Face X+ do nanossatélite. Fonte: o autor. . . . .	42
4.7	(a)(b) Sinal de Irradiação com ruído, (c)(d) Sinal de Irradiação sem ruído. Fonte: o autor. . . . .	44
4.8	(a) Potencia, (b) Duty Cycle. Referentes ao <i>Sun Pointing Scenario</i> com ruído Gaussiano. Fonte: o autor. . . . .	44
A.1	Neurônio artificial. Fonte: o autor. . . . .	51
B.1	Esquema Elétrico do EPS.Fonte: o autor. . . . .	54
B.2	Montagem em protoboard conversor buck. Fonte: o autor. . . . .	54
B.3	Gráfico rendimento x corrente conversor Buck. Fonte: o autor. . . . .	55
B.4	Gráfico Potencia x tensão, Corrente x tensão. Sistema Painel-conversor-carga. Fonte: o autor. . . . .	56
B.5	Sensor de tensão. Fonte: o autor. . . . .	57
B.6	Esquema elétrico do sensor de corrente. Fonte: o autor. . . . .	57
B.7	Protótipo do sensor de corrente. Fonte: o autor. . . . .	57
B.8	Bloco arduino no Simulink.Fonte: o autor. . . . .	58
B.9	PCB Conversor Buck.Fonte: o autor. . . . .	59
B.10	Visualização 3D placa do Conversor Buck.Fonte: o autor. . . . .	59
B.11	PCB conversor buck.Fonte: o autor. . . . .	60
B.12	Ponte LCR e Osciloscópio portátil.Fonte: o autor. . . . .	60
B.13	Microcontrolador - Conversor Buck - Carga.Fonte: o autor. . . . .	61
B.14	Gráfico Corrente de Saída X Entrada Analógica.Fonte: o autor. . . . .	62
B.15	Gráfico Corrente de Entrada X Entrada Analógica.Fonte: o autor. . . . .	63
B.16	Esquema elétrico INA193. Fonte: o autor. . . . .	63

## LISTA DE SIGLAS

ADCS	Attitude Determination and Control System
COM	Telecomunicações
DET	Direct energy transfer
D	Duty Cycle
EPS	Electrical Power System
Gan FET	Gallium nitride field-effect transistors
I(k)	Corrente atual
IC	Condutância Incremental
LM	Levenberg-Marquardt
LiPo	Polímeros com Ions de Lítio
MPPT	Maximum Power Point Tracking
MPP	Maximum Power Point
MSE	Mean square error
OBC	On board computer
P-V	Potencia-Tensão
PMC	Redes Perceptron Multicamadas
PSO	Particle swarm optimization

PV	Photovoltaic
PWM	Pulse Width Modulation
P&O	Perturb and observe
RNA	Redes neurais artificiais
RN	Rede Neural
SEPIC	Single-Ended Primary-Inductor Converter
STC	Standard Test Condition
UHF	Ultra High Frequency
V(k)	Tensão atual
V-I	Tensão-corrente
VC	Tensão Constante
VHF	Very High Frequency

# SUMÁRIO

<b>CAPÍTULO 1 – INTRODUÇÃO</b>	<b>15</b>
1.1 Trabalhos Relacionados . . . . .	16
1.2 Objetivos . . . . .	18
1.3 Organização do texto . . . . .	19
<b>CAPÍTULO 2 – FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA</b>	<b>20</b>
2.1 Nanossatélites . . . . .	20
2.2 Subsistema de Suprimento de Energia . . . . .	21
2.2.1 Painéis Solares . . . . .	22
2.2.2 Baterias . . . . .	23
2.2.3 Algoritmos de Rastreamento do Ponto de Máxima Potência (MPPT) . . . . .	25
2.2.3.1 Algoritmo Pertuba e Observa (P&O) . . . . .	25
2.2.3.2 Algoritmo Condutância Incremental (IC) . . . . .	26
2.2.3.3 Método Tensão Contante (VC) . . . . .	28
2.2.3.4 Método MPPT por Rede Neural Perceptron Multicamadas . . . . .	29
<b>CAPÍTULO 3 – MATERIAIS E MÉTODOS</b>	<b>30</b>
3.1 Painel Solar . . . . .	30
3.2 Conversor Buck . . . . .	32
3.3 Algoritmos MPPT . . . . .	33
3.4 Sinais de Irradiação e Temperatura . . . . .	34

3.5	Algoritmo de Levenberg-Marquardt . . . . .	34
3.6	Metodologia . . . . .	34
<b>CAPÍTULO 4 – RESULTADOS E DISCUSSÃO</b>		<b>38</b>
4.1	Carga fixa, Irradiação variável, temperatura constante . . . . .	38
4.2	Carga fixa, Irradiação constante, temperatura variável . . . . .	39
4.3	Simulação Irradiação espacial . . . . .	39
4.4	Simulação Irradiação espacial com ruído gaussiano . . . . .	43
<b>CAPÍTULO 5 – CONCLUSÕES</b>		<b>45</b>
5.1	Atividades futuras . . . . .	45
5.2	Trabalhos publicados . . . . .	46
<b>REFERÊNCIAS</b>		<b>47</b>
<b>APÊNDICE A – REDES NEURAS ARTIFICIAIS (RNA)</b>		<b>51</b>
<b>APÊNDICE B – RELATÓRIO DE ATIVIDADES E MONTAGENS</b>		<b>53</b>
B.1	Preparação do relatório . . . . .	53
B.2	Confecção PCB (Placa de circuito impresso) . . . . .	58
B.3	Resultados . . . . .	61
B.4	Conclusão . . . . .	62
<b>APÊNDICE C – ARTIGO APRESENTADO NO XXIII CONGRESSO BRASILEIRO DE AUTOMÁTICA</b>		<b>65</b>
<b>APÊNDICE D – ALGORITMO REDE NEURAL</b>		<b>73</b>

# Capítulo 1

## INTRODUÇÃO

---

Nanossatélite é um termo usado para designar um tipo de satélite com missões específicas para o seu tamanho. Nas classificações mais modernas, nanossatélites são satélites cuja massa varia entre 1 e 10 kg (MIRANDA et al., 2019). A redução no tamanho dos satélites ocorreu devido à crescente miniaturização dos circuitos integrados, bem como a padronização das estruturas de integração dos pequenos satélites. Esse tipo de satélite é atualmente empregado em atividades educacionais, objetivando a formação acadêmica em cursos de graduação e pós-graduação em Engenharia Aeroespacial (SEMAN et al., 2016).

Existe uma tendência na intensificação das atividades aeroespaciais envolvendo nanossatélites nas universidades. Isto requer dos estudantes um conjunto de habilidades multidisciplinares que os possibilite aplicar os conhecimentos adquiridos de maneira prática nas pesquisas.

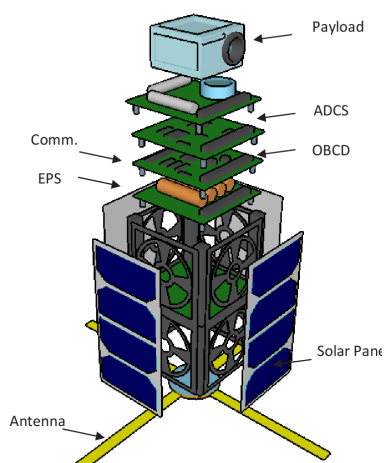
Um nanossatélite é formado por vários subsistemas. Cada um desses subsistemas é responsável um um conjunto de tarefas dentro do nanossatélite. Os subsistemas mais comuns presentes em um nanossatélite são:

- Computador de bordo e carga útil
- Telecomunicações (telemetria e telecomandos)
- Suprimento de energia elétrica
- Controle de atitude

Além destes subsistemas, é comum nanossatélites serem providos de antenas UHF e VHF, montados em uma estrutura feita de alumínio aeroespacial.

Na Figura 1.1 é representado um esquema de nanossatélite e seus respectivos subsistemas.





**Figura 1.1: Modelo de um nanossatélite e seus subsistemas. (ZAMORA et al., 2018)**

Dentre os subsistemas citados, o Suprimento de energia elétrica ou Sistema Elétrico de Potência (Electrical Power System, EPS) é responsável por gerenciar e distribuir a energia elétrica de forma eficiente para os outros subsistemas do nanossatélite além de gerenciar a carga das baterias.

De acordo com DAHBI et al. (2015), a estrutura básica do EPS é composta por uma Fonte de energia, unidade de armazenamento de energia (baterias) e o sistema de distribuição. Em satélites de baixa potência, existem duas fontes de energia, a Primária e a secundária. Segundo DAHBI et al. (2015), a fonte primária de energia mais utilizada é proveniente dos painéis solares. A fonte secundária geralmente é proveniente de bancos de baterias recarregáveis.

Sistemas eletrônicos microcontrolados são responsáveis por fazer o controle e condicionamento da energia gerada pelos painéis solares para as baterias e subsistemas. Estes sistemas permitem obter a máxima transferência de potência gerada nos painéis solares. No sistema de distribuição, conversores de energia estão localizados entre as fontes de energia (painéis solares e baterias) e os demais subsistemas do nanossatélite. A função destes conversores é fornecer níveis de tensão reguladas a cada subsistema. Assim, cada conversor possui seu subsistema associado de acordo com o nível de tensão ideal ao seu funcionamento.

## 1.1 Trabalhos Relacionados

Tendo a proposta de desenvolvimento de um sistema de suprimento de energia de um nanossatélite, fez-se uma revisão de literatura para elencar trabalhos já publicados a respeito de EPS desenvolvido para nanossatélites.

DAHBI et al. (2015) elaborou um projeto de dimensionamento de um EPS para nanos-

satélites usando células solares, onde foi empregada uma nova estratégia de cálculo para minimizar as perdas das conversões. A estratégia é baseada no posicionamento dos painéis para se ter a melhor relação irradiação/potência. Para melhorar a eficiência da carga das baterias, foi utilizado o algoritmo de busca do ponto de máxima potência (Maximum Power Point Tracking, MPPT) junto com a técnica Perturbe e Observe (Perturb and observe, P&O) para rastrear o ponto de máxima potência nos painéis.

NOTANI e BHATTACHARYA (2011) apresenta um estudo de EPS, composto por seis painéis solares controlados por um algoritmo MPPT P&O. Utiliza-se também um módulo de carregamento de baterias flexível através de conversores de indutância primária single-ended (Single-Ended Primary-Inductor Converter, SEPIC) do tipo buck/boost.

ACHARYA et al. (2019) Propôs um projeto simulado de um EPS, composto de painéis solares, banco de baterias e conversores de potência. A simulação também trata do gerenciamento de energia durante o ciclo de trabalho do Nanossatélite, levando em consideração a ativação de cada subsistema de acordo com o plano de vôo. O estudo aborda a captação de energia com o nanossatélite em modo spin, de forma a evitar pontos quentes nos painéis.

MOTAHHIR, HAMMOUMI e GHZIZAL (2019) abordam uma revisão dos algoritmos MPPT mais utilizados e a nova classificação destes algoritmos: diretos, indiretos e método de software computacional como é o caso da Rede Neural. Até a presente data, segundo os autores, não existe aplicações do método MPPT baseado em Redes Neurais em veículos espaciais e nanossatélites.

Para geração de energia em solo, CARDOSO et al. (2018) propõem o rastreamento do ponto de máxima potência (MPP) utilizando redes neurais artificiais (RNA). Foi feita uma comparação com os algoritmos tradicionais como o método P&O. Os resultados mostram uma resposta mais rápida na obtenção do MPP pela RNA.

Também para geração de energia em solo, CHTOUKI, WIRA e ZAZI (2018) aborda o uso de RNA para obtenção do MPP para redes fotovoltaicas, como alternativa ao método P&O tradicional. Para gerar dados de treinamento da rede foi feita a modelagem do sistema de geração em um simulador. Os testes concluem que a rede neural obteve desempenho superior no rastreamento do MPP em comparação ao método P&O.

MARCELINO et al. (2021) utiliza no Floripasat (lançado ao espaço em 2019) um EPS composto de seis painéis solares, cada par de painéis conectados em paralelo totalizando três entradas de alimentação do EPS. O sistema foi projetado para operar no ponto de máxima potência, utilizando três conversores DC-DC tipo boost. Estes conversores são controlados por um mi-

crocontrolador dedicado a esta tarefa.

HERMOSO et al. (2021) fez um estudo de caso da missão UPMSat-2 (lançado ao espaço em 2020). O EPS foi modelado e simulado, comparando um sistema de transferência direta de energia (DET) com um sistema MPPT. O MPPT se baseia em controlar um conversor através de um valor correspondente a uma fração da tensão de circuito aberto dos painéis solares. O estudo mostra uma eficiência melhor no DET.

Devido as principais falhas dos nanossatélites está relacionada ao EPS, EDPUGANTI et al. (2020) propõe uma melhora no sistema de falhas do nanossatélite, utilizando conversores MPPT isolados para cada painel fotovoltaico. Uma nova arquitetura é proposta para estes conversores utilizando GaN FET.

EDPUGANTI et al. (2021) fez um estudo que compara diferentes arquiteturas de EPS para Cubesats. A metodologia proposta utiliza dados e cenários reais do MYSAT-1. Os resultados mostraram que a arquitetura que contem um conversor para cada par de painéis conectados em serie e barramento DC não regulado obteve melhores resultados para todos os modos de operação do Cubesat.

MARCELINO et al. (2020) executa testes de potencia em um modelo de engenharia do FloripaSat-1. O modelo utiliza o método P&O para executar o MPPT. Utilizando uma bancada de simulação de irradiância solar, foram coletados dados de potencia do nanossatélite com os outros subsistemas em funcionamento. Os resultados mostraram o bom funcionamento de todos os subsistemas alimentados pelo EPS na bancada de simulação.

## **1.2 Objetivos**

O objetivo deste trabalho é desenvolver um projeto de Sistema Elétrico de Potencia (EPS) para um nanossatélite, onde o MPPT será executado por uma rede neural. Para isso, são propostos os seguintes objetivos:

- Desenvolver uma rede neural com base nos dados de Irradiação solar, temperatura e carga.
- Desenvolver um sistema de rastreamento de máxima potência do EPS utilizando a rede neural.
- Efetuar testes no projeto EPS desenvolvido, comparando o desempenho da rede neural com outros algoritmos MPPT.

## **1.3 Organização do texto**

Este trabalho está organizado da seguinte forma: No capítulo 1 é apresentado os trabalhos mais relevantes relacionados com este tema e os objetivos deste trabalho; No capítulo 2, será apresentada uma fundamentação teórica explicitando as características de um nanossatélite e o EPS, também é evidenciado as características dos algoritmos MPPT; No capítulo 3, serão apresentados os materiais e métodos utilizados no trabalho, onde serão detalhados o funcionamento do EPS as partes constituintes, bem como os blocos utilizados na simulação. No capítulo 4, serão apresentados os resultados obtidos nos testes simulados e discussões; No capítulo 5, serão feitas a conclusão, propostas de trabalhos futuros e trabalhos apresentados.

# Capítulo 2

## FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

---

Este capítulo trata-se da fundamentação teórica do EPS, onde são explanados os conceitos e as partes constituintes na sua construção e seu algoritmo MPPT. Também serão explicitados um breve histórico e objetivo para a construção de um nanossatélite.

### 2.1 Nanossatélites

Desde o lançamento do primeiro satélite artificial, o Sputnik de fabricação russa, a utilização e aprimoramento destes artefatos tem se tornado de suma importância para as tarefas do cotidiano, tais como: navegação, monitoramento climático, observação terrestre e espacial, espionagem, telescópios e exploração espacial, nas áreas das telecomunicações e internet banda larga (KIM et al., 2021).

O termo satélite se refere a um objeto que orbita um corpo celeste. A lua, por exemplo, é um satélite natural, pois orbita o planeta Terra e não teve sua origem realizada pela ação do homem. Já os satélites artificiais, foram desenvolvidos e colocados em órbita em virtude da ação humana. Tomando como base o desenvolvimento tecnológico, o termo satélite se refere aos satélites artificiais. Como são elementos que funcionarão em ambiente espacial, sujeitos a uma série de intempéries, desde o seu lançamento ao espaço (altas temperaturas e vibrações mecânicas severas) até seu estado de órbita (irradiação solar), os satélites exigem uma certa complexidade de projeto, construção e testagem. Tais complexidades são necessárias, visto que, no estado de órbita, se torna muito difícil a manutenção nestes equipamentos.

O objetivo de um satélite é cumprir uma missão, uma tarefa ou conjunto de tarefas pelo qual foi designado. A partir da missão, o satélite é projetado, contemplando requisitos, plano de vôo, tempo de órbita, tempo de vida. Tanto a sua parte física (hardware) como a parte lógica (software) é projetada visando a funcionalidade do satélite.

Nanossatélite é o termo usado para designar um tipo de pequeno satélite com missões específicas para o seu tamanho. Com o avanço da tecnologia e a miniaturização dos componentes eletrônicos, a tendência dos equipamentos é reduzir o seu tamanho e massa, e os satélites seguem essa predisposição. Um satélite classificado como pequeno pode atingir massa de até 500kg. Satélites com mais de 1000kg já podem ser intitulados como satélites de grande porte. Já os nanossatélites, segundo classificações mais modernas, apresentam massa até 10kg (CHIN et al., 2018).

Seguindo as tendências tecnológicas e do *New Space*<sup>1</sup>, os custos para o desenvolvimento, montagem, lançamento ao espaço e operação dos nanossatélites são bastante reduzidos em comparação aos satélites de grande porte (MIRANDA et al., 2019). Em um lançamento de foguete, em sua carga útil, podem comportar algumas dezenas de nanossatélites, reduzindo os custos neste quesito. Em órbita, quando se tem uma constelação de nanossatélites, formando uma rede de compartilhamento e transmissão de dados, a redução de falhas neste tipo de sistema se torna mínima, visto que se um nanossatélite da constelação apresentar algum defeito, momentâneo ou permanente, tem-se outro para suprir esta demanda. Por utilizarem componentes de menor custo, os nanossatélites tornaram-se viáveis para serem implementados em atividades acadêmicas, de modo a propiciar o estudante a vivência de um ciclo completo para uma missão espacial. Assim o acadêmico participa desde a concepção do projeto até o lançamento de um satélite.

De modo a minimizar ainda mais os custos do nanossatélite, acelerando o processo de desenvolvimento e frequência de lançamentos, um grupo de professores criaram um padrão chamado de Cubesat, em outras palavras, satélite em forma de cubo (ACHARYA et al., 2019). Este novo modelo de nanossatélite tem tamanho padrão (1U), que seria um cubo de aresta de 10 cm, podendo ter variações deste tamanho.

## **2.2 Subsistema de Suprimento de Energia**

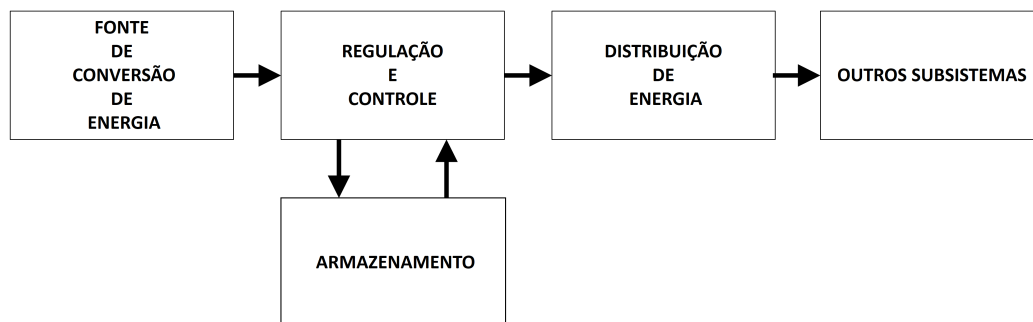
O subsistema de suprimento de energia elétrica ou Sistema Elétrico de Potência (Electrical Power System, EPS) é uma parte constituinte do nanossatélite que tem como função principal garantir energia elétrica de qualidade e de forma ininterrupta para os outros subsistemas. Para executar tal função, o EPS tem de garantir a produção, o armazenamento e o gerenciamento da energia do nanossatélite (ACHARYA et al., 2019). Geralmente o gerenciamento e distribuição

---

<sup>1</sup>O termo é utilizado para representar o novo cenário espacial mundial, onde o mercado se torna mais democratizado e descentralizado. A atividade econômica é baseada em pesquisas acadêmicas e start-ups, como também de médias e pequenas empresas. (VIDMAR et al., 2020)

da energia é feita de forma microcontrolada, onde algoritmos e conversores trabalham juntos para que a energia que será gerada, armazenada e distribuída tenha alta eficiência, com o mínimo de perdas em cada etapa deste processo.

O EPS é composto basicamente de fonte de conversão de energia, regulação e controle de potência, armazenamento e distribuição de energia, conforme ilustra a Figura 2.1. Geralmente, na maioria dos satélites, a fonte primária de energia é obtida através do sol. A etapa de conversão de energia é efetuada por painéis solares que convertem energia solar em energia elétrica. Na regulação e controle, geralmente são utilizados conversores de eletrônica de potência. Para o armazenamento são utilizados bancos de baterias. Conversores eletrônicos são utilizados para a distribuição de energia para os outros subsistemas (CHIN et al., 2018).



**Figura 2.1: Arquitetura básica de um EPS. Fonte: o autor.**

### 2.2.1 Painéis Solares

Os painéis solares convertem energia proveniente do sol em energia elétrica. Muito utilizados em satélites, os painéis se tornaram uma opção tecnicamente viável, pois em ambiente espacial não se tem muitas formas de captação de energia a não ser o sol. O painel solar é composto de material semicondutor que converte a radiação solar em energia elétrica contínua através do efeito fotoelétrico. Uma das características principais dos painéis solares é a relação corrente-tensão (V-I) que normalmente é não-linear conforme visualizado na Figura 2.2. Calculando a potência em cada ponto, gera-se o gráfico da Figura 2.3. Observa-se um pico de potência que é chamado de ponto de máxima potência ou *Maximum Power Point* (MPP). Este é o ponto de melhor aproveitamento, garantindo a máxima transferência de energia solar dos painéis para as cargas (CHTOUKI; WIRA; ZAZI, 2018).

Devido a não linearidade das curva V-I e P-V, o MPP varia conforme o nível de irradiação, temperatura, condições ambientais e a carga utilizada (REZK; ELTAMALY, 2015).

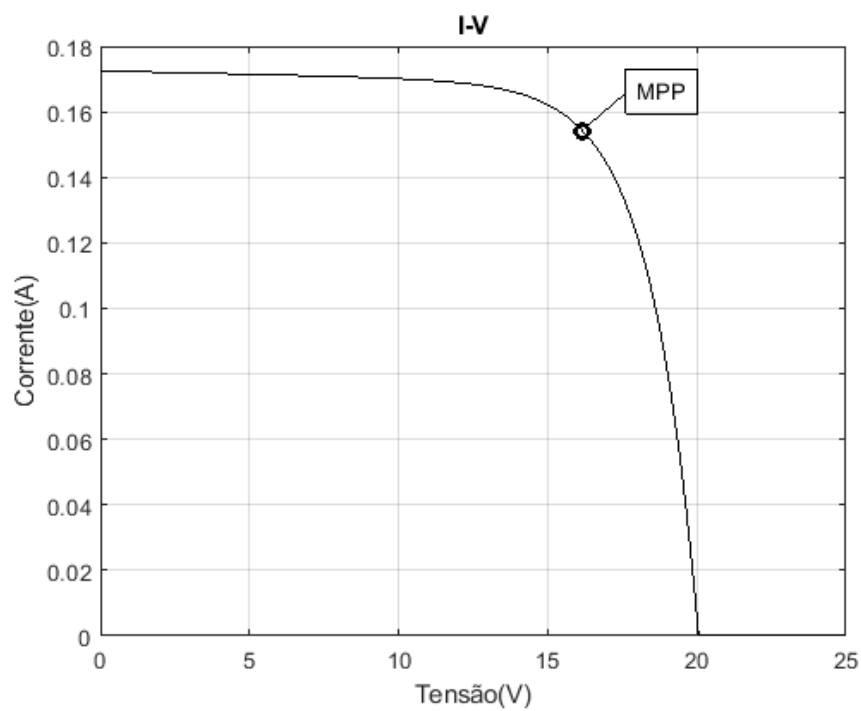


Figura 2.2: Relação Corrente x Tensão. Fonte: o autor.

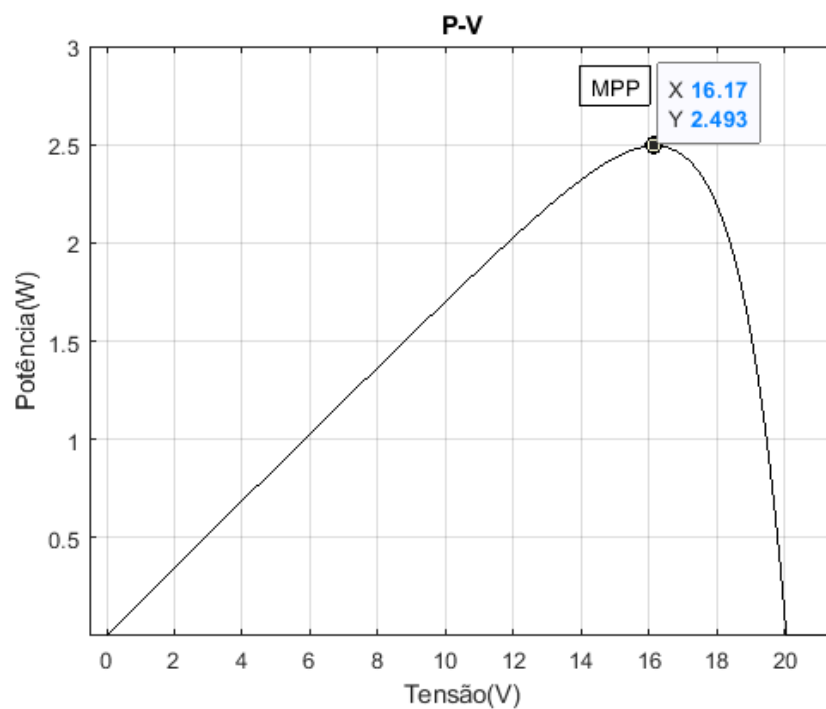


Figura 2.3: Relação Potência x Tensão. Fonte: o autor.

### 2.2.2 Baterias

Baterias são dispositivos capazes de armazenar energia elétrica. Existem várias tecnologias que são utilizadas em ambiente espacial: Níquel-Cádmio (Ni-Ca), Níquel-Hidrogênio (Ni-H<sub>2</sub>),



Íons de Lítio (Li-Ion), etc. (YUSUF; PRABOWO, 2012). O ciclo espacial do satélite se alterna entre momentos de irradiação solar quando o mesmo passa pela parte iluminada da órbita do planeta e momentos de eclipse, quando o satélite passa pela região de sombra da órbita do planeta.

Nos momentos de exposição ao sol, os painéis solares fornecem energia para as cargas e ao mesmo tempo para carregar as baterias. Quando o satélite está na região de eclipse, as baterias assumem o fornecimento de energia por completo na ausência de raios solares. Em se tratando de Cubesats, a dimensão e massa das baterias são características que devem ser levadas em consideração no projeto. Duas grandezas devem ser tratadas: A Energia específica, que é a relação Energia/massa (Wh/kg) e a densidade de energia, que é a relação Energia/volume (Wh/l). As características ideais de um conjunto de baterias para nanossatélites é que elas sejam leves, eficientes energeticamente e ocupem pouco espaço (CHIN et al., 2018). As baterias de Li-Íon tem surgido como sistema de armazenamento de energia preferido para aplicações em Cubesats. De acordo com a Tabela 2.1, as baterias de Li-Íon têm melhor Energia específica e Densidade de energia comparadas com outras tecnologias (CHIN et al., 2018).

Tipo	Energia Específica(Wh/kg)	Densidade de Energia (Wh/l)
Ni-Cd	45	100
Ni-H2	50	70
NiMh	55	200
Ag-Zn	125	200
Li-Íon	200	400

**Tabela 2.1: Comparação entre Energia Específica e Densidade de Energia de várias tecnologias de baterias. (CHIN et al., 2018)**

Existem variações quanto ao desenvolvimento de tecnologias referentes as baterias de Li-Íon, dentre as quais se destaca as baseadas em Polímeros com Íons de Lítio (LiPo). Geralmente estas baterias têm energia específica variando entre 100Wh/kg e 250Wh/kg, são mais leves e finas em comparação as baterias de Li-Íon . No entanto, as baterias de LiPo têm encapsulamento com pouca rigidez mecânica, podendo sofrer danos em ambiente espacial (CHIN et al., 2018).

Merece destaque, o modelo de bateria de Lítio 18650 muito utilizado em missões espaciais da NASA envolvendo nanossatélites (KRAUSE et al., 2020). Estes modelos tem formato cilíndrico com dimensões de 18mm de diâmetro e 65mm de comprimento, são amplamente disponíveis no mercado a um preço relativamente acessível (CHIN et al., 2018).

O modelo 18650 oferece energia específica em torno de 200Wh/kg e densidade de energia aproximada de 600Wh/l tornando-o um modelo de alta capacidade de armazenamento, leve e que ocupa pouco volume. Uma das desvantagens da tecnologia de baterias de Lítio é a redução

na capacidade de retenção de carga quando submetidas a temperaturas negativas. Estas perdas podem chegar a 30% da capacidade máxima da bateria (CHIN et al., 2018). Para contornar este problema são projetados elementos isolantes térmicos e aquecedores para manter a temperatura das baterias sempre em um nível ideal ao seu bom funcionamento (RAPOLU et al., 2018).

### **2.2.3 Algoritmos de Rastreamento do Ponto de Máxima Potência (MPPT)**

Os algoritmos MPPT tem por finalidade encontrar a potência máxima em um sistema de painéis solares levando em consideração a melhor relação Tensão/corrente destes painéis. Basicamente os microcontroladores que rodam os algoritmos MPPT geram como saída um sinal PWM, que funciona como ciclo de trabalho (Duty Cycle) para um conversor estático. Este conversor é responsável por fazer os painéis solares operarem no MPP independentemente da carga instalada no sistema. Existem vários tipos de algoritmos implementados na literatura: Tensão constante, Pertuba e Observa, Condutância incremental, Hill climbing, etc.

Muitos destes métodos são aplicados em Nanossatélites e projetos de EPS, visando rastrear o MPP dos painéis solares. O Floripasat, fabricado no Brasil e lançado em 2019, utiliza o método Pertuba e observa (P&O) para executar o MPPT (MARCELINO et al., 2020). O Aoxiang-Sat de origem Coreana, lançado em 2016, utiliza o método de otimização por exame de partículas (*particle swarm optimization*-PSO) (PENG; JUN; XIAOZHOU, 2018). O IS-RASAT1 é um projeto de um nanossatélite em desenvolvimento no Sudão, seu EPS foi desenvolvido utilizando a técnica de Condutância incremental (IC) (MIRGHANI et al., 2016). O protótipo EPS Puerto Rico CubeSat utiliza a técnica de Tensão constante para rastreamento do MPP (ZAMORA et al., 2017). JASIM e SHEPETOV (2017) propõem um EPS baseado em um algoritmo MPPT denominado Hill climbing.

Outros nanossatélites e protótipos também utilizam técnicas de MPPT em suas EPS's (MAHDI; SADIQ; AL-RAZAK, 2014): AAU Cubesat da Universidade de Aalborg (Dinamarca); ME-ROPE Cubesat da Universidade Estadual de Montana (EUA); CP1, CP2 and CP3 Cubesat's da CalPoly (EUA); Compass-1 da Universidade de Aachen (Alemanha); Kysat da Universidade de Kentucky (EUA); E-ST@R da Politécnica de Turim (Itália).

#### **2.2.3.1 Algoritmo Pertuba e Observa (P&O)**

A técnica consiste em perturbar a tensão de operação do painel solar para um valor acima ou abaixo do valor atual. A tensão de operação é modificada de acordo com a mudança do *duty cycle*. Esta perturbação é dada através do passo de incremento, quanto maior o passo, mais

rápida é a variação do valor da tensão, porém menos precisa. Quanto menor o passo, mais lenta é a variação da tensão, porém mais precisa.

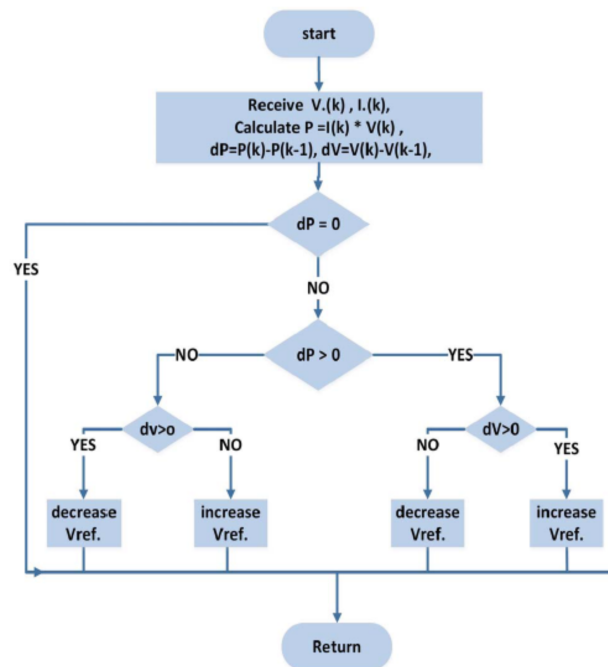


Figura 2.4: Fluxograma do algoritmo P&O. (AL-MAJIDI; ABBOD; AL-RAWESHIDY, 2018)

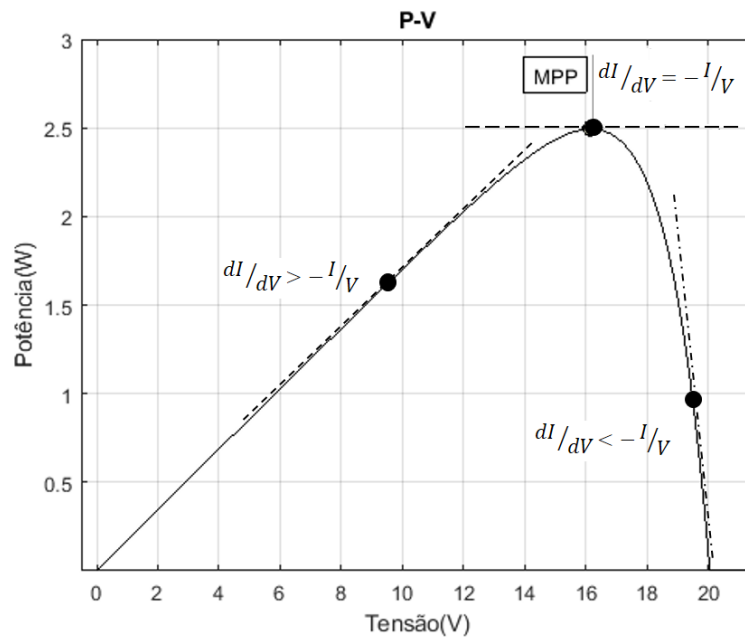
A cada perturbação do valor da tensão, observa-se o valor da potência, se a mesma aumentar, o sentido do incremento permanece o mesmo. Caso contrário, se o valor da potência diminuir, inverte-se o sentido do incremento. Deste modo, o sistema sempre irá fornecer o valor de potência que oscila em torno do MPP (AL-MAJIDI; ABBOD; AL-RAWESHIDY, 2018). A Figura 2.4 representa o fluxograma do algoritmo P&O.

### 2.2.3.2 Algoritmo Condutância Incremental (IC)

O algoritmo de Condutância Incremental foi projetado com base nas características da curva P-V do painel solar (Figura 2.5). No MPP, a derivada da potência é igual a zero (ponto de máximo global), a esquerda do MPP a sua derivada é maior que zero e à sua direita a derivada é menor que zero (MIRGHANI et al., 2016).

Desenvolvido em 1993, este algoritmo busca aperfeiçoar o tempo de rastreamento do algoritmo P&O, produzindo mais energia em mudanças repentinas nos níveis de irradiação solar (MIRGHANI et al., 2016).

As equações que descrevem o método IC são:



**Figura 2.5: Curva P-V. Fonte: o autor.**

$$\frac{dP}{dV} = 0, \text{ onde } P = IV \quad (2.1)$$

$$\frac{dP}{dV} = V \frac{dI}{dV} + I \frac{dV}{dV} = 0 \quad (2.2)$$

Assim:

$$\frac{dI}{dV} = -\frac{I}{V} \quad (2.3)$$

Onde  $I/V$  é a taxa de condutância. O algoritmo IC calcula a condutância instantânea ( $I/V$ ) e compara com a condutância incremental ( $dI/dV$ ). De acordo com os resultados, o algoritmo decide se incrementa, decreta ou mantém a tensão atual. Na Figura 2.6 é representado o fluxograma do método Condutância Incremental. Onde  $V_k$  é a tensão de saída do painel fotovoltaico regulada pelas operações de incremento e decremento do duty cycle do conversor no tempo  $k$ ;  $V_{k-1}$  é a tensão instantânea ( $k-1$ );  $I_k$  é a corrente de saída do painel fotovoltaico no tempo  $k$ ;  $I_{k-1}$  é a corrente instantânea ( $k-1$ );  $dI$  e  $dV$  são as derivadas da corrente e tensão de saída do painel fotovoltaico de valores descritos em 2.4 e 2.5 respectivamente. (LOPES; FRANCO; VIEIRA, 2020)

$$dI = I_k - I(k-1) \quad (2.4)$$

$$dV = V_k - V(k-1) \quad (2.5)$$

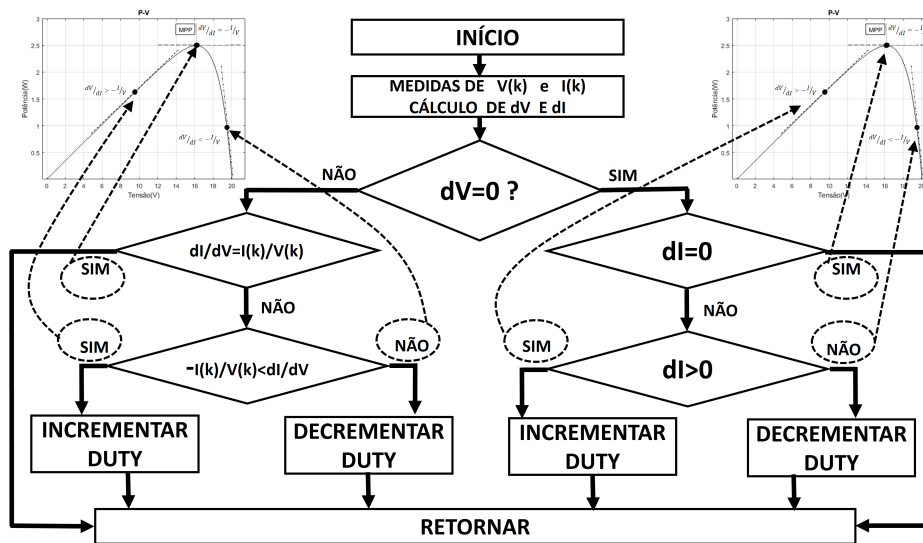


Figura 2.6: Fluxograma do algoritmo IC. (Adaptado de KUMAR e MANJUNATH (2017))

### 2.2.3.3 Método Tensão Contante (VC)

O método VC é um dos mais simples para o rastreamento do MPP (LASHEEN et al., 2016). Consiste em estabelecer uma tensão de referência ( $V_{REF}$ ) que corresponde ao valor de máxima potência da curva P-V. Este método considera que as variações de temperatura e irradiação solar não alteram de maneira significativa a tensão no MPP, logo, a  $V_{REF}$  é uma aproximação real do MPP.

Na Figura 2.7 é demonstrado o fluxograma referente ao método VC.

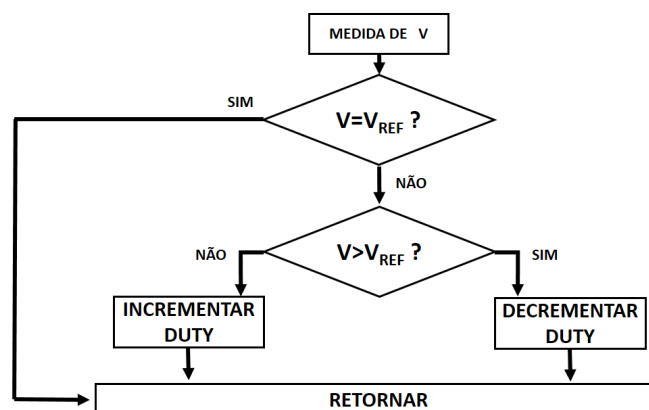


Figura 2.7: Fluxograma do método VC. (LASHEEN et al., 2016)

#### **2.2.3.4 Método MPPT por Rede Neural Perceptron Multicamadas**

A estrutura básica de uma Rede é composta por: Camada de entrada, uma ou mais camadas intermediárias (ocultas) e uma camada de saída. O número de neurônios por camada oculta deve ser definido de maneira empírica. Algumas características e conceitos básicos da rede neural são mencionados no Apêndice A.

Para Redes de uma camada intermediária, os resultados satisfazem uma boa aproximação para funções contínuas, com duas camadas intermediárias, os resultados satisfazem uma boa aproximação para qualquer função matemática. O número de neurônios por camada oculta deve ser definido de maneira empírica.

Para o bom funcionamento da rede PMC é necessário definir os pesos  $W_{ji}$  (Apêndice A) de modo a conseguir representar, o mais próximo possível, o sistema a ser estudado. Para encontrar os pesos que tornem a saída da rede com o menor erro possível é necessário submetê-la a uma etapa de treinamento . Nesta etapa é aplicada sucessivas amostras de entrada e saída, a cada interação, os pesos são readequados até que se atinja um critério de parada (CHTOUKI; WIRA; ZAZI, 2018).

Para obtenção do ponto de máxima potência deste trabalho, será utilizada um rede neural baseada em PMC. Através de sua capacidade de aprendizado, a RNA fará leitura de variáveis de entrada como: irradiação solar, temperatura dos painéis e carga. Com posse destas entradas, a rede será capaz de encontrar um padrão que identifique o ponto de máxima potência (MPP) do sistema. O conjunto de dados de aprendizagem e validação, será obtido pelo modelo de EPS com algoritmo de rastreamento IC .

# Capítulo 3

## MATERIAIS E MÉTODOS

---

Neste capítulo são especificados os materiais e métodos utilizados na elaboração do rastreamento da máxima potência utilizando redes neurais. Para simulação do EPS com controle de MPPT através de redes neurais é utilizado o software Matlab/Simulink. Dados simulados de Irradiância solar, temperatura espacial e carga são projetados para incidirem no sistema. Também é utilizado o bloco PV do Simulink para simular os painéis solares. Para os algoritmos MPPT tradicionais (P&O, IC) foram utilizados blocos *Function*, cada bloco foi escrito com seu respectivo algoritmo. Para o conversor é adotado o bloco *Buck Converter* nativo. A Rede Neural é projetada utilizando a *toolbox NNtool*, em seguida, a rede é exportada para o *Simulink*. São montados três sistemas: P&O, IC e RN. Cada bloco MPPT, respectivamente, gera o de *Duty Cycle* responsável por controlar o conversor *Buck* de cada um destes. Nas saídas dos conversores, são monitoradas a tensão, corrente e potência. Estes dados, bem como o tempo de alcance do MPP serão comparados e analisados, afim de observar o comportamento destes sistemas.

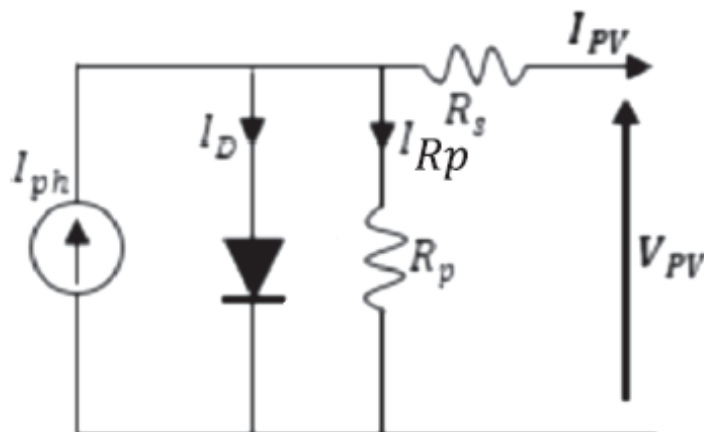
### 3.1 Painel Solar

O painel solar é implementado utilizando o bloco PV, bloco este que simula uma matriz de módulos fotovoltaicos (PV). O bloco PV é configurado com as características do painel solar CNC85X11518, composto de 48 células de silício policristalino conectadas em série. As características elétricas do módulo PV estão descritas na Tabela 3.1. A matriz PV é composta de *strings* de módulos conectados em paralelo. Cada *string* consiste de módulos conectados em série. O bloco PV é baseado no modelo de um diodo com resistências paralelo e série (Figura 3.1).

A célula solar é composta de material semicondutor é representada por uma fonte de corrente no modelo PV representado na Figura 3.1. Quando exposta a radiação solar, a célula gera uma corrente elétrica através de um circuito externo. Esta corrente é conhecida como corrente

Especificação	Valores	Unidade
Tensão máxima de pico ( $V_{mp}$ )	18	V
Corrente máxima de pico ( $I_{mp}$ )	83	mA
Potência máxima em STC (W)	1,5	W
Tensão de circuito aberto ( $V_{OC}$ )	22	V
Corrente de curto circuito ( $I_{SC}$ )	93	mA

**Tabela 3.1: Especificações técnicas do painel CNC85X11518. Fonte: o autor.**



**Figura 3.1: Modelo PV. Adaptado de Al-Majidi, Abbod e Al-Raweshidy (2018)**

fotovoltaica ( $I_{PV}$ ) e é calculada conforme Equação 3.2 (KAMRAN et al., 2020).

$$I_{PV} = I_{Ph} - I_D - I_{Rp} \quad (3.1)$$

Onde:  $I_{Ph}$  é a corrente foto-gerada simbolizada por uma fonte de corrente;  $I_D$  é corrente direta no diodo que representa a junção do material semiconductor do painel solar;  $I_{Rp}$  é a corrente que representa as perdas por fuga de corrente.

O valor de  $I_{Ph}$  depende da irradiância e da temperatura do painel solar. Conforme 3.2.

$$I_{PH} = \frac{G}{1000} [I_{SCR} + K_i (T_C - T_R)] \quad (3.2)$$

Onde:  $G$  é a irradiação solar,  $I_{SCR}$  é a corrente de saturação reversa,  $K_i$  é o coeficiente de temperatura,  $T_C$  é a temperatura da célula solar e  $T_R$  é a temperatura de referência da célula solar ( $25^{\circ}C$  segundo STC).

A corrente  $I_D$  que atravessa o diodo é dada por 3.2:

$$I_D = I_O \left[ \exp \left( \frac{V_{PV} + I_{PV} \cdot R_S}{n \cdot V_T} \right) \right] \quad (3.3)$$



Onde:  $I_O$  é a corrente de saturação do diodo,  $n$  é constante de idealidade do diodo,  $V_T$  é a tensão térmica do diodo que geralmente tem como valor adotado aproximado de 25mV a uma temperatura de 25°C (HAMDI; CHIHEB; ABDERRAHMEN, 2019).

As perdas são representadas pelas resistências do circuito. A resistência série ( $R_S$ ) indica as perdas ocasionadas pelos contatos metálicos entre células e as perdas por corrente de fuga são representadas pela resistência shunt ( $R_P$ ) (KAMRAN et al., 2020).

Pela lei das tensões de Kirchoff, na malha de saída do circuito equivalente do modelo PV obtém-se o valor de  $I_{R_P}$  conforme 3.4 (HAMDI; CHIHEB; ABDERRAHMEN, 2019):

$$I_{R_P} = \frac{V_{PV} + I_{PV} \cdot R_S}{R_P} \quad (3.4)$$

Onde:  $I_{R_P}$  é corrente de perdas ocasionadas pela resistência  $R_S$ .

## 3.2 Conversor Buck

O conversor de potência tipo Buck é implementado utilizando o bloco *Buck converter* do *Simulink*. Este conversor é responsável por rebaixar a tensão dos painéis a um nível adequado para a carga e bateria do sistema do nanossatélite. Esta conversão de energia é efetuada com mínimo de perdas e garante a máxima eficiência energética dos painéis solares (DUBEY; SHARMA; SAXENA, 2020). O bloco *Buck* é dado por 3.5.

$$V_{out} = DV_{in} \quad (3.5)$$

Sendo  $V_{out}$  a saída do conversor,  $D$  é o ciclo de trabalho (*Duty Cycle*) ou o ganho de tensão de saída do conversor (LOPES; FRANCO; VIEIRA, 2020),  $V_{in}$  é a tensão de entrada. O ciclo de trabalho  $D$  é gerado pelo algoritmo MPPT que pode variar de 0 a 1, tal variação afeta diretamente a tensão de saída  $V_{out}$  de forma a alcançar um valor desta tensão correspondente ao MPP.

O projeto do conversor foi baseado conforme equações evidenciadas em Palanidoss e Vishnu (2017), onde a indutância é calculada de acordo com a Equação 3.6. Com os cálculos evidenciados no Apêndice B, com  $V_{in}$  igual a 12V,  $V_{out}$  igual a 8V,  $\Delta I$  igual a 0.077 e  $f_s$  igual a 62KHz resulta em um valor de  $L$  de aproximadamente 348  $\mu\text{H}$ .

Onde: onde  $V_{in}$  é a tensão de entrada,  $V_{out}$  é a tensão de saída,  $\Delta I$  é a ondulação da corrente de saída,  $f_s$  é frequência de chaveamento,  $L$  é a indutância.

$$L = \frac{V_{out}(V_{in} - V_{out})}{\Delta I \cdot f_s \cdot V_{in}} \quad (3.6)$$

O cálculo da capacitância foi baseado conforme Equação 3.7, onde  $\Delta V$  é igual a 0.065. Resultando em um valor de  $C$  igual a  $15.5 \mu\text{F}$ .

$$C = \frac{\Delta I}{8 \cdot \Delta V \cdot f_s} \quad (3.7)$$

Onde:  $\Delta V$  é a ondulação da tensão de saída e  $C$  a capacitância. Testes no conversor buck são evidenciados no Apêndice B.

### 3.3 Algoritmos MPPT

Os algoritmos MPPT (*P&O* e *IC*) são implementados utilizando o bloco *Matlab Function*. Este bloco permite a escrita de uma função em *MATLAB* a ser usada em um modelo *Simulink*. Os esquemas referentes aos algoritmos estão evidenciados na Figura 3.2.

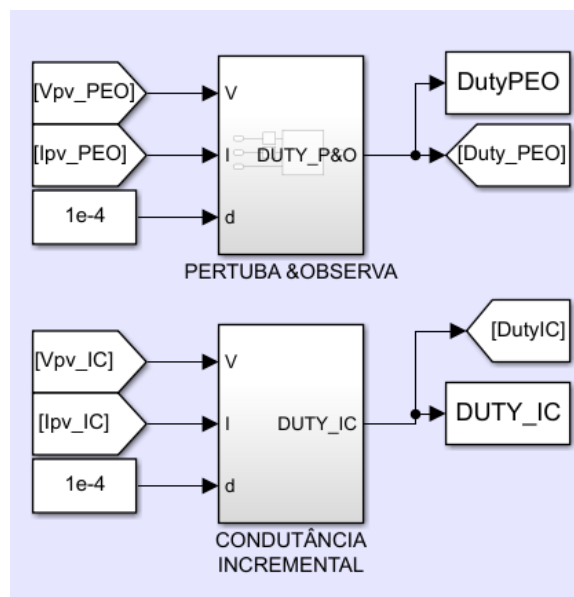


Figura 3.2: Algoritmos P&O e IC implementados com Blocos Matlab Function. Fonte: o autor.

Onde cada bloco tem três entradas:  $V$  (tensão de saída do painel solar),  $I$  (corrente de saída do painel solar) e  $d$  (passo de incremento e decremento do algoritmo). Na saída dos blocos tem-se o *Duty Cycle* referente a cada algoritmo implementado no *Matlab Function*.

## 3.4 Sinais de Irradiação e Temperatura

Os sinais de irradiação solar e temperatura são representados por blocos de funções degraus. Para irradiação é adotado um alcance de 0 até  $1500 \text{ W/m}^2$ . Para temperatura é adotado um alcance de 0 até  $90 \text{ }^\circ\text{C}$ .

## 3.5 Algoritmo de Levenberg-Marquardt

O treinamento da rede neural utiliza o algoritmo de Levenberg-Marquardt (LM) , pois o mesmo é considerado o mais adequado em se tratando de energia fotovoltaica (PINHEIRO; RÜTHER; LOVATO, 2017). No *Matlab*, este algoritmo é representado pela função *TRAINLM* que é uma evolução ao método *Backpropagation*. O algoritmo LM utiliza o erro médio quadrático (MSE) para correção do Bias e pesos da rede a cada interação, até alcançar a convergência de valores. Assim, a atualização de pesos é dada pela Equação 3.8.

$$W_{i+1} = W_i - (J^T J + \mu I) J^T e \quad (3.8)$$

Onde  $J$  é a matriz Jacobiana (calculada pela própria função *TRAINLM*) e o fator de amortecimento  $\mu$  é um número positivo.  $I$  é a matriz identidade e o erro é representado por  $e$ . Ao início do treinamento, o fator de amortecimento  $\mu$  assume um valor alto, logo a Equação 3.8 torna-se equivalente ao algoritmo de treinamento gradiente descendente . Quando o fator de amortecimento decresce para próximo de zero, a Equação 3.8 assemelha-se com o método Gauss-Newton. Assim, o algoritmo LM tem a característica de direcionamento ao mínimo local do gradiente descendente, aliada a rapidez do método de Gauss-Newton (MAMMADLI, 2017).

## 3.6 Metodologia

É montado um circuito conforme mostra a Figura 3.3, onde o Ciclo de trabalho (*Duty Cycle*) é obtido através do algoritmo IC conforme descrito em 2.2.4.1 e implementado no bloco *function* descrito em 3.3. Os valores referentes a irradiação solar e temperatura ( parâmetros de entrada do painel solar) são mostrados na Figura 3.4, para cada valor de irradiação solar, a temperatura varia de 0 a  $90^\circ\text{C}$ . Assim, cada par de valores irradiação/temperatura gera na saída do painel solar valores de tensão e corrente a serem utilizadas pela carga. Deste modo, cada par tensão/corrente é utilizada pelo algoritmo IC para rastrear o ponto de máxima potência (MPP) através da variação incremental do *Duty Cycle*.

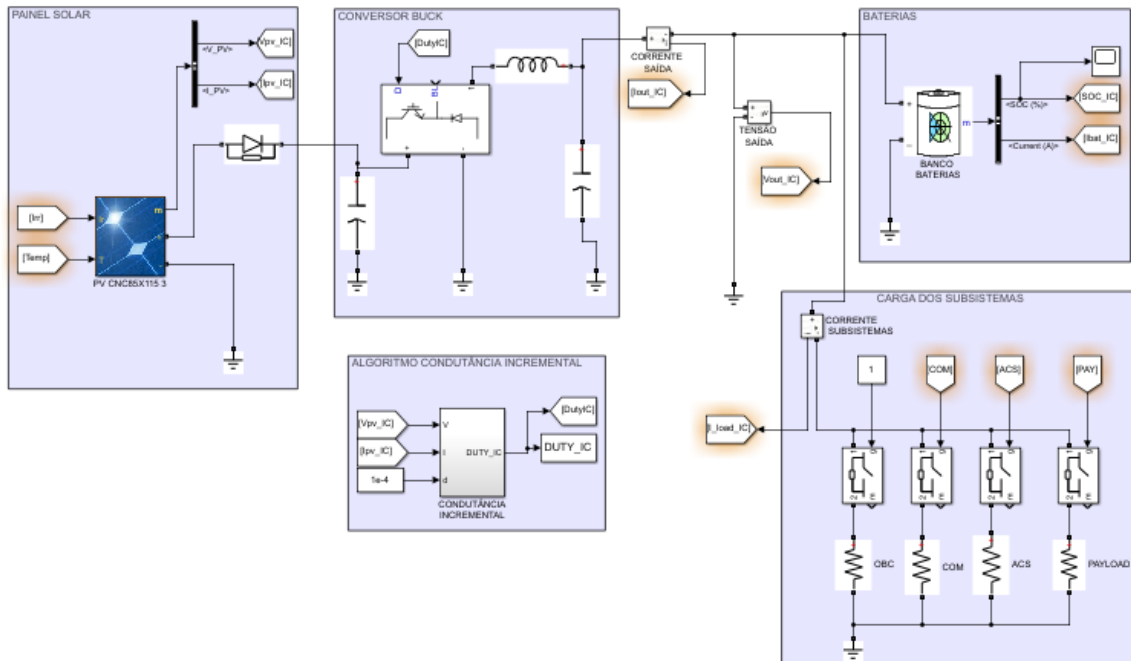


Figura 3.3: Esquema Elétrico do circuito proposto no Simulink. Fonte: o autor.

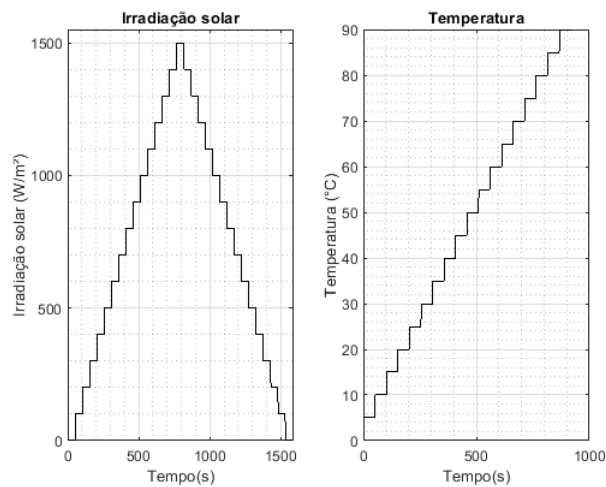


Figura 3.4: Parâmetros de entrada do painel solar. Fonte: o autor.

Para coleta de dados para a RN foram simulados dois cenários: carga fixa e carga variável. O valor das cargas segue os sugeridos por Mattos et al. (2018), variando de  $50\Omega$  até  $200\Omega$ , simulando os vários subsistemas em operação. A carga fixa é representada por uma resistência de  $200\Omega$  representando uma situação de stand-by do nanossatélite. Para a carga variável, os valores das situações de acionamento das cargas seguem a Tabela 3.2. Deste modo, para carga variável, as situações de S1 a S5 são simuladas para cada par de valores irradiação/temperatura.

A título de teste, cada subsistema possui o mesmo valor resistivo de  $200\Omega$ . Os subsistemas representados são: Computador de bordo (OBC), Payload, Controle de atitude (ADCS),

Telecomunicações (COM). Assim, quando for exigido a carga máxima do sistema, o valor de resistência chegará a  $50\Omega$ .

Situação	Sistemas acionados	Resistência total( $\Omega$ )
S1	OBC	200
S2	OBC,ADCS	100
S3	OBC,ADCS,COM,PAYLOAD	50
S4	OBC,COM,PAYLOAD	67
S5	OBC,PAYLOAD	100

**Tabela 3.2: Sequência de acionamento das cargas. Fonte: o autor.**

Para a rede neural, a configuração de uma camada escondida é utilizada e os métodos de treinamento da rede seguem também o evidenciado em 3.5 que utiliza o método Levenberg-Marquart. Os dados de entrada (Irradiação, temperatura e carga) e saída (Duty Cycle) da rede são coletados a partir do circuito evidenciado na Figura 3.3. Ao todo foram coletados 597 linhas de dados, cada linha contendo valores de entrada (Irradiação, temperatura e carga) e saída (Duty Cycle) que serão utilizados para treinamento, validação e teste da RN. Para melhores resultados, os dados foram randomizados, em seguida distribuídos em três blocos: 70% dos dados para a etapa de treinamento, 15% para validação e 15% para teste. Para a escolha do número de neurônios das camadas escondidas, foi desenvolvido um algoritmo para encontrar a RN de melhor performance, o algoritmo testa combinações de neurônios no limite de 100 neurônios na camada escondida. O teste levou em consideração a função de ativação dos neurônios, onde foram testadas três funções de ativação: linear, tangente e sigmoide. A performance escolhida para determinar qual melhor combinação de neurônios da rede neural foi o Erro médio quadrático (MSE). O algoritmo de rede neural usado para selecionar a melhor combinação de neurônios e função de ativação pode ser encontrado no Apêndice D. Das 300 RN's testadas, estão listados na Tabela 3.3 as que obtiveram os dez melhores valores de performance MSE. Observa-se que a função de ativação linear não aparece na Tabela 3.3, pois não atingiu os melhores valores de performance da RN.

Ainda na Tabela 3.3 é evidenciada a RN com melhor valor de MSE com 69 neurônios na camada escondida e possui a sigmoide como função de ativação. Já na etapa de validação, conforme pode ser visto na Figura 3.5, obteve-se uma performance ainda melhor do que a obtida na etapa de treinamento com MSE igual a 0.000046499.

A entrada da rede neural é composta três grandezas: Irradiação solar, temperatura e valor de carga. O valor da carga é obtida pela equação 3.9 conhecida como lei de Ohm. Onde  $R$  é o valor da carga,  $V_o$  é a tensão na carga e  $I_o$  é a corrente na carga. A coleta destes dados de

Ordem	MSE	Quantidade de Neurônios	Função de Ativação
1	0.000157613	69	SIGMOIDE
2	0.000158484	51	TANGENTE
3	0.000159409	84	TANGENTE
4	0.000159632	78	TANGENTE
5	0.000159682	64	TANGENTE
6	0.000159917	77	SIGMOIDE
7	0.000160394	39	SIGMOIDE
8	0.000160479	85	SIGMOIDE
9	0.000161220	37	TANGENTE
10	0.000161357	59	SIGMOIDE

Tabela 3.3: Melhores valores de MSE. Fonte: o autor.

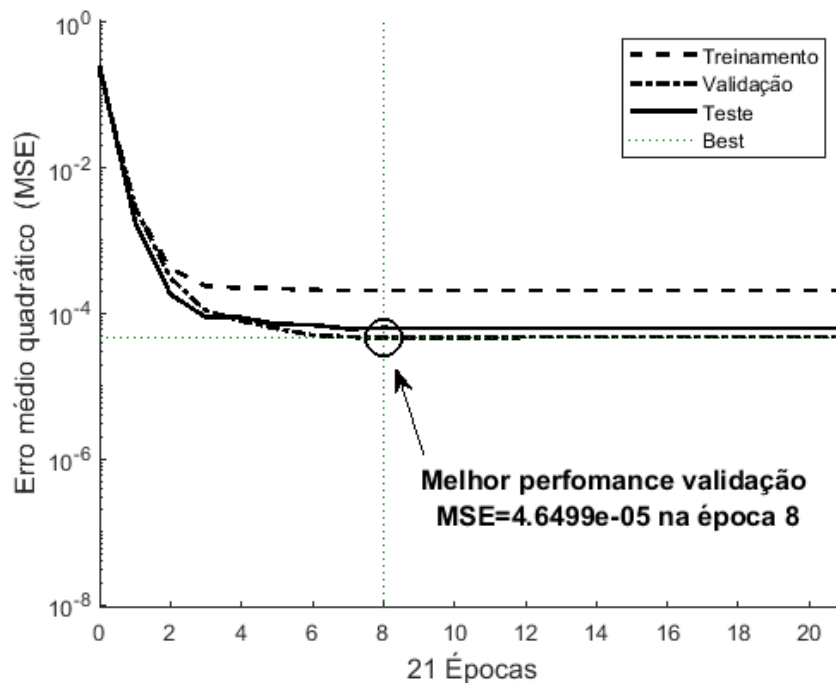


Figura 3.5: Melhor performance MSE para validação. Fonte: o autor.

saída para o cálculo da carga é feita por sensores de tensão e corrente.

$$R = \frac{V_o}{I_o} \quad (3.9)$$

A rede tem como saída o *Duty Cycle* (D) independente do tipo de carga utilizada. A rede neural será então configurada com 3 entradas, 69 neurônios na camada escondida, e 1 neurônio na saída.

# Capítulo 4

## RESULTADOS E DISCUSSÃO

---

Três circuitos foram simulados de maneira simultânea, cada um deles com um algoritmo diferente, P&O, IC e a RN. Assim é possível fazer uma comparação dos circuitos propostos de forma mais precisa e confiável. Os seguintes testes foram executados e analisados:

- Carga fixa, Irradiação variável, temperatura constante;
- Carga fixa, Irradiação constante, temperatura variável;
- Simulação Irradiação espacial;
- Simulação Irradiação espacial com ruído gaussiano

### 4.1 Carga fixa, Irradiação variável, temperatura constante

Como mencionado anteriormente, para esta configuração foi adotada uma carga fixa de  $200\Omega$ . O valor de irradiação segue uma função degrau que varia de 0 a  $1500\text{W}/\text{m}^2$ . A temperatura se manteve fixa em  $25^\circ\text{C}$ . A Figura 4.1a demonstra o comportamento da potência em função do tempo para os três algoritmos testados.

Com relação a potência de saída, observa-se que praticamente todos os algoritmos alcançaram o mesmo nível de potência. Já com relação ao tempo de alcance da máxima potência, observa-se que a Rede neural atingiu mais rápido a potência desejada em relação aos outros algoritmos testados. O rastreamento através do Duty Cycle é evidenciado na Figura 4.1b, Onde nota-se o alcance mais rápido do Duty Cycle referente a RN no rastreamento da máxima potência, os tempos de alcance desta potência seguem o mesmo padrão evidenciado na Figura 4.1a.

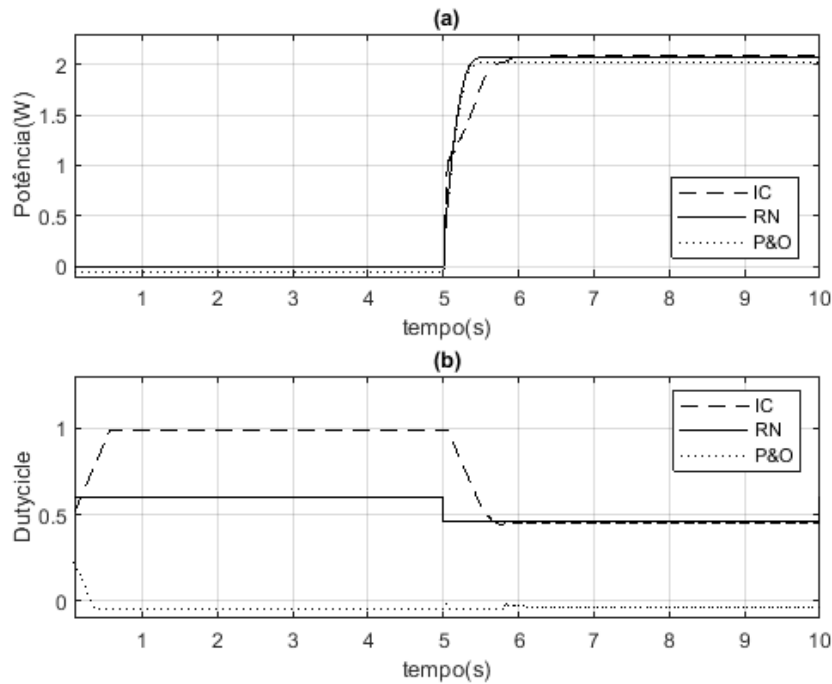


Figura 4.1: Gráfico (a)Potência X Tempo,(b) Duty Cycle X Tempo. Irradiação: 0 a 1500 W/m<sup>2</sup>, Temperatura: 25°C. Fonte: o autor.

## 4.2 Carga fixa, Irradiação constante, temperatura variável

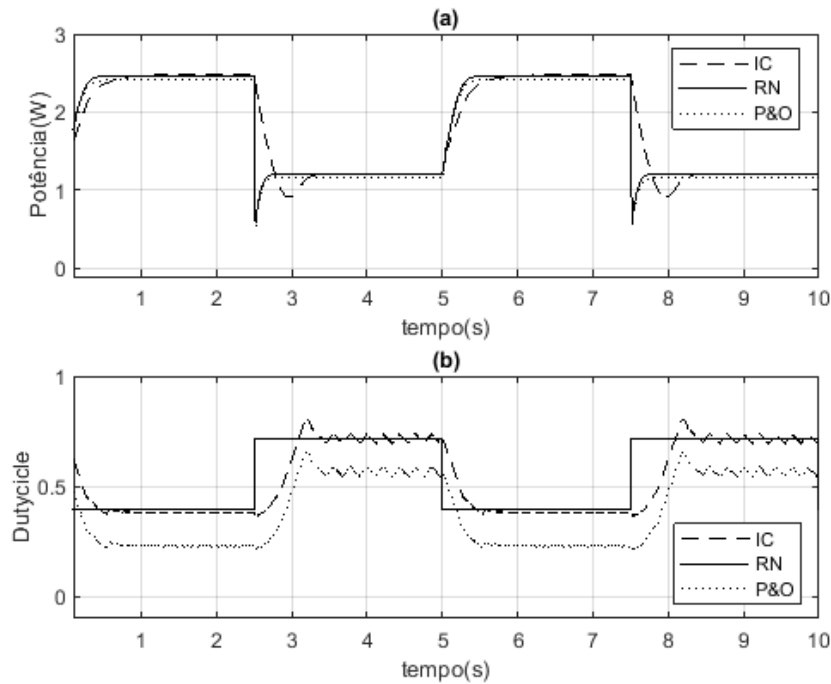
Os testes foram feitos para carga fixa de 200Ω e o valor de irradiação de 1500W/m<sup>2</sup>, a temperatura obedeceu uma curva degrau que varia de 0 a 80°C. O comportamento do Duty Cycle no rastreamento da máxima potência é evidenciado na Figura 4.2(b). Observa-se nas regiões de transição que a Rede Neural atingiu o Duty Cycle mais rápido em relação aos outros algoritmos, consequentemente, também alcançou a máxima potência mais rápido conforme pode ser visto na Figura 4.2(a). Como os algoritmos P&O e IC trabalham com passos de incremento e decremento para executarem o rastreamento, os mesmos não alcançam o ponto referente ao MPPT, mas ficam oscilando próximo a este. Deste modo, nota-se a eficiência da RN nos valores de Duty Cycle, pois a RN encontra o MPPT de forma rápida com o mínimo de oscilações.

## 4.3 Simulação Irradiação espacial

Para este tipo de teste foi simulado um sinal de irradiação solar em ambiente espacial<sup>1</sup> referente a uma órbita completa do nanossatélite, o mesmo sinal também é utilizado por Sanchez,

<sup>1</sup>O valor de irradiação que é adotado por Sanchez, Gonzalez e Velasco (2016) é referente ao valor médio recomendado conhecido como constante solar equivalente a 1367W/m<sup>2</sup>.(GARZON; VILLANUEVA, 2018)



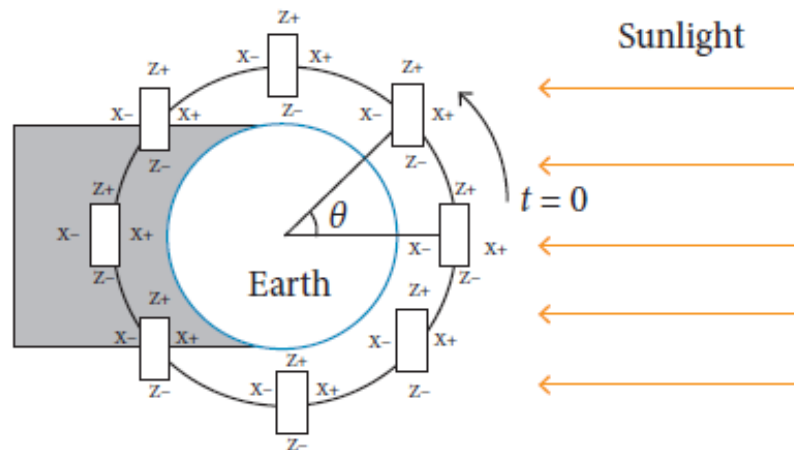


**Figura 4.2:** Gráfico (a)Potência X Tempo,(b) Duty Cycle X Tempo. Irradiação:  $1500 \text{ W/m}^2$ , Temperatura:  $0$  a  $80^\circ\text{C}$ . Fonte: o autor.

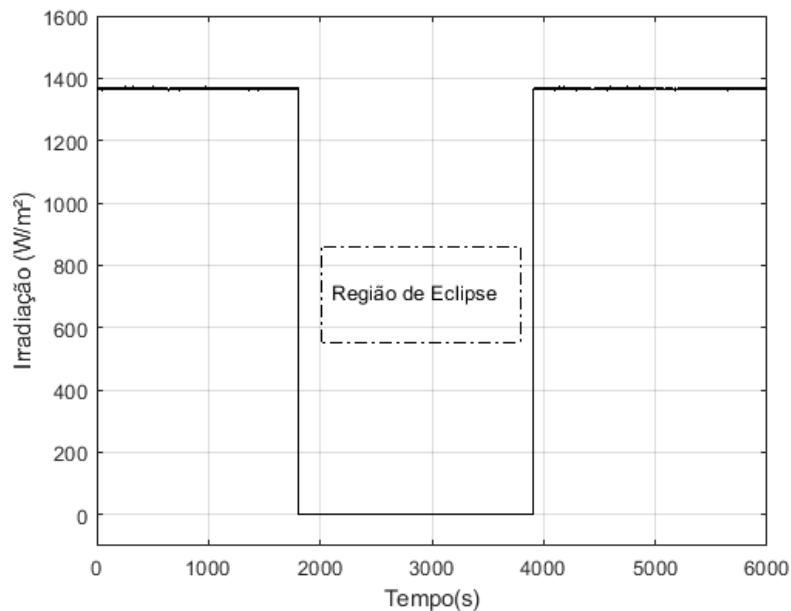
Gonzalez e Velasco (2016). O estágio em que o satélite é exposto ao sol tem duração de 62 minutos, enquanto a passagem pela região de eclipse tem duração de 37 minutos, totalizando 100 minutos de órbita completa aproximadamente. O modelo de posicionamento do nanossatélite segue o *Sun Pointing Scenario* (SANCHEZ; GONZALEZ; VELASCO, 2016), este cenário é evidenciado na Figura 4.3, onde uma das faces do nanossatélite sempre aponta em direção ao sol. Como o teste é feito somente em um face do nanossatélite (representada por X+ na Figura 4.3), logo, o tempo que a mesma fica exposta ao sol é o mesmo tempo em que o satélite tem exposição solar, a saber 62 minutos aproximadamente. Para facilitar a simulação, o efeito da atmosfera é desprezado, bem como a variação da temperatura. O Posicionamento através do *Sun Pointing Scenario* gera energia máxima nas faces X+ do nanossatélite.

Seguindo a orientação do modelo *Sun Pointing Scenario*, foi plotada a curva da Figura 4.4 referente a Irradiação solar na face X+ do nanossatélite, sinal este utilizado na simulação contendo a região ensolarada em torno de 0 a 1800 segundos e de 3900 a 6000 segundos, enquanto a região de eclipse tem variação de 1800 a 3900 segundos.

Como resultado dos testes para o modelo *Sun Pointing Scenario* foi gerado o gráfico ilustrado na Figura 4.5, em (a) está representada a curva referente a Potencia, em (b) a curva referente ao Duty Cycle gerada pelos algoritmos propostos. Nota-se que todos os algoritmos e a RN alcançam a máxima potencia fornecida pelos painéis.



**Figura 4.3:** Sun Pointing Scenario. (SANCHEZ; GONZALEZ; VELASCO, 2016)

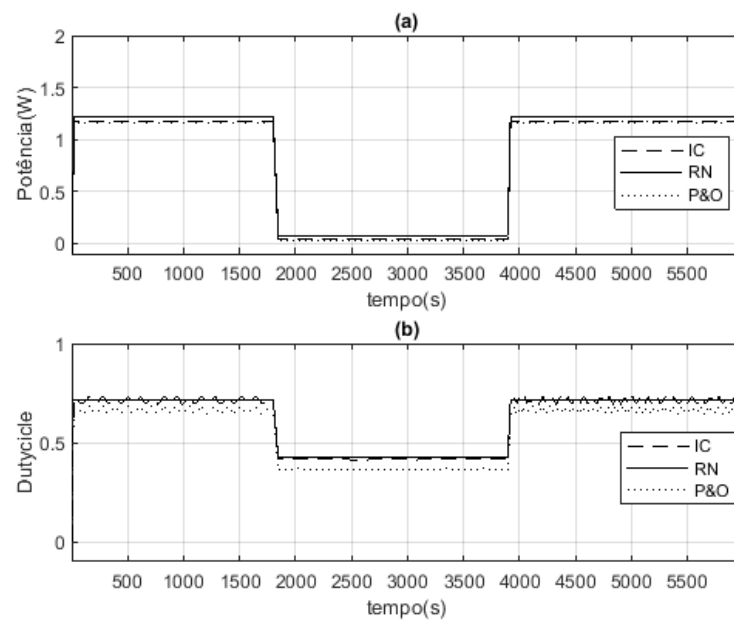


**Figura 4.4:** Curva Irradiação x Tempo na Face X+ do nanossatélite. Fonte: o autor.

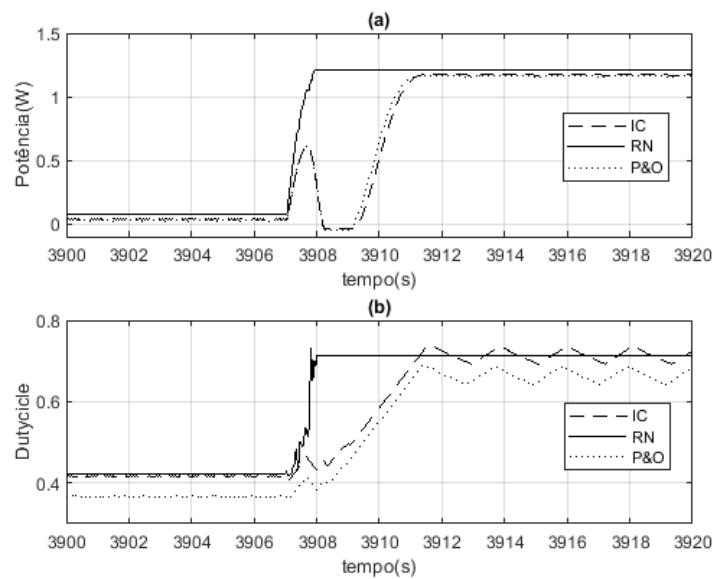
A Figura 4.6 mostra o comportamento dos mesmos testes acima descritos no intervalo referente a transição do período de eclipse para o período ensolarado. Em (a) está representada a curva referente a potência e em (b) a curva referente ao Duty Cycle gerado pelos algoritmos propostos.

Nota-se na Figura 4.6(a) que a potência é ligeiramente superior no cenário em que a RN é utilizada. Também é evidenciada na Figura 4.6(b) o comportamento superior da RN no rastreamento do MPP, alcançando-o mais rápido em comparação aos demais algoritmos.

Ainda é importante ressaltar a energia gerada no sistema pelos algoritmos propostos no período de órbita do nanossatélite. De acordo com o evidenciado na Tabela 4.1, nos 6000s



**Figura 4.5:** (a) Curva Potencia x Tempo na Face X+ do nanossatélite.(b) Curva Duty Cycle x Tempo na Face X+ do nanossatélite. Fonte: o autor.



**Figura 4.6:** Curvas no período de transição (a) Curva Potência x Tempo na Face X+ do nanossatélite.(b) Curva Duty Cycle x Tempo na Face X+ do nanossatélite. Fonte: o autor.

de órbita, a RN mostrou ser mais eficiente em termos de produção de energia, a mesma fez com que o sistema gerasse 4895,8 Wh, valor ligeiramente maior em comparação com os outros algoritmos.

Algoritmo	Energia (Wh)
RN	4895.8
P&O	4876.5
IC	4876.1

**Tabela 4.1:** Energia gerada por órbita no sistema. Fonte: o autor.

## 4.4 Simulação Irradiação espacial com ruído gaussiano

Afim de tornar a simulação mais próxima da realidade, o sinal de irradiação foi acrescido de um ruído gaussiano (GAO; QI; ZHANG, 2021). O sinal é obtido de acordo com a Equação 4.1

$$I(t) = Irr(t) + a.\omega(t) \quad (4.1)$$

Onde  $I$  representa o sinal de irradiação resultante,  $Irr$  representa o sinal de irradiação sem ruído,  $a$  representa a variância do ruído e  $\omega$  representa o ruído gaussiano. Neste teste simulado adota-se o valor de variância  $a=2$  (valor dentro da faixa sugerida por COTAE e YALAMANCHILI (2008) onde:  $0 < a < 4$ ).

No gráfico da Figura 4.7a evidencia-se o sinal de irradiação espacial com ruído, um trecho deste sinal é ampliado e visualizado na Figura 4.7b. Da mesma forma, no gráfico da Figura 4.7c evidencia-se o sinal de irradiação espacial sem ruído, um trecho deste sinal é ampliado e visualizado na Figura 4.7d.

Como consequência dos valores de Irradiação mostrados na Figura 4.7, foram obtidos valores referentes ao Duty Cycle e a potencia gerada do sistema. Estes valores estão demonstrados nos Gráficos da Figura 4.8.

Analisando a Figura 4.8, no que se refere ao Duty Cycle, observa-se que os algoritmos IC e P&O não conseguiram fazer o MPPT, devido ao sinal de Irradiação utilizado neste teste ser acrescido de um ruído gaussiano. Ruído este que afeta diretamente os valores de potencia tornando-o "contaminado". Os algoritmos IC e P&O não conseguem atingir a convergência para o valor de máxima potencia, pois estes algoritmos trabalham com passos de incrementos e decrementos do valor de Duty Cycle. Assim, estes passos não conseguem acompanhar a variação decorrente do sinal com ruído. Em contrapartida, a RN consegue fazer o MPPT de forma satisfatória, pois a mesma foi treinada para receber um valor de irradiação e temperatura e gerar um valor de Duty Cycle de forma instantânea, não utilizando o método de incremento e decremento dos algoritmos anteriores.

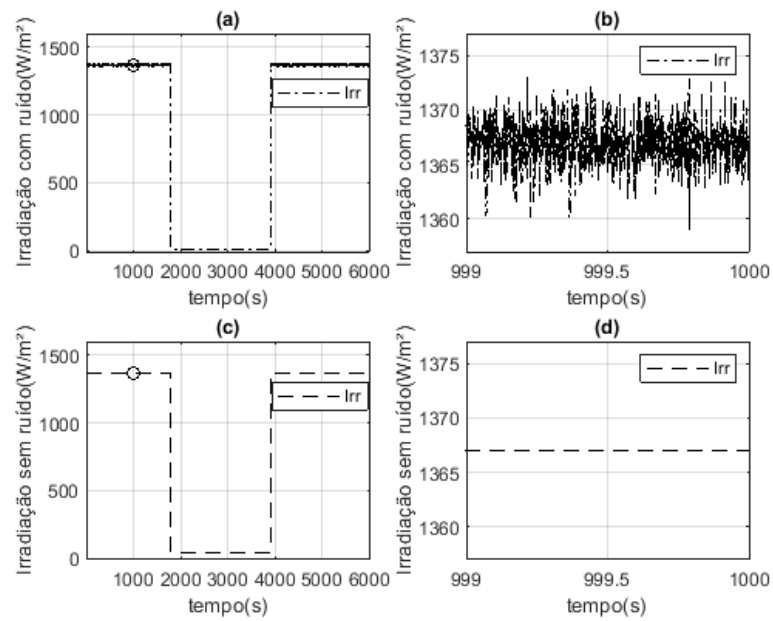


Figura 4.7: (a)(b) Sinal de Irradiação com ruído, (c)(d) Sinal de Irradiação sem ruído. Fonte: o autor.

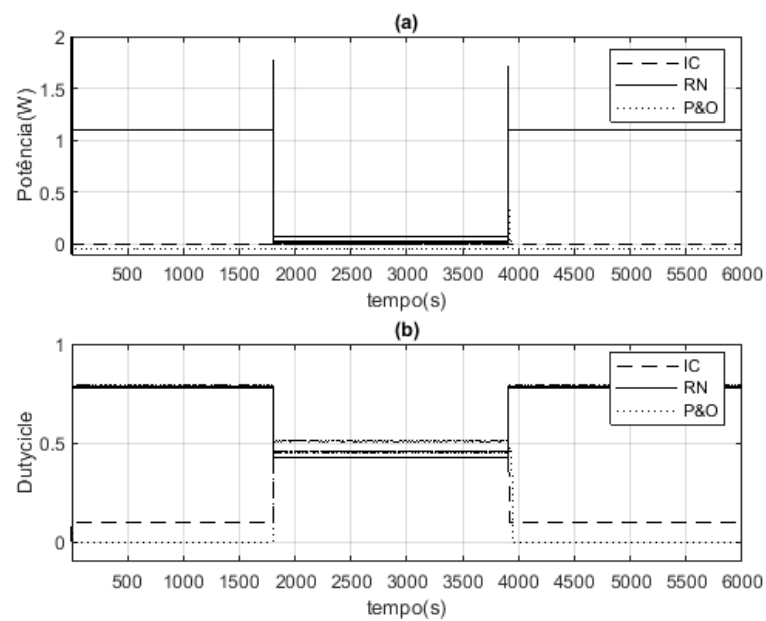


Figura 4.8: (a) Potência, (b) Duty Cycle. Referentes ao *Sun Pointing Scenario* com ruído Gaussiano. Fonte: o autor.

# Capítulo 5

## CONCLUSÕES

---

Neste trabalho, foi apresentado um projeto de EPS utilizando a Rede Neural como algoritmo responsável pelo MPPT do sistema. A RN abordada utiliza como algoritmo de treinamento *Levenberg – Marquardt* (LM), devido o mesmo ser uma evolução do método de *Backpropagation* e também é o mais utilizado em se tratando de energia fotovoltaica. O MPPT através da Rede Neural foi comparada com outros algoritmos MPPT tais como: Perturba & Observa (P&O) e Condutância Incremental(IC). A velocidade de rastreamento foi verificada através de gráficos Duty Cycle x Tempo, onde ficou evidente a eficiência da Rede Neural alcançando o MPP de forma mais rápida em comparação com os outros algoritmos estudados. Foi simulado também, o comportamento do nanossatélite em órbita terrestre de 100 minutos aproximadamente, onde mais uma vez a Rede Neural foi mais rápida ao alcançar o MPP em relação aos outros algoritmos testados. Nos testes em órbita simulada, foi calculada energia elétrica gerada pelo sistema com os algoritmos executando o MPPT. Com a Rede Neural, o sistema obteve maior fornecimento de energia elétrica em comparação com a energia gerada com o P&O e IC como algoritmos MPPT. Portanto, com as simulações do EPS e testes executados, pode-se concluir que o MPPT realizado pela Rede Neural é uma boa alternativa aos métodos de rastreamento tradicionais.

### 5.1 Atividades futuras

A proposta para trabalhos futuros é executar simulações do EPS com as seguintes considerações:

- Projetar as proteções elétricas do EPS;
- Fazer testes com outros modelos de painéis solares mais eficientes e também com outros cenários de órbita do nanossatélite.
- Elaborar o hardware do EPS, embarcar a RN para executar o MPPT.

Assim, as propostas acima têm como objetivo, elaborar um modelo de sistema de potência o mais próximo possível da realidade, afim de utilizá-lo como base para projetar um EPS para nanossatélites com hardware e software testados e validados.

## **5.2 Trabalhos publicados**

### **XXIII Congresso Brasileiro de Automática - CBA 2020**

- Título: Projeto de um Sistema de Suprimento de Energia para um Nanossatélite Educacional Baseado em Busca do Ponto de Máxima Potência.
- DOI:10.48011/asba.v2i1.1034
- Tipo: Artigo Científico.
- Palavras-chaves: Nanossatélite, EPS, MPPT.
- Autores: Leandro Souza Batista, Luís Cláudio de Oliveira Silva, João Viana da Fonseca Neto.
- Trabalho disponível no Apêndice C

## REFERÊNCIAS

---

- ACHARYA, S. et al. Modeling and Design of Electrical Power Subsystem for CubeSats. *International Conference on Smart Energy Systems and Technologies (SEST)*, Porto, p. 1–6, 2019.
- AL-MAJIDI, S. D.; ABBOD, M. F.; AL-RAWESHIDY, H. S. A modified p and o-mppt based on pythagorean theorem and cv-mppt for pv systems. *53rd International Universities Power Engineering Conference (UPEC)*, p. 1–6, 2018.
- ALMONACID, F. et al. Calculation of the energy provided by a PV generator. Comparative study: Conventional methods vs. artificial neural networks. *Energy*, v. 36, n. 1, p. 375–384, 2011.
- CARDOSO et al. Proposta de algoritmo de otimização para obtenção do ponto de máxima potência de um sistema fotovoltaico baseado em redes neurais artificiais. *VII Congresso Brasileiro de Energia Solar*, Gramado,RS, p. B4.6A, 2018.
- CHIN, K. B. et al. Energy Storage Technologies for Small Satellite Applications. *Proceedings of the IEEE*, v. 106, n. 3, p. 419–428, 2018.
- CHTOUKI, I.; WIRA, P.; ZAZI, M. Comparison of several neural network perturb and observe mppt methods for photovoltaic applications. *2018 IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT)*, p. 909–914, 2018.
- COTAE, P.; YALAMANCHILI, S. On the optimized sensor location performances in the presence of additive white gaussian noise. *2008 IEEE International Conference on System of Systems Engineering*, p. 1–5, 2008.
- DAHBI, S. et al. Design and sizing of electrical power source for a nanosatellite using photovoltaic cells. *International Renewable and Sustainable Energy Conference (IRSEC)*, Marrakech, v. 3rd, p. 1–6, 2015.
- DUBEY, M.; SHARMA, S. K.; SAXENA, R. Cascaded boost buck converter for solar power driven stand-alone PMSM drive. *Renewable Energy Focus*, v. 35, p. 32 – 40, 2020.
- EDPUGANTI, A. et al. A novel eps architecture for 1u/2u cubesats with enhanced fault-tolerant capability. *IEEE Industry Applications Society Annual Meeting*, p. 1–6, 2020.
- EDPUGANTI, A. et al. Comparison of peak power tracking based electric power system architectures for cubesats. *IEEE Transactions on Industry Applications*, v. 57, n. 3, p. 2758–2768,, 2021.
- GAO, R.; QI, P.; ZHANG, Z. Performance analysis of spectrum sensing schemes based on energy detector in generalized gaussian noise. *Signal Processing*, v. 181, 2021. ISSN 0165-1684.



- GARZON, A.; VILLANUEVA, Y. A. Thermal Analysis of Satellite Libertad 2: a Guide to CubeSat Temperature Prediction. *Journal of Aerospace Technology and Management*, v. 10, 01 2018. ISSN 2175-9146.
- HAMDI, H.; CHIHEB, B. R.; ABDERRAHMEN, Z. Real-time study of a photovoltaic system with boost converter using the pso-rbf neural network algorithms in a myrio controller. *Solar Energy*, v. 183, p. 1–16, 2019.
- HERMOSO, P. et al. Simple solar panels/battery modeling for spacecraft power distribution systems. *Acta Astronautica*, v. 179, p. 345–358, 2021. ISSN 0094-5765.
- JASIM, A.; SHEPETOV, Y. Maximum Power Point Tracking for Satellite Solar Power Load Matching under Different Light Panels. *Current Journal of Applied Science and Technology*, v. 1, p. 1–15, 2017.
- KAMRAN, M. et al. Implementation of improved perturb observe mppt technique with confined search space for standalone photovoltaic system. *Journal of King Saud University - Engineering Sciences*, v. 32, n. 7, p. 432–441, 2020.
- KIM, G. N. et al. Development of cubesat systems in formation flying for the solar science demonstration: The canyval-c mission. *Advances in Space Research*, v. 68, n. 11, p. 4434–4455, 2021. ISSN 0273-1177.
- KRAUSE, F. et al. Implementation of commercial Li-ion cells on the MarCO deep space CubeSats. *Journal of Power Sources*, Gramado,RS, p. v.449, 2020.
- KUMAR, P. K.; MANJUNATH, K. Analysis, design and implementation for control of non-inverted zeta converter using incremental conductance MPPT algorithm for SPV applications. *International Conference on Inventive Systems and Control (ICISC)*, p. 1–5, 2017.
- LASHEEN, M. et al. Performance Enhancement of Constant Voltage Based MPPT for Photovoltaic Applications Using Genetic Algorithm. *Energy Procedia*, v. 100, p. 217 – 222, 2016. Kitakyushu, Japan.
- LOPES, G.; FRANCO, R.; VIEIRA, F. Algoritmo de seguimento do ponto de máxima potência para sistemas fotovoltaicos considerando minimização de erro e derivada da potência. *TEMA*, v. 21, p. 157–170, 2020. ISSN 2179-8451.
- MAHDI, M.; SADIQ, J.; AL-RAZAK, S. Design and Implementation of an Effective Electrical Power System for Nano-Satellite. *International Journal of Scientific and Engineering Research*, v. 5, p. 29–35, 05 2014.
- MAMMADLI, S. Financial time series prediction using artificial neural network based on Levenberg-Marquardt algorithm. *Procedia Computer Science*, v. 120, p. 602 – 607, 2017.
- MARCELINO, G. et al. A Critical Embedded System Challenge: The FloripaSat-1 Mission. *IEEE Latin America Transactions*, v. 18, n. 02, p. 249–256, 2020.
- MARCELINO, G. M. et al. In-orbit preliminary results from the open-source educational nanosatellite floripasat-i. *Acta Astronautica*, v. 188, p. 64–80, 2021. ISSN 0094-5765.
- MARCELINO, G. M. et al. A critical embedded system challenge: The floripasat-1 mission. *IEEE Latin America Transactions*, v. 18, n. 02, p. 249–256, 2020.

- MATTOS, E. et al. Analysis and design of a stacked power subsystem on a picosatellite. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, v. 33, p. 4–13, 10 2018.
- MIRANDA, D. et al. A Comparative Survey on Flight Software Frameworks for ‘New Space’ Nanosatellite Missions. *Aerosp. Technol. Manag.*, 2019.
- MIRGHANI, M. et al. Design and Implementation of Electrical Power System for ISRASAT1 Cube Satellite. *International Journal of Applied Sciences and Current Research*, v. 01, p. 17–21, 02 2016.
- MOTAHHIR, S.; HAMMOUMI, A.; GHZIZAL, A. The most used mppt algorithms: Review and the suitable low-cost embedded board for each algorithm. *Journal of Cleaner Production*, v. 246, 2019.
- NOTANI, S.; BHATTACHARYA, S. Flexible electrical power system controller design and battery integration for 1U to 12U CubeSats. *IEEE Energy Conversion Congress and Exposition*, Phoenix, p. 3633–3640, 2011.
- PALANIDOSS, S.; VISHNU, T. Experimental analysis of conventional buck and boost converter with integrated dual output converter. *2017 International Conference on Electrical, Electronics, Communication, Computer, and Optimization Techniques (ICEECCOT)*, p. 323–329, 2017.
- PENG, L.; JUN, Z.; XIAOZHOU, Y. Design and On-Orbit Verification of EPS for the World’s First 12U Polarized Light Detection CubeSat. *International Journal of Aeronautical and Space Sciences*, v. 19, n. 03, p. 718–729, 2018.
- PINHEIRO, E.; RÜTHER, R.; LOVATO, A. Estudo de aplicabilidade do algoritmo Leverberg-Marquardt de RNA para avaliação de geração de energia de um sistema FV instalado no centro oeste brasileiro. *Revista Brasileira de Energia Solar*, v. 8, p. 140–149, 2017.
- RAPOLU, K. et al. Kapton RS Flexible Heaters – Design and Applications. *17th IEEE Intersociety Conference on Thermal and Thermomechanical Phenomena in Electronic Systems (ITherm)*, p. 19–25, 2018.
- REZK, H.; ELTAMALY, A. A comprehensive comparison of different mppt techniques for photovoltaic systems. *Elsevier*, p. 1–11, 2015.
- SANCHEZ, S.; GONZALEZ, J.; VELASCO, R. Comparison of the Incident Solar Energy and Battery Storage in a 3U CubeSat Satellite for Different Orientation Scenarios. *Journal of Aerospace Technology and Management*, v. 8, p. 91 – 102, 03 2016. ISSN 2175-9146.
- SEMAN, L. et al. O Desenvolvimento de CubeSats Diante da Aprendizagem Ativa: um levantamento com participantes de missões brasileiras. *XLIV Congresso Brasileiro de Educação em Engenharia*, 2016.
- VIDMAR, M. et al. New Space and Agile Innovation: Understanding transition to open innovation by examining innovation networks and moments. *Acta Astronautica*, v. 167, p. 122 – 134, 2020. ISSN 0094-5765.
- YUSUF, A.; PRABOWO, G. Bench model design of the electrical power system for Iinusat-1 NanoSatellite. p. 182–186, 2012.

ZAMORA, D. et al. Applying hol/pbl to prepare undergraduate students into graduate level studies in the field of aerospace engineering using the puerto rico cubesat project initiative. *IEEE Frontiers in Education Conference (FIE)*, p. 1–8, 10 2018.

ZAMORA, R. et al. Buck Converter and SEPIC Based Electronic Power Supply Design with MPPT and Voltage Regulation for Small Satellite Applications. *IEEE 44th Photovoltaic Specialist Conference (PVSC)*, p. 2963–2968, 2017.

# Apêndice A

## REDES NEURAIS ARTIFICIAIS (RNA)

As Redes Neurais Artificiais têm sido empregadas em vários ramos da ciência e tecnologia. Dentre as várias aplicações, as RNA's modelam, identificam, otimizam, prevêm, e controlam sistemas complexos (ALMONACID et al., 2011). As RNA's são baseadas no comportamento do neurônio biológico, assim as estruturas matemáticas de uma RNA simulam o comportamento do cérebro humano, já que o mesmo pode ser considerado um computador não-linear altamente complexo devido as várias interconexões entre seus neurônios.

O elemento principal de uma rede neural é o neurônio artificial, este simula o comportamento do neurônio biológico. Para efetuar a simulação, o neurônio artificial utiliza operações matemáticas como multiplicações, somatórios e funções de ativação. A Figura A.1 mostra um esquema de um neurônio artificial.

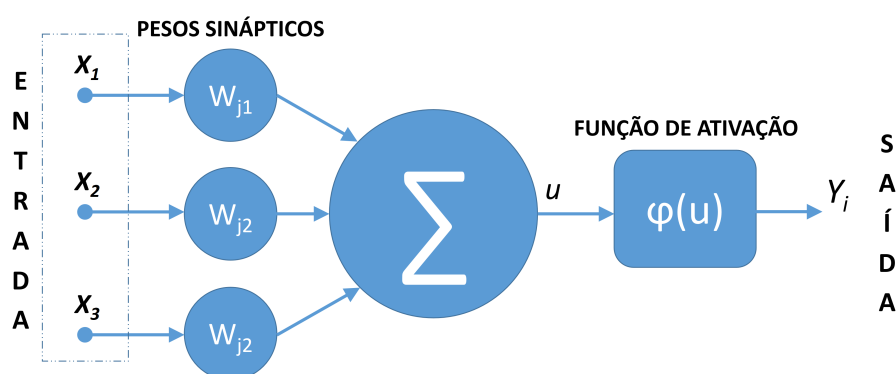


Figura A.1: Neurônio artificial. Fonte: o autor.

A saída de um neurônio artificial é obtida pelas equações A.1 e A.2.

$$u_j = \sum_{i=0}^j X_i W_{ji} \quad (\text{A.1})$$

$$Y_j = \phi(u_j) \quad (\text{A.2})$$

Onde as entradas  $X_i$  são multiplicadas pelos respectivos pesos  $W_j$ , cada parcela é somada, o resultado da somatória é então encaminhado para uma função de ativação. Esta função irá gerar o sinal de saída do neurônio artificial. Por analogia, as partes constituintes do neurônio artificial segue o mesmo modelo do neurônio biológico com quatro itens básicos:

- Pesos: Um dos fatores de multiplicação das entradas;
- Entradas: Dados de medidas externas em que se deseja obter um padrão de saída;
- Somador: Realiza a operação de somatório dos termos da multiplicação de pesos e entradas. O resultado é encaminhado a função de ativação.
- Função de ativação: Responsável por gerar a saída do neurônio em função da saída do somador. As funções podem ser do tipo linear, tangente, tangente hiperbólica, sigmoideal, etc. A escolha das funções variam de acordo com a natureza das entradas.

O aprendizado de um neurônio artificial é obtido através de um processo iterativo de ajustes a seus pesos sinápticos e níveis de *bias*<sup>1</sup>. Após cada interação, o neurônio se torna mais instruído acerca do sistema no qual está inserido.

---

<sup>1</sup>O valor *bias* tem o efeito de aumentar ou diminuir a entrada da função de ativação, dependendo se é positivo ou negativo, respectivamente. (MAMMADLI, 2017)

# Apêndice B

## RELATÓRIO DE ATIVIDADES E MONTAGENS

---

Este relatório tem como objetivo mostrar a evolução dos experimentos e testes efetuados no período de junho de 2021 até outubro de 2021. Os testes foram baseados em projeto e montagem da placa conversora de potencia (conversor BUCK) do nanossatélite. Foram realizadas montagens e testes dos componentes em matriz de contatos e após verificação do bom funcionamento do conversor Buck foi montado o protótipo em PCI (Placa de circuito impresso). Foram realizados medições de tensões e correntes na entrada e saída do circuito, afim de verificar seu rendimento. Após etapa de medições e testes iniciais, com o auxilio do Simulink como software de aquisição de dados, foram coletadas informações referentes a tensão , corrente e potencia do conversor.

### B.1 Preparação do relatório

O esquema elétrico do protótipo EPS é evidenciado na Figura B.1. Em vermelho tracejado estão os elementos do conversor buck. O circuito conversor foi montado em protoboard conforme Figura B.2

Foi implementado um opto-acoplador para isolação elétrica entre o sinal PWM do microcontrolador e o gate do Mosfet, como forma de proteção da saída do microcontrolador contra algum tipo de surto de tensão ou corrente oriundos do conversor. O modelo de opto-acoplador proposto foi o 617A, com corrente direta de 60mA com picos de 2.5A e tensão reversa de 6V.

O projeto do conversor foi baseado conforme equações evidenciadas em Palanidoss e Vishnu (2017), onde a indutância é calculada de acordo com a Equação 3.9, onde  $V_{in}$  é a tensão de entrada com valor igual a 12V,  $V_s$  é a tensão de saída igual 8V,  $\Delta I = 0.077$  e  $f_s$  igual a 62KHz. Como resultado, o valor de  $L$  foi aproximadamente 348  $\mu\text{H}$ .

O cálculo da capacitância foi baseado conforme Equação 3.7, onde  $\Delta V$  é igual a 0.065.

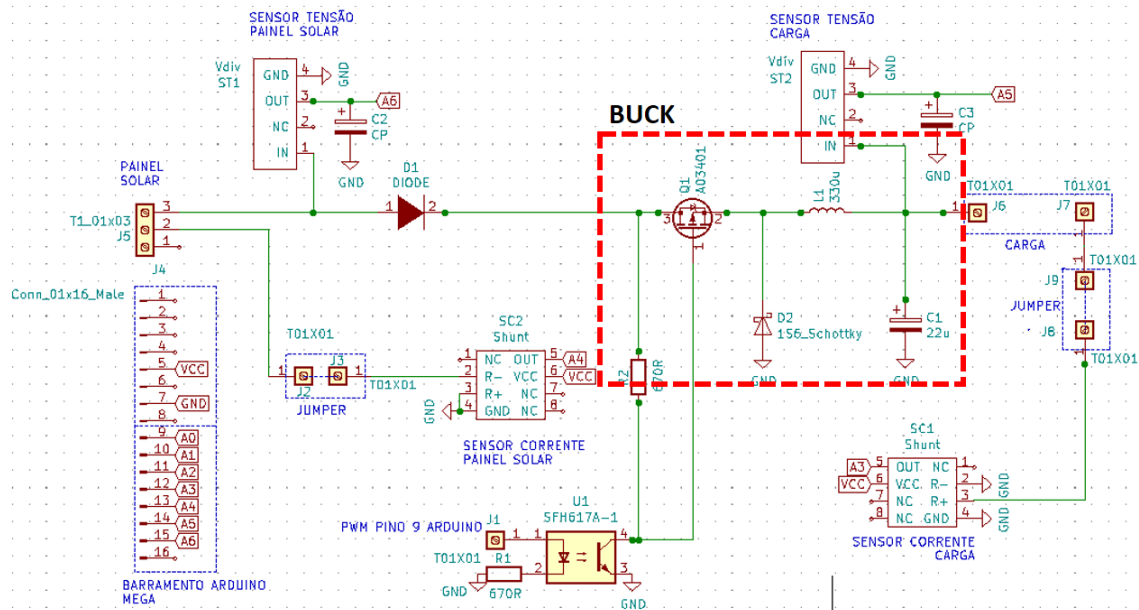


Figura B.1: Esquema Elétrico do EPS. Fonte: o autor.

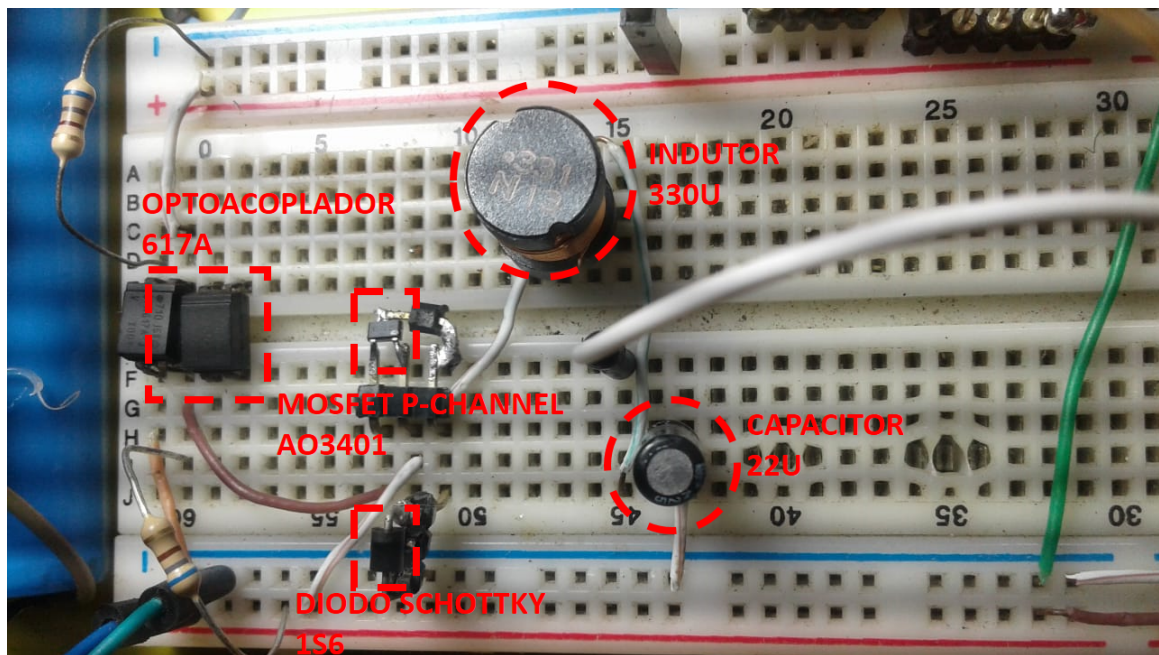


Figura B.2: Montagem em protoboard conversor buck. Fonte: o autor.

Resultando em um valor de  $C$  igual a  $15.5 \mu\text{F}$ . Para o projeto foram utilizados valores de indutância e capacitância de  $330\mu\text{H}$  e  $22\mu\text{F}$  respectivamente. O Diodo utilizado foi o Schottky 1S6, ideal para circuitos que trabalham com frequências altas devido sua rápida resposta. O diodo suporta até 1A de corrente direta e uma queda de tensão de 50V reverso. O transistor utilizado no projeto é o Mosfet tipo-N modelo AO3401 encapsulamento SOT23. Este componente tem um  $R_{ds(ON)}$  menor que  $50\text{m}\Omega$  para a faixa de tensão aplicada no projeto (12V). Devido a estas características, este dispositivo se torna ideal para uso em fontes chaveadas e aplicações

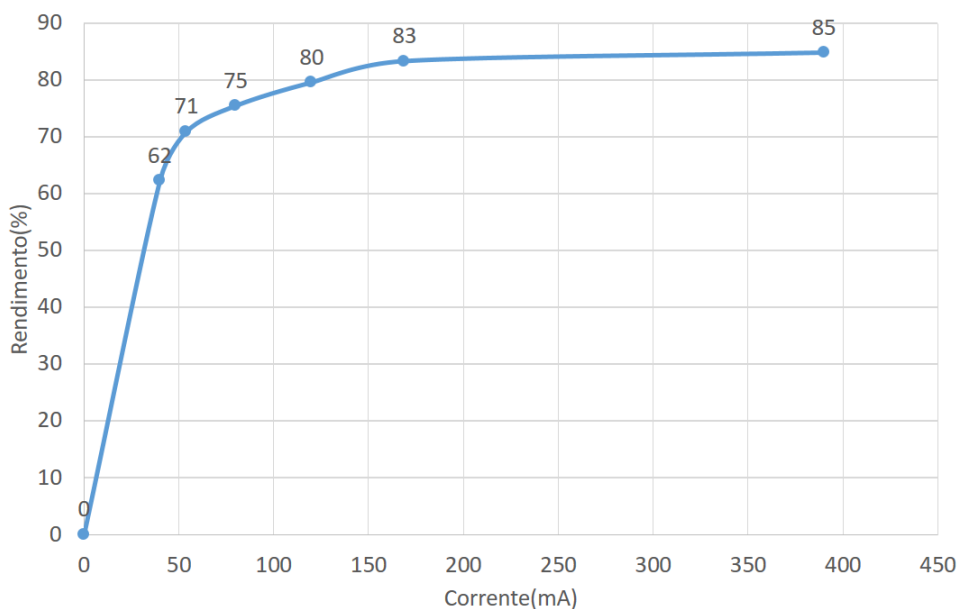
com PWM.

Os testes foram feitos utilizando como entrada um fonte contínua de 12V X 2A. Foram efetuados testes de rendimento do conversor conforme Tabela B.1, onde foram adotadas na saída cargas resistivas de 20  $\Omega$  até 200 $\Omega$ . O sinal PWM em cada linha da Tabela B.1 foi ajustado de forma a obter na saída uma tensão de aproximadamente 8V.

Tensão Fonte (V)	Corrente Fonte (mA)	Potencia Fonte (mW)	Tensão Saída (V)	Corrente Saída (mA)	Potencia Saída (mW)	Rendimento (%)
0	0	0	0	0	0	0
11.8	43	0.5074	7.9	40	0.3160	62.27
11.8	51	0.6018	7.9	54	0.4266	70.88
11.8	71	0.8378	7.9	80	0.6320	75.43
11.8	101	1.1918	7.9	120	0.9480	79.54
11.7	137	1.6029	7.9	169	1.3351	83.29
11.5	312	3.5880	7.8	390	3.042	84.78

**Tabela B.1: Tabela medidas elétricas e rendimento do conversor Buck. Fonte: o autor.**

Pode-se observar no gráfico da Figura B.3 que o rendimento alcançado foi em torno de 85%.

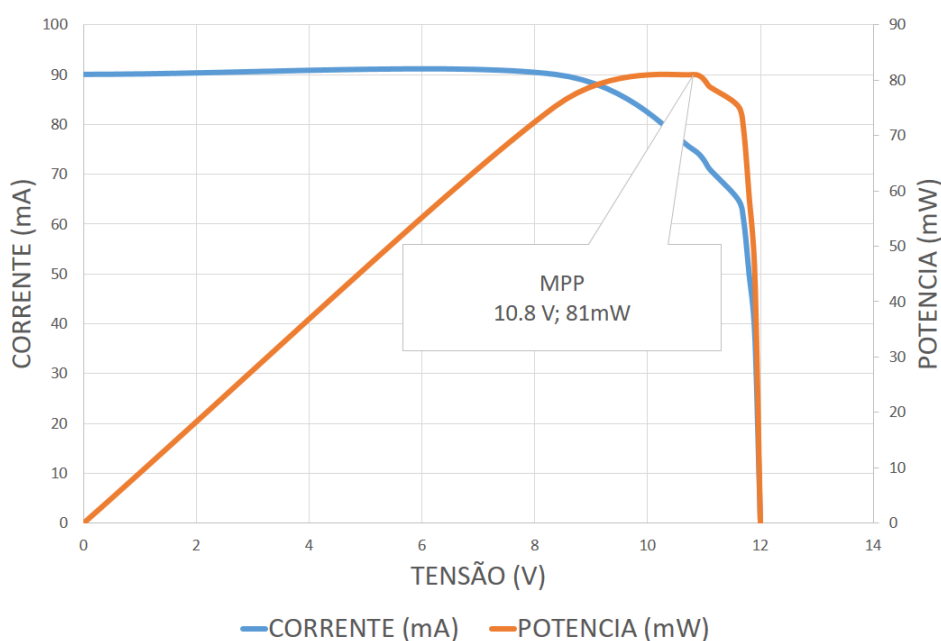


**Figura B.3: Gráfico rendimento x corrente conversor Buck. Fonte: o autor.**

Para teste em carga fixa de 120 $\Omega$ , a alimentação foi substituída pelo painel solar CNC85X11518. Este modelo de painel é composto de 48 células de silício policristalino conectadas em série. As características elétricas deste módulo fotovoltaico estão descritas na Tabela 3.1.



Em um dia bem ensolarado e sem nuvens foram efetuadas as medições de tensão e corrente na entrada e saída do sistema, analisando também a potencia fornecida do painel solar ao sistema. Com base nestas medições, foi plotada a curva característica do painel solar conforme Figura B.4 . Com sol pleno de irradiação em torno de  $1350 \text{ W}/\text{m}^2$  (dado estimado) , o sinal PWM foi variado na faixa de 0 a 99% no seu Duty cycle. Onde o MPPT do painel solar foi alcançado em torno de 90% do Duty cycle, gerando uma potencia em torno de 81mW a uma tensão de 10.8V.

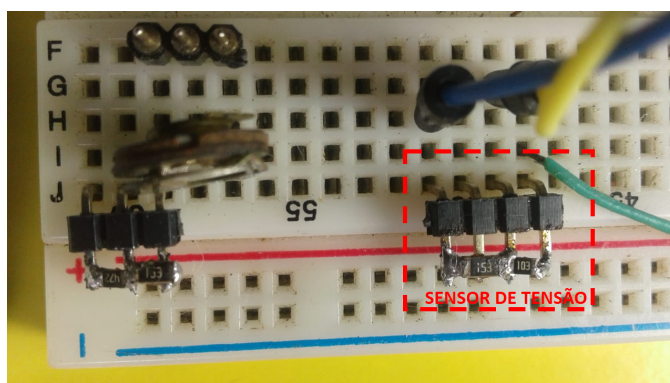


**Figura B.4:** Gráfico Potencia x tensão, Corrente x tensão. Sistema Painel-conversor-carga. Fonte: o autor.

A próxima etapa é coletar dados através do microcontrolador, dados estes de vital importância para o nanossatélite, onde serão analisados tensão e corrente dos painéis solares, conversores, cargas, etc. Para coleta destes dados é necessário projetar os elementos sensores de tensão e corrente.

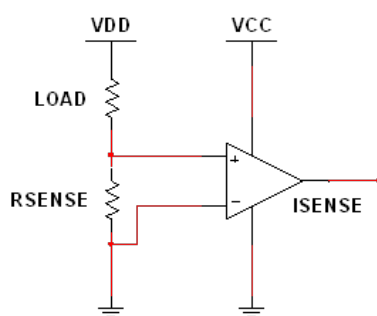
Os sensores de tensão (Figura B.5) foram projetados com base no método divisor de tensão, assim tensões elevadas serão convertidas na faixa de 0V a 5V, que é a faixa de trabalho das entradas analógicas do microcontrolador. O projeto é composto de dois sensores de tensão, uma para entrada e outro para a saída. Os resistores utilizados na confecção dos sensores de tensão tem valores de  $15\text{K}\Omega$  e  $10\text{K}\Omega$ .

Os sensores de corrente foram projetados com base no circuito amplificador operacional e resistência shunt (Figura B.6). O objetivo é coletar o valor de tensão da resistência shunt (tensão baixa em torno de mV que é proporcional a corrente que atravessa a resistência) e converter na



**Figura B.5: Sensor de tensão. Fonte: o autor.**

faixa de 0V a 5V que é a faixa de trabalho das entradas analógicas do microcontrolador. Após a leitura desta tensão, o algoritmo do microcontrolador fará a conversão da tensão em corrente que corresponde a mesma corrente que atravessa a resistência shunt.



**Figura B.6: Esquema elétrico do sensor de corrente. Fonte: o autor.**

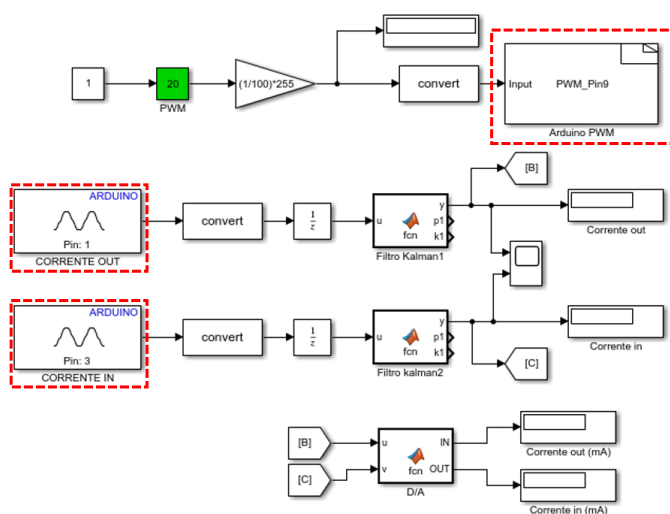
O amplificador operacional utilizado no projeto foi o LM386, onde o mesmo não necessita de fonte simétrica e trabalha na faixa de tensão do microcontrolador. O resistor shunt adotado foi o de  $0,1\Omega$ . O projeto é composto de dois sensores de corrente, uma para entrada e outro para a saída do sistema (Figura B.7).



**Figura B.7: Protótipo do sensor de corrente. Fonte: o autor.**

A coleta de dados foi efetuada com o Simulink através da porta serial com um baud rate de 200Kb/s. Utilizou-se a biblioteca Arduino para compor os blocos de entrada e saída referentes aos sensores e saída PWM.

Para filtragem de sinal utilizou-se os filtros digitais média móvel e filtro de Kalman, mas analisando resultados finais ( que não foram registrados neste relatório) optou-se por implementar a filtragem por Kalman pelos melhores resultados em comparação com o filtro média móvel. A Figura B.8 mostra os blocos de entrada (pino 1 e pino 3 do arduino) referentes aos sensores de corrente e o bloco de saída (pino 9 do arduino) referente a saída PWM. A entrada do bloco PWM foi comandada por potenciômetro deslizante virtual que varia de 0 a 100% referente ao Duty cycle.



**Figura B.8: Bloco arduino no Simulink. Fonte: o autor.**

A coleta de dados referentes aos sensores de corrente tiveram resultados muito ruins devido aos ruídos decorrentes da prototipagem por matriz de contatos, apesar dos filtros digitais. Sendo assim optou-se por encerrar os testes por matriz de contatos e iniciar a confecção de uma placa de circuito impresso (PCB).

## B.2 Confecção PCB (Placa de circuito impresso)

O projeto PCB do conversor Buck foi baseado no esquema elétrico da Figura B.1. Utilizando o software Kicad foi projetado o modelo de placa conforme Figura B.9.

Na Figura B.10 tem-se uma visualização 3D da PCB com os componentes e soquetes projetados. A PCB do conversor buck foi elaborada pelo método de transferência térmica em papel fotográfico para a placa de fenolite de dimensões 10cm X 5cm e em seguida, foi aplicado o método de corrosão por ácido para criação das trilhas do circuito.

Após montados e soldados os componentes eletrônicos, A PCB adquiriu o formato conforme visto na Figura B.11,

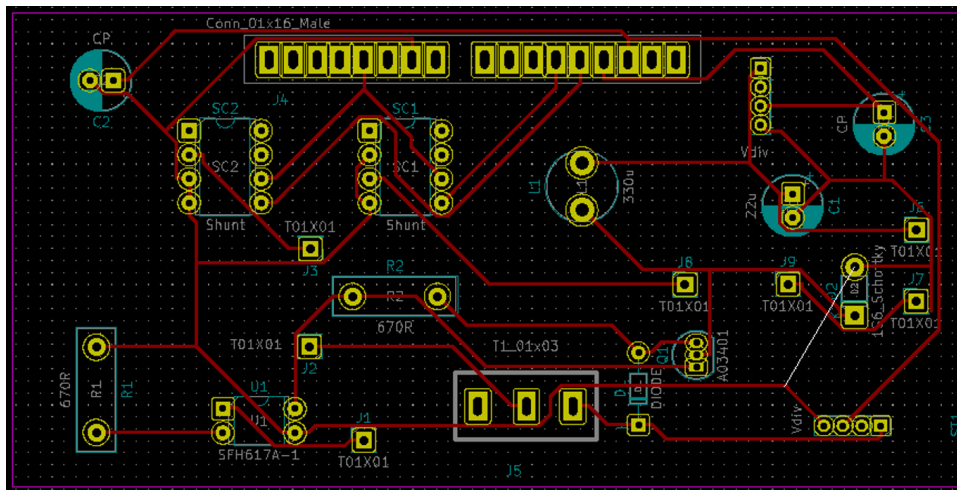


Figura B.9: PCB Conversor Buck.Fonte: o autor.

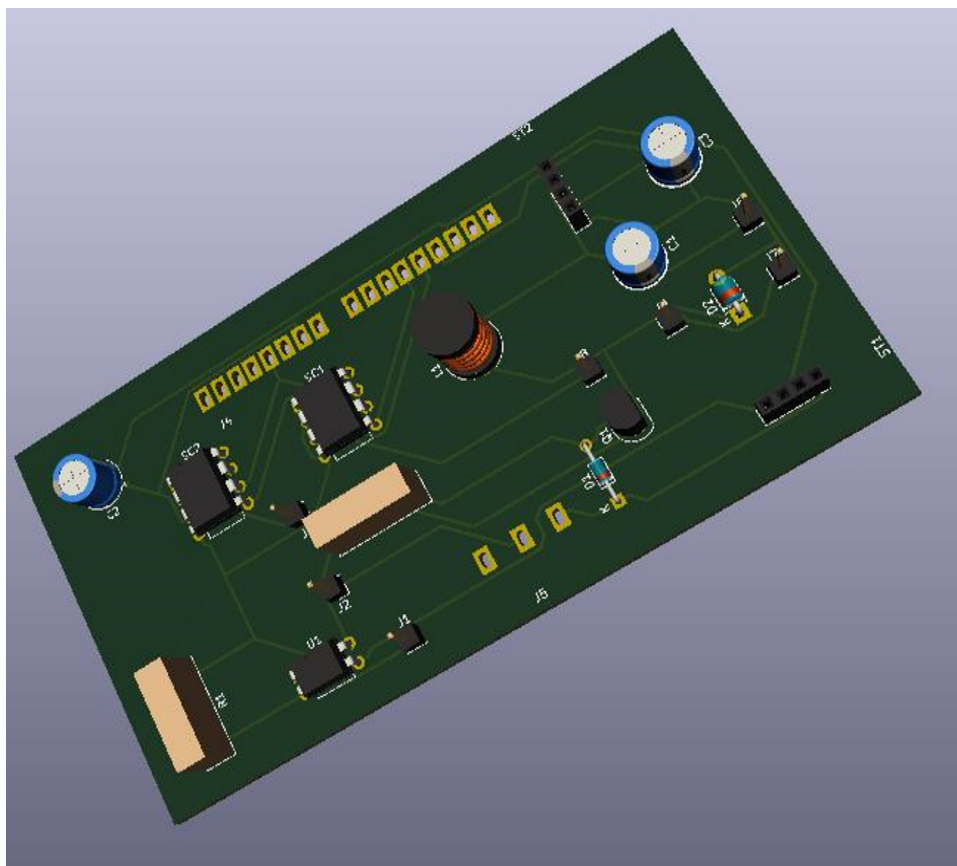


Figura B.10: Visualização 3D placa do Conversor Buck.Fonte: o autor.

Durante a confecção da placa, foram adquiridos os seguintes instrumentos de medidas e outros materiais com recursos próprios:

- **Ponte LCR:** Modelo VC6243 SCBJ Para medição do valor de indutância dos indutores (Figura B.12).
- **Osciloscópio portátil:** Modelo DSO150 com largura de banda de 200KHz para visualização

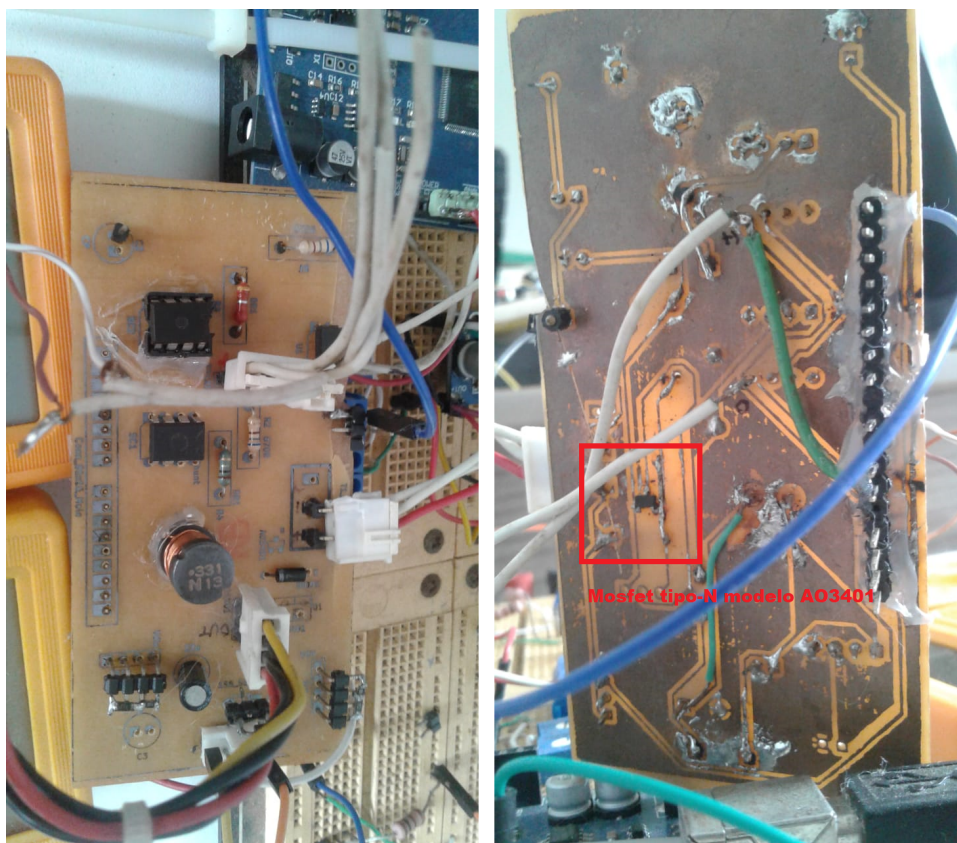


Figura B.11: PCB conversor buck.Fonte: o autor.

do sinal PWM (Figura B.12).



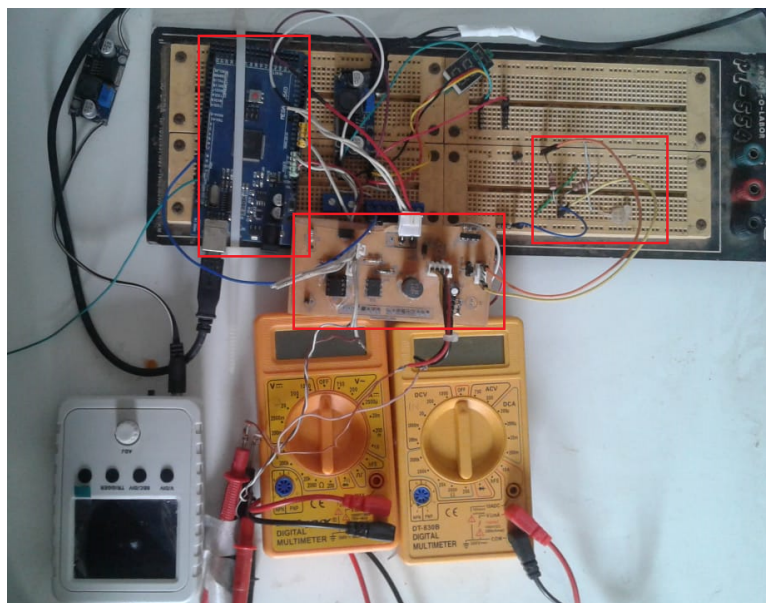
Figura B.12: Ponte LCR e Osciloscópio portátil.Fonte: o autor.

- **Multímetros:** Modelo DT830D para medição das correntes de entrada e saída do con-

versor.

- **Diversos:** Ferro de solda para SMD, multímetro ( tensão e resistência), componentes eletrônicos em geral, placa de fenolite, materiais para corrosão e furação, etc.

O projeto montado com todos os aparelhos de medição, microcontrolador e interface com Arduíno para coleta de dados está evidenciado conforme Figura B.13



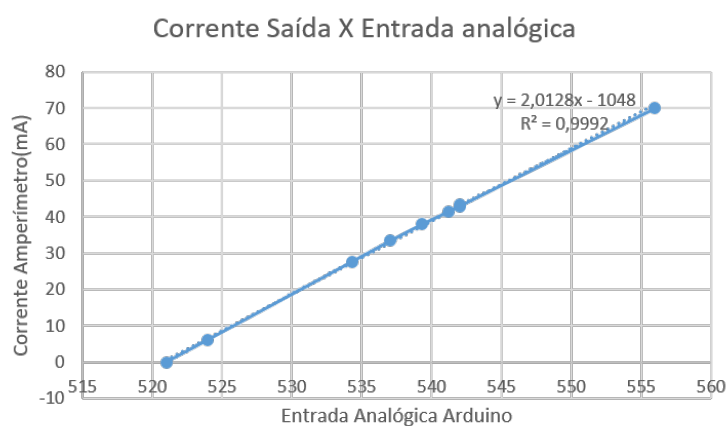
**Figura B.13: Microcontrolador - Conversor Buck - Carga.**Fonte: o autor.

### B.3 Resultados

Os testes com medições efetuadas pelos aparelhos obtiveram os mesmos resultados da Figura B.1 e Figura B.3. A coleta de dados da corrente de saída obteve os resultados de acordo com o gráfico da Figura B.14. Observa-se uma boa relação linear entre as variáveis estudadas com um coeficiente de determinação ( $R^2$ ) igual a 0,9992. Assim o sensor de corrente se torna apto para se determinar o valor de corrente através da equação descrita no Gráfico da Figura B.14.

Para a corrente de entrada os dados foram inconclusivos, conforme visto na Figura B.15, Onde o gráfico não representa uma função. Pode-se perceber que o valor de 540 da entrada analógica corresponde de forma simultânea a dois valores de corrente, onde deveria representar somente um valor.

Para corrigir este problema foram efetuadas os seguintes passos:



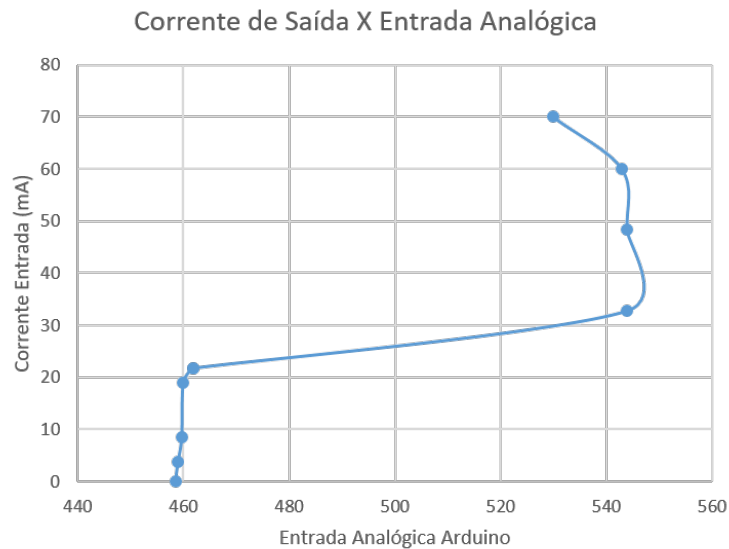
**Figura B.14: Gráfico Corrente de Saída X Entrada Analógica.**Fonte: o autor.

- Revisão do bloco Arduino no Simulink: não foi detectado problema.
- Troca dos Jumpers de conexões por soquetes: Problema persistiu.
- Troca das portas de comunicação USB: Problema persistiu.
- Troca por outras portas de entrada analógica do Arduino: problema persistiu.
- Alteração da frequência do sinal PWM: Foram testadas as frequências de 32KHz, 20KHz, 5KHz. Problema persistiu.
- Troca do transistor mosfet: problema persistiu.
- Troca do AMPOP: Problema persistiu.
- Troca das conexões do sensor de entrada pelo sensor de saída: Problema persistiu.
- Troca da resistência Shunt do sensor: Problema Persistiu.
- Revisão da PCB: Nenhum problema aparente.

Durante as tentativas de correção do problema, ocorreram danos as trilhas devido a ausência de máscara de solda na PCB, mas todas elas foram sanadas com a correção das mesmas.

## B.4 Conclusão

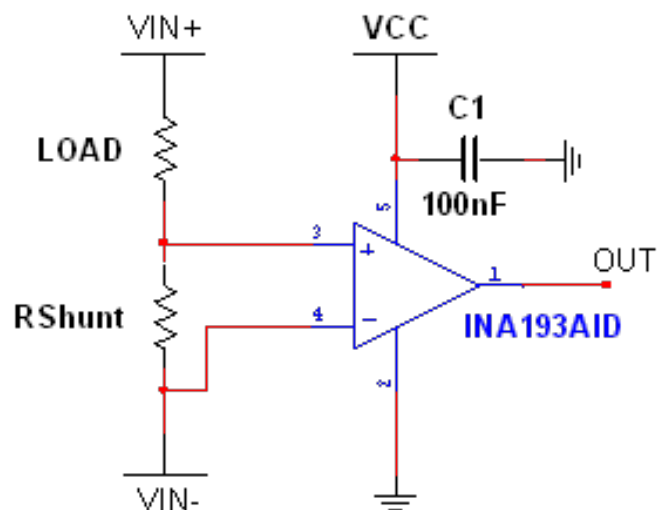
Durante a execução do teste de rendimento do conversor Buck, conclui-se que o mesmo obteve bom rendimento acima de 85%. As medições de corrente e tensão com o multímetro tiveram resultados satisfatórios, bem como o chaveamento através do sinal PWM.



**Figura B.15: Gráfico Corrente de Entrada X Entrada Analógica.**Fonte: o autor.

Com relação aos sensores e coleta de dados, as análises coletadas no simulink para o sensor de corrente de entrada foram ruins, descrevendo resultados fora do esperado. Mesmo após várias tentativas, não se obteve sucesso na correção do problema.

Optou-se então testar mais algumas tentativas de correção através da substituição do sensor com AMPOP e resistência shunt, por um sensor INA193 da Texas Instrument com encapsulamento SOT23 SMD, onde o esquema elétrico do sensor é evidenciado na Figura B.16. Para esta



**Figura B.16: Esquema elétrico INA193.** Fonte: o autor.

nova etapa de teste, é necessário um novo esquema elétrico para confecção de uma nova PCB com todas as etapas descritas neste relatório, tendo em vista que a previsão de conclusão é para Fevereiro de 2022, a confecção de uma nova placa conversora se torna inviável pelo tempo de



chegada dos componentes ( vindos do mercado chinês) e a própria confecção de novo projeto e montagem, extrapolando assim o tempo final do cronograma.

# **Apêndice C**

**ARTIGO APRESENTADO NO XXIII CONGRESSO  
BRASILEIRO DE AUTOMÁTICA**

---

# Projeto de um Sistema de Suprimento de Energia para um Nanossatélite Educacional baseado em Busca do Ponto de Máxima Potência

Leandro Souza Batista\* Luis Claudio de Oliveira Silva\*\*  
João Viana da Fonseca Neto\*\*\*

\* *leandrosouzabatista@gmail.com.*

\*\* *claudio.luis@ufma.br*

\*\*\* *jviana@dee.ufma.br*

---

**Abstract:** In this paper, a project for an electrical power source (EPS) for an Educational Nanosatellite is presented. An approach to monitor the point of maximum efficiency of solar panels. Battery thermal cycling tests are also presented in order to verify their behavior when subjected to temperature variations. Solar battery charging tests were also carried out through photovoltaic panels, in order to verify the behavior of the charging and discharging currents of the batteries. Through computer simulation, the behavior of the EPS system was observed, comparing it with the aid of MPPT and without MPPT.

**Resumo:** Neste trabalho é apresentado um projeto de um Sistema de suprimento de energia (EPS) para um Nanossatélite Educacional. É apresentado uma abordagem de monitoramento do ponto de máxima eficiência dos painéis solares. Também são apresentados testes de ciclagem térmica das baterias de modo a verificar o comportamento das mesmas quando submetidas a variações de temperatura. Efetuou-se também testes de carregamento solar das baterias através dos painéis fotovoltaicos, afim de verificar o comportamento das correntes de carga e descarga das baterias. Através de simulação computacional, observou-se o comportamento do sistema EPS comparando o mesmo com e sem o auxílio do MPPT.

*Keywords:* Nanosat; EPS; MPPT.

*Palavras-chaves:* Nanossatélite; EPS; MPPT.

---

## 1. INTRODUÇÃO

Nanossatélite é um termo usado para designar um tipo de satélite com missões específicas para o seu tamanho. Nas classificações mais modernas, nanossatélites são satélites cuja massa variam entre 1 e 10 kg (NASA, 2017). A redução no tamanho dos satélites ocorreu devido à crescente miniaturização dos circuitos integrados, bem como a padronização das estruturas de integração dos pequenos satélites. Esse tipo de satélite é atualmente empregado em atividades educacionais, objetivando a formação acadêmica em cursos de graduação e pós-graduação em Engenharia Aeroespacial (Semán et al., 2016).

Existe uma tendência na intensificação das atividades aeroespaciais envolvendo nanossatélites nas universidades. Isto requer dos estudantes um conjunto de habilidades multidisciplinares que os possibilite aplicar os conhecimentos adquiridos de maneira prática nas pesquisas.

Um nanossatélite é formado por vários subsistemas. Cada um desses subsistemas é responsável um um conjunto de tarefas dentro do nanossatélite. Os subsistemas mais comuns presentes em um nanossatélite são:

- Computador de bordo e carga útil

- Telecomunicações (telemetria e telecomandos)
- Suprimento de energia
- Controle de atitude

Além destes subsistemas, é comum nanossatélites serem providos de antenas UHF e VHF, painéis solares, montados em uma estrutura feita de alumínio aeroespacial.

O subsistema de suprimento de energia, também denominado Sistema Elétrico de Potência (Electrical Power System, EPS) é responsável por gerenciar e distribuir a energia elétrica de forma eficiente para os outros subsistemas do nanossatélite além de gerenciar a carga das baterias. De acordo com Dahbi et al. (2015), a estrutura básica do EPS é composta por uma Fonte de energia, unidade de armazenamento de energia (baterias) e o sistema de distribuição. Em satélites de baixa potência, existem duas fontes de energia, a Primária e a secundária, segundo Ferriani et al. (2006). A fonte primária de energia mais utilizada é proveniente dos painéis solares. A fonte secundária geralmente é proveniente de bancos de baterias recarregáveis.

Sistemas eletrônicos microcontrolados são responsáveis por fazer o controle e condicionamento da energia gerada pelos painéis solares para as baterias e subsistemas. Estes

sistemas permitem obter a máxima transferência de potência gerada nos painéis solares. No sistema de distribuição, conversores de energia estão localizados entre as fontes de energia (painéis solares e baterias) e os demais subsistemas do nanossatélite. A função destes conversores é fornecer níveis de tensão reguladas a cada subsistema. Assim, cada conversor possui seu subsistema associado de acordo com o nível de tensão ideal ao seu funcionamento.

O objetivo deste trabalho é desenvolver um protótipo de um sistema de suprimento de energia (EPS) de baixo custo para um nanossatélite educacional. Para isso, são propostas as seguintes tarefas:

- desenvolver um sistema de rastreamento de máxima potência do EPS utilizando redes neurais,
- desenvolver um sistema de aquecimento de baterias para o EPS,
- Efetuar testes de ciclagem térmica afim de avaliar o sistema de aquecimento das baterias

Este trabalho está organizado da seguinte forma: Na seção 2, serão apresentados os trabalhos mais relevantes, relacionados com este tema; na seção 3, será apresentada a metodologia do trabalho, onde serão detalhados o funcionamento do EPS proposto e componentes utilizados. Na seção 4, serão apresentados os resultados obtidos nos testes do protótipo e propostas de trabalhos futuros; Na seção 5, serão feitas as considerações finais do trabalho.

## 2. TRABALHOS RELACIONADOS

Tendo a proposta de desenvolvimento de um sistema de suprimento de energia de um nanossatélite educacional, fez-se uma revisão de literatura para elencar trabalhos já publicados a respeito de EPS desenvolvidos para nanossatélites.

Dahbi et al. (2015) elaborou um projeto de dimensionamento de um EPS para nanossatélites usando células solares, onde foi empregada uma nova estratégia de cálculo para minimizar as perdas das conversões. A estratégia é baseada no posicionamento dos painéis para se ter a melhor relação irradiação/potência. Para melhorar a eficiência da carga das baterias, foi utilizado o algoritmo de busca do ponto de máxima potência (Maximum Power Point Tracking, MPPT) junto com a técnica Perturbe e Observe (Perturb and observe, P&O) para rastrear o ponto de máxima potência nos painéis.

Ferriani et al. (2006) elaborou um estudo do EPS projetado para o nanossatélite universitário Itasat. É descrito os elementos principais que compõem um EPS e a arquitetura baseada em S4R (Sequential Switchin Series Regulator). Neste estudo, cada painel do nanossatélite terá seu acionamento microcontrolado de acordo com a demanda de carga.

Notani and S.Bhattacharya (2011) apresenta um estudo de EPS, composto por seis painéis solares controlados por um algoritmo MPPT P&O. Utiliza-se também um módulo de carregamento de baterias flexível através de conversores de indutância primária single-ended (Single-Ended Primary-Inductor Converter, SEPIC) do tipo buck/boost.

Acharya et al. (2019) Propôs um projeto simulado de um EPS, composto de painéis solares, banco de baterias e

conversores de potência. A simulação também trata do gerenciamento de energia durante o ciclo de trabalho do Nanossatélite, levando em consideração a ativação de cada subsistema de acordo com o plano de vôo. O estudo aborda a captação de energia com o nanossatélite em modo spin, de forma a evitar pontos quentes nos painéis.

Speretta et al. (2012) abordam a análise térmica das baterias com um projeto de um aquecedor de baixa potência. Os teste obtiveram capacidade de carga acima de 95% nas baterias.

Cardoso et al. (2018) propõem o rastreamento do ponto de máxima potência (MPP) utilizando redes neurais artificiais (RNN). Foi feita uma comparação com os algoritmos tradicionais como usando o método P&O. Os resultados mostram um resposta mais rápida na obtenção do MPP pela RNN.

F.Carpes (2017) aborda o uso de RNA para obtenção do MPP para redes fotovoltaicas, como alternativa ao método P&O tradicional. Para gerar dados de treinamento da rede foi feita a modelagem do sistema de geração em um simulador. Os testes concluem que a rede neural obteve desempenho superior no rastreamento do MPP em comparação ao método P&O.

## 3. MATERIAIS E MÉTODOS

Foi desenvolvido um EPS para um protótipo de um nanossatélite. A placa foi projetada com componentes de fácil acesso encontrados no mercado. O protótipo tem por objetivo obter de forma prática, análises de dados simulando um nanossatélite em órbita. Foram efetuados testes como: transmissão e recepção de sinais e comandos por RF, análise de dados de GPS, temperatura, posição, mapeamento por câmera e controle de atitude. Na tabela 1, está contida a lista de itens utilizados no protótipo do EPS, com preços atuais de mercado.

Componentes	Quantidade	Preço R\$
Placa de circuito impresso 10X10	1	15,00
Painel solar CNC85X115-18	1	53,00
Regulador de carga TP5040	1	5,00
Baterias de íons de lítio 18650	2	46,00
Conversores step up LM2577	2	30,00
Sensor de corrente ACS712	1	21,00
<b>Total</b>		<b>170,00</b>

Tabela 1. Componentes utilizados no protótipo.

Na figura 1 é possível observar o esquema elétrico do projeto desenvolvido neste trabalho. Foi elaborado, para obtenção do MPPT, um conversor estático baseado na topologia Buck de modo a fazer o rastreamento da máxima potência elétrica. O conversor MPPT terá como elemento chaveado, um transistor tipo Mosfet ou Transistor Bipolar de Porta Isolada (Insulated Gate Bipolar Transistor, IGBT). Este componente receberá os pulsos de um sinal modulado por largura de pulso (Pulse Width Modulation, PWM) oriundos de um microcontrolador. O microcontrolador utilizado foi o ATmega2560, disponível na placa de prototipagem Arduino Mega.

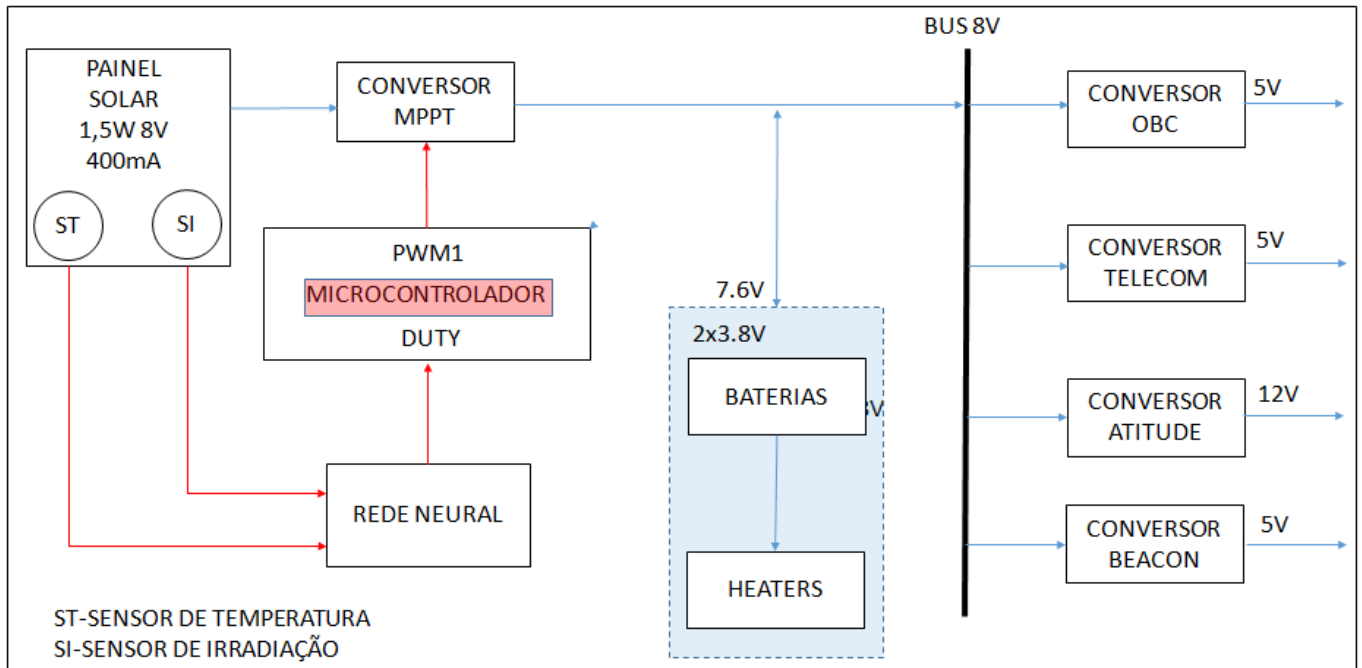


Figura 1. Esquema elétrico do projeto de um EPS para um nanossatélite educacional.

A tensão de saída do conversor MPPT deve ser equivalente ao barramento de tensão de 8V, de forma a garantir uma tensão de saída mais estável possível, para alimentar os subsistemas do nanossatélite. O sistema de baterias é composto de duas baterias de Íons de Lítio na configuração série, com capacidade total de corrente de 2200 mAh. As baterias contém aquecedores de elementos resistivos a base de níquel cromo, para evitar que as mesmas trabalhem com temperaturas abaixo de 0 °C. Foram elaborados conversores Buck/Boost para cada subsistema do nanossatélite.

## 4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 4.1 Desenvolvimento dos elementos básicos do EPS

O EPS é responsável pelo gerenciamento de energia para os subsistemas e controle de carga das baterias. O protótipo EPS possui dois tipos de carregamento: através de painéis solares ou por uma fonte DC chaveada 5V, tornando o protótipo versátil quanto ao carregamento das baterias. Na figura 2 pode-se observar as partes constituintes do protótipo EPS.

O painel solar utilizado foi o CNC85X115-18 que fornece uma tensão de circuito aberto de 18 V e 90mA com potência de 1,5 W. Para controlar a carga das baterias foi utilizado o módulo regulador de carga TP4056 que é um carregador linear que oferece corrente e tensão constante para as baterias, possuindo um conector mini-usb para carregadores externos e terminais de conexão para os painéis solares.

O banco de baterias é composto de duas baterias de Íons de Lítio 18650, conectadas em paralelo com tensão de 3,7 V nominais e capacidade de corrente total de 2400 mAh. Para alimentação dos subsistemas do nanossatélite desenvolvido, foram utilizados os módulos conversores Step-

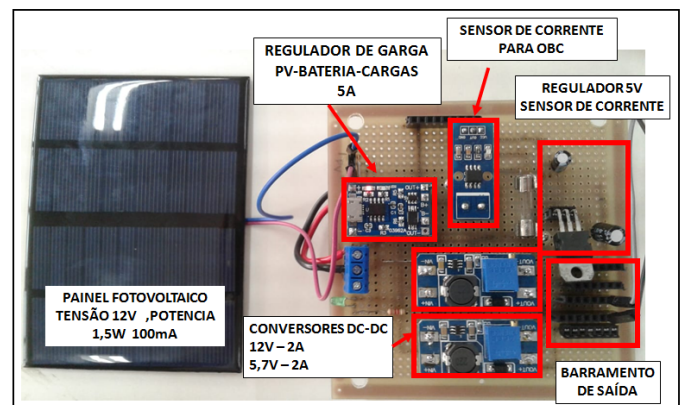


Figura 2. Partes do EPS.

up LM2577, com tensão de entrada de até 32 V, saída regulada e ajustável com corrente de até 2 A.

O módulo ainda possui um sensor de corrente ACS712 de efeito hall que envia para o subsistema computador de bordo dados de corrente demandada para o EPS.

Para o subsistema de telecomunicações e computador de bordo, foi utilizado um conversor com saída de 5 V. Para o controle de atitude que possui um motor brushless extraído de um disco rígido de computador, foi utilizado um conversor com tensão de saída de 12 V.

### 4.2 Testes de Carregamento das baterias

Foram realizados testes do comportamento de carga das baterias através de um painel solar. Para os testes, o conversor Buck 12 V / 5 V foi utilizado como controlador de carga e regulador de tensão. A bateria utilizada nos testes foi a de Íons de Lítio de 3,8 V e 1200 mA. Esta tecnologia de bateria é amplamente utilizada em nanosa-

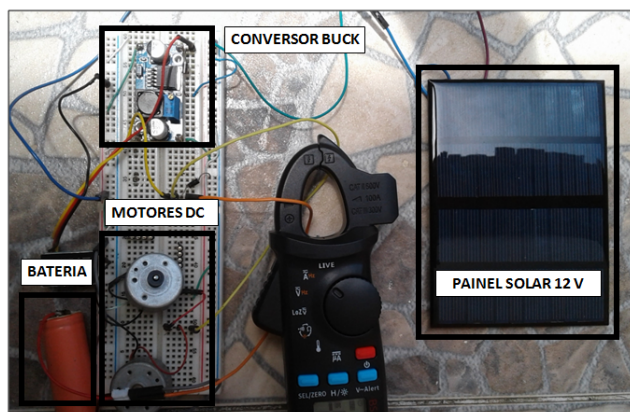


Figura 3. Estrutura de carregamento solar.

télices (Krause et al., 2020). Na figura 3 é possível observar a estrutura montada.

Para simular o consumo de carga durante o experimento, foram utilizados dois motores CC, afim de ilustrar o consumo de alguns subsistemas. Foram efetuados testes de carga da bateria sem motores, carga da bateria com motores ligados e descarga da bateria com motores e painel desligado.

No teste com o painel solar desligado e os motores CC ligados, observou-se que o amperímetro registrou uma corrente drenada da bateria, de  $-28$  mA. Quando a geração solar é inserida no sistema, através dos painéis fotovoltaicos, a corrente registrada no amperímetro foi de aproximadamente zero.

Quando os motores foram desligados, não houve consumo da bateria. Ao ser efetuada a recarga da bateria, através do painel solar, a corrente fornecida pelo painel foi de  $30$  mA. Os testes foram efetuados em um dia parcialmente nublado e as medições foram feitas em torno do meio-dia nos momentos sem nuvem passante.

#### 4.3 Testes térmicos na bateria

Segundo os datasheets das baterias de lítio utilizadas no experimento, os processos de carga devem ser efetuados em temperaturas acima de  $0^{\circ}\text{C}$ . Em ambiente espacial, a temperatura externa de um nanossatélite, em órbita baixa, a uma altitude de aproximadamente  $500$  km, pode chegar a  $-100^{\circ}\text{C}$ . É necessário usar sistemas de aquecimento ou revestimento de modo a garantir o correto funcionamento das baterias. O isolamento térmico em nanossatélites geralmente é feito com fita Kapton que envolve a bateria de forma a manter a temperatura interna.

Os sistemas de aquecimento da baterias, proposto neste trabalho, é composto por dois componentes: o aquecedor e o isolante térmico. O aquecedor geralmente é composto de um elemento resistivo capaz de produzir calor por efeito joule.

O elemento aquecedor utilizado foi um fio de níquel cromo envolvido na bateria, o mesmo utilizado em resistências de chuveiro elétrico. Para fins de teste, o isolamento térmico foi feito com isopor, simulando a fita Kapton. O sistema de teste usou um microcontrolador e um sensor para monitorar a temperatura ambiente e a temperatura da

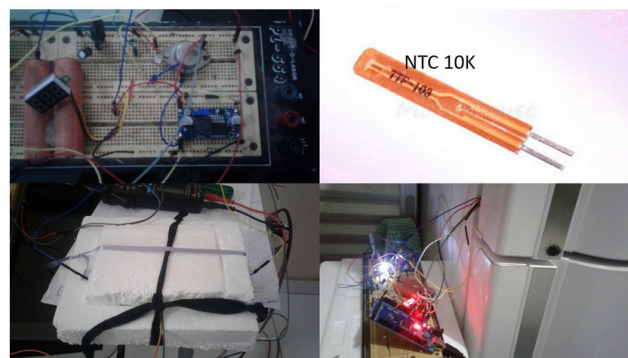


Figura 4. Protótipo de testes de ciclagem térmica.

bateria. Foram utilizados sensores de temperatura do tipo NTC retirados de sucata do banco de baterias de um laptop. O protótipo de testes pode ser observado na figura 4. A câmara de ciclagem utilizada foi uma refrigerador convencional do tipo duplex. A temperatura mínima que o refrigerador usado é capaz de manter é da ordem de  $-15^{\circ}\text{C}$ .

No primeiro teste de ciclagem térmica, com as baterias dentro do isolante térmico feito de isopor, foram efetuadas medições com a resistência ligada e com a resistência desligada. Na figura 5 é possível observar os valores obtidos pelos sensores de temperatura.

Decorridos  $4000$  segundos para as duas testagens, notou-se que, com a resistência ligada, a queda de temperatura nas baterias é mais suave, chegando no final do ciclo a  $28^{\circ}\text{C}$ . Com a resistência desligada a queda de temperatura foi mais acentuada, chegando ao final do ciclo a  $7^{\circ}\text{C}$ .

Também foram efetuados testes de ciclagem térmica de  $5$  horas de duração, alternando a temperatura ambiente de  $-15^{\circ}\text{C}$  a  $30^{\circ}\text{C}$  em intervalos de  $40$  minutos, aproximadamente. O controle de aquecimento foi microcontrolado, sendo habilitado quando a temperatura caiu para abaixo de  $10^{\circ}\text{C}$ . Foram monitoradas a tensão, a corrente e a potência, bem como a temperatura da bateria. Na figura 6 é possível observar os valores obtidos pelos sensores de temperatura.

A potência observada ficou em torno de  $1$  W. Apesar do aquecimento realizado, o consumo mostrou-se alto.

#### 4.4 Algoritmo MPPT

Para obter a máxima eficiência elétrica dos painéis solares, a maioria dos sistemas de nanossatélites utilizam um algoritmo MPPT, afim de encontrar o ponto de máxima transferência de potência para as baterias e cargas. O algoritmo busca um ciclo de trabalho ótimo que servirá de controle para o conversor regulador de carga da bateria. Este ciclo de trabalho (duty cycle) será responsável por controlar a largura de pulsos do sinal PWM que servirá de controle para o Mosfet do conversor regulador. O algoritmo MPPT utilizado neste trabalho foi o método Perturba e Observa (P&O), que realizou incrementos no duty cycle até a máxima potência ser atingida.

Foram realizadas simulações em ambiente Simulink/Matlab.

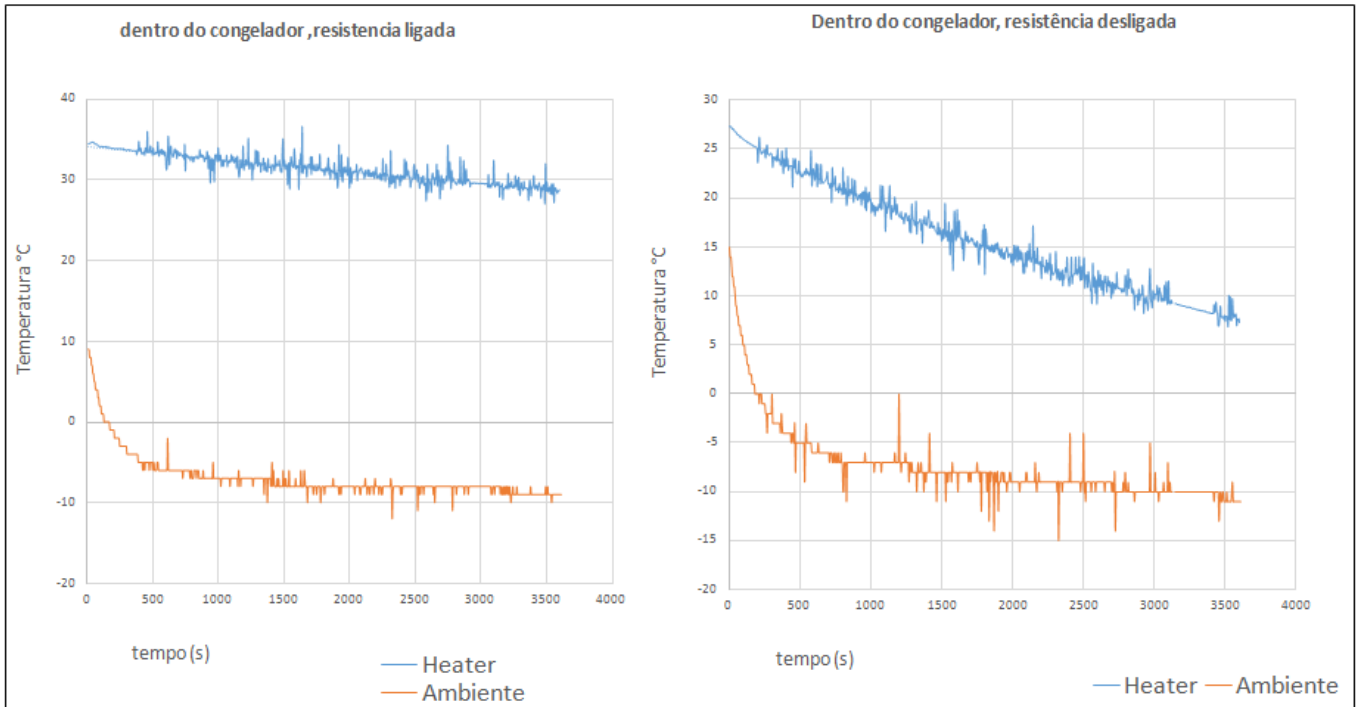


Figura 5. Ciclagem térmica com 4000 segundos de duração.

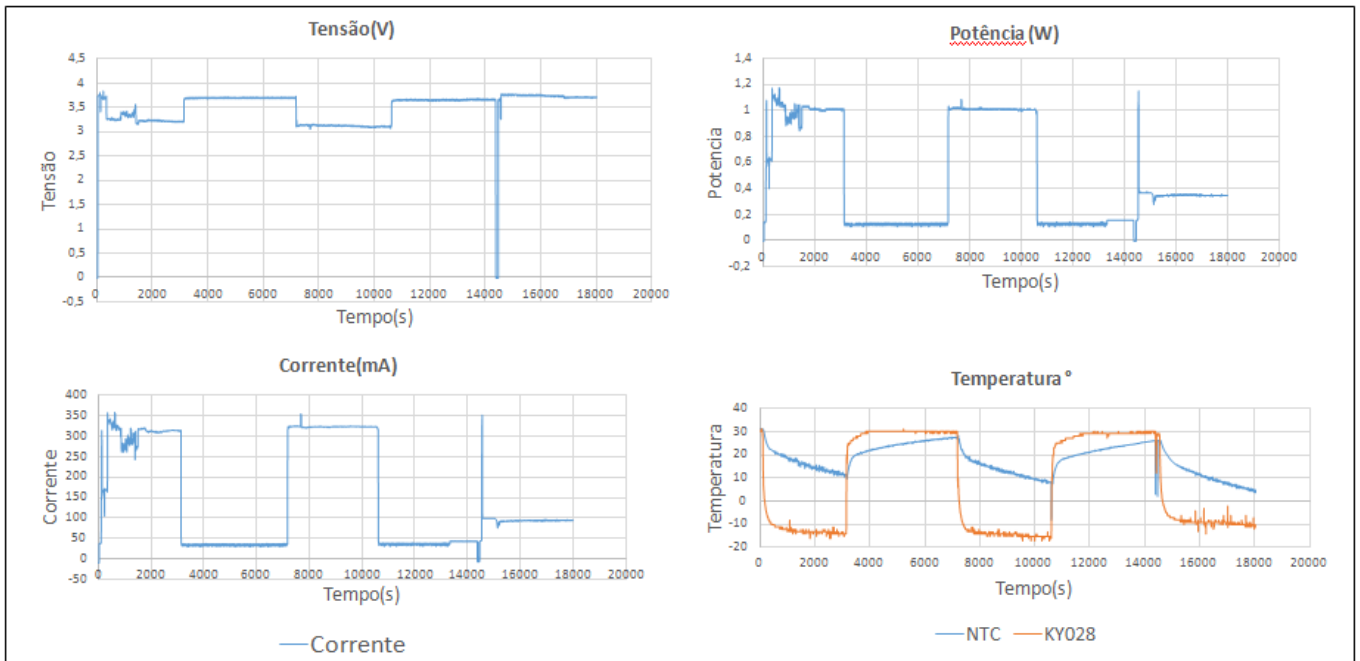


Figura 6. Ciclagem térmica com 5 horas de duração.

Conforme Figura 7. No esquema é evidenciado: O modelamento matemático utilizando toolbox do painel fotovoltaico; Bloco com script do algoritmo MPPT P&O; Cálculo de valores de indutância, capacitância e resistência do conversor efetuado em Matlab. Os resultados gráficos dos testes é evidenciado na Figura 8. Pelo gráfico fica evidenciado que a linha em vermelho, com algoritmo MPPT, a potência de saída possui níveis maiores em comparação aos testes sem MPPT em azul.

#### 4.5 Atividades futuras

Pretende-se, para trabalhos futuros, efetuar simulações de irradiação solar e temperatura em ambiente espacial. Estes dados serão usados no algoritmo MPPT baseado no método P&O que irá gerar dados de duty cycle para o elemento chaveador. Estes dados serão usados no treinamento e validação de uma rede neural artificial. A rede neural será usada como alternativa para encontrar o ponto de máxima potência elétrica dos painéis solares. Além disso, pretende-se projetar um protótipo mais elaborado do EPS de um Nanossatélite utilizando a rede neural artificial proposta, de forma que todos os subsistemas utilizem a potência gerada pelo EPS.

Além disso, pretende-se utilizar um sensor de radiação que fornecerá um dos dados de entrada da rede neural. A proposta é elaborar sensores de radiação de baixo custo baseados em LDR e fotodiodos UV e IR, de modo a obter o maior alcance de comprimento de onda dos raios solares. Para validação e calibração será utilizado um sensor de radiação solar comercial.

## 5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

A proposta de desenvolver um EPS para um protótipo de um nanossatélite foi realizada. A placa foi projetada com componentes de fácil acesso e carregamento versátil de seus componentes, uma vez que este possui dois tipos de carregamento, por meio de painéis solares ou por uma fonte DC chaveada. O sistema conta ainda com: Um painel solar que fornece uma tensão de circuito aberto de 12V, um banco de baterias, módulos conversores para os subsistemas de telecomunicações, computador de bordo e controle de atitude que compõem o nanossatélite.

Foram realizados testes de ciclagem térmica das baterias de modo a verificar o comportamento das mesmas quando submetidas a variações de temperatura e testes de carregamento solar através dos painéis fotovoltaicos, afim de verificar o comportamento das correntes de carga e descarga das baterias.

## REFERÊNCIAS

Acharya, Alshehhi, F., Tsoupos, A., Khan, O., Elmoursi, M., Khadkikar, V., Zeineldin, H., and Al Hosani, M. (2019). Modeling and design of electrical power subsystem for cubesats. *International Conference on Smart Energy Systems and Technologies (SEST)*, 1–6.

Cardoso, Trigo, F., Benedito, R., and Azcue, J. (2018). Proposta de algoritmo de otimização para obtenção do ponto de máxima potência de um sistema fotovoltaico baseado em redes neurais artificiais. *VII Congresso Brasileiro de Energia Solar*.

Dahbi, A.Aziz, S.Zouggar, N.Benazzi, Zahboune, H., and M.Elhafyani (2015). Design and sizing of electrical power source for a nanosatellite using photovoltaic cells. *International Renewable and Sustainable Energy Conference (IRSEC)*, 3rd, 1–6.

F.Carpes (2017). Rastreamento de máxima potência fotovoltaica através de redes neurais artificiais perceptron multicamadas. *Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal do Pampa*, 83p.

Ferriani, C.Donato, B.Santos, E.Guimarães, C.Junior, R.d'Amore, and G.Adabo (2006). Estudo do subsistema de suprimento de energia do satélite universitário itasat. *Encontro de Iniciação Científica e Pós-Graduação do ITA – XII ENCITA*, 12rd.

Krause, F., Loveland, J., Smart, M., Brandon, E., and R.Bugga (2020). Implementation of commercial li-ion cells on the marco deep space cubesats. *Journal of Power Sources*.

NASA, C.L.I. (2017). *NASA CubeSat 101: Basic Concepts and Processes for First-Time CubeSat Developers*. CubeSat Launch Initiative.

Notani and S.Bhattacharya (2011). Flexible electrical power system controller design and battery integration for 1u to 12u cubesats. *IEEE Energy Conversion Congress and Exposition*, 3633–3640.

Seman, L.O., Slongo, L.K., Hausmann, R., and Bezerra, E.A. (2016). O desenvolvimento de cubesats diante da aprendizagem ativa: um levantamento com participantes de missões brasileiras. In *XLIV Congresso Brasileiro de Educação em Engenharia*.

Speretta, Angadi, M., Bert, M., and Stelwagen, M. (2012). On-board power and battery sytem for small satellites. *63rd International Astronautical Congress*, B4.6A.



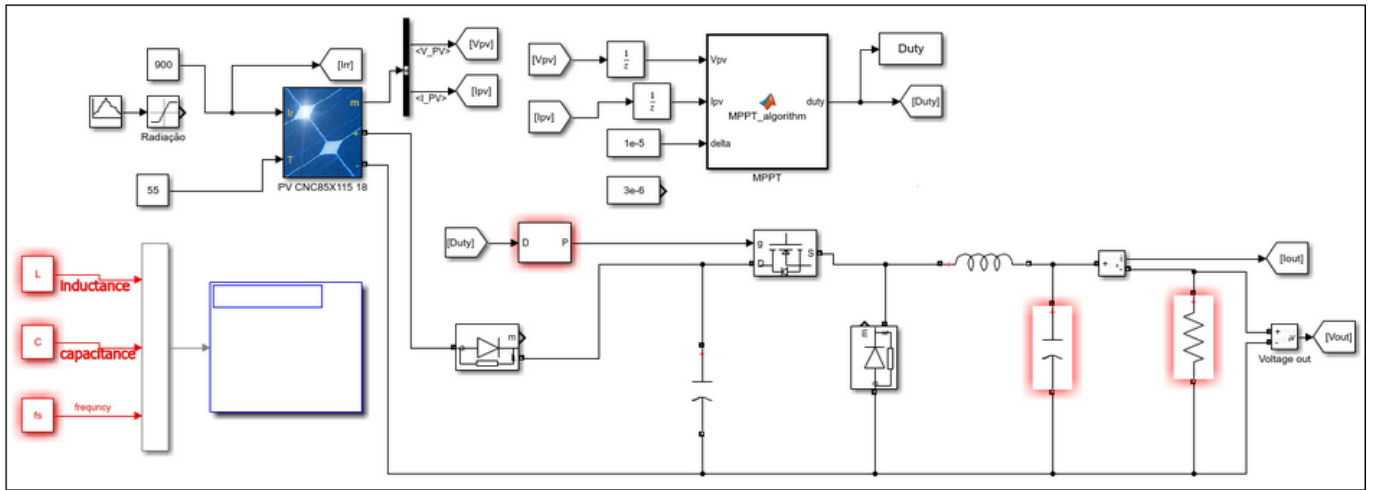


Figura 7. Simulação MPPT Simulink/Malab.

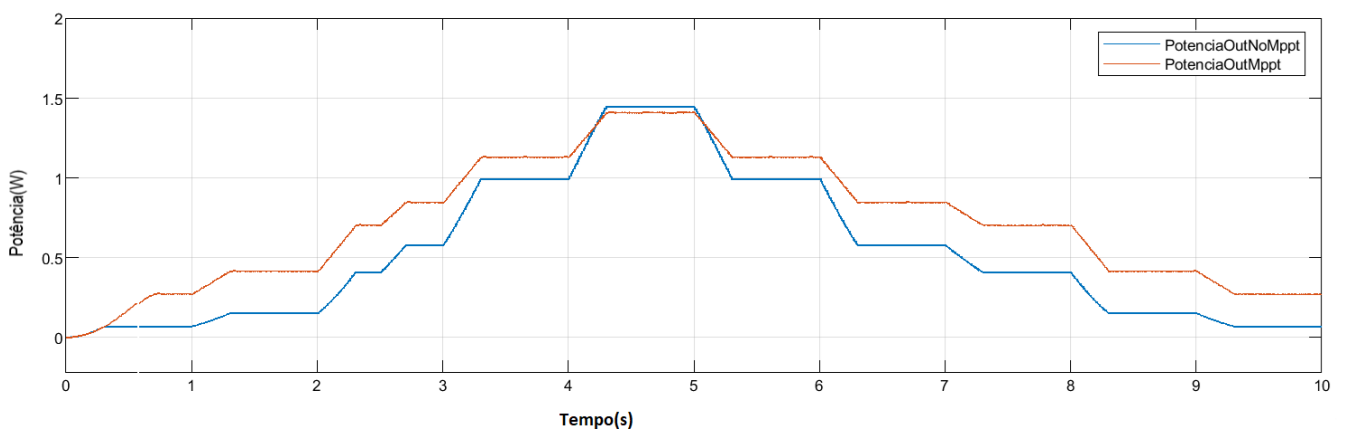


Figura 8. Gráfico comparativo da Potência de saída entre o sistema com MPPT e sem MPPT .

# Apêndice D

## ALGORITMO REDE NEURAL

---

---

```

% This script assumes these variables are defined:
% data - input data.
% target - target data.
% load data
clc, clear all
%% CARREGANDO DADOS DE ENTRADA E SAIDA DA REDE
load 'DUTY';load 'IRR';load 'LOAD'; load 'TEMP';
ENTRADA(:,1,:)=IRR_;
ENTRADA(:,2,:)=TEMP_;
ENTRADA(:,3,:)=LOAD_;
SAIDA(:,1,:)=DUTY;
ENTRADA=ENTRADA';
SAIDA=SAIDA';
%%

inputs = [IRR_';TEMP_'; LOAD_'];
targets=[DUTY'];

%load data.mat;
%load target.mat;
x = inputs;
t = targets;
% Choose a Training Function
% For a list of all training functions type: help ntrain
% 'trainlm' is usually fastest.
% 'trainbr' takes longer but may be better for challenging problems.
% 'trainscg' uses less memory. NFTOOL falls back to this in low memory situations.
trainFcn = 'trainlm'; % training function

%VARIÁVEIS UTILIZADAS
cont=0;
contagem=0;
Perf=5;
PerfMAPE=5;
PerfR2=5;
PerfRMSE=5;
Per=5;
PerMAPE=5;
PerR2=5;
PerRMSE=5;
%performance=0;
for j=1:1 % corresponde a camada 2
Perf=5;
PerfMAPE=5;
PerfR2=0;
PerfRMSE=5;
%performance=[];
    %performance=0;
    cont=0;
for i=1:100
contagem=contagem+1;
cont=cont+1;
net = feedforwardnet (i,trainFcn);
net.trainParam.showWindow = false;%false-não mostra a janela de treinamento do nntool,
true-mostra;

```

---

```

net.layers{1}.transferFcn = 'logsig';%função de ativação da camada 1
%net.layers{2}.transferFcn = 'tansig';%função de ativação da camada 2

net.divideFcn = 'dividerand'; % Divide targets into three sets using blocks of indices
net.divideParam.trainRatio = 70/100;
net.divideParam.valRatio = 15/100;
net.divideParam.testRatio = 15/100;
%TRAINING PARAMETERS
net.trainParam.mu_max=1e100;
net.trainParam.min_grad=1e-20;%1e-7
net.trainParam.show=100; %# of epochs in display
net.trainParam.lr=0.05; %learning rate
net.trainParam.epochs=100; %max epochs
net.trainParam.goal=5e-8; %training goal
net.trainParam.max_fail=20;
net.performFcn='mse'; %Name of a network performance function %type help performance
[net,tr] = train(net,x,t);

% Test the Network
%[user,sys] = memory;%place in the begging of your program

tic
y = net(x);
time(cont) = toc;
%[user2,sys2] = memory;%place in the end of your program
%memory_used_in_bytes(cont)=user2.MemAvailableAllArrays-user.MemAvailableAllArrays;
varbytes = @(net)getfield(whos('net'),'bytes');
memory_used_in_bytes(cont)=varbytes(net);

e = gsubtract(t,y);

performance(1,cont)=cont;
%performance(2,cont) = perform(net,t,y);
MSE(cont) = perform(net,t,y);

performance(8,cont) =i;
%performance(9,cont) =j;

%calculo R^2
Ymean = mean(y);
SSt = sum((y-Ymean).^2);
SSr = sum((y-t).^2);
R2(cont) = (1-(SSr/SSt));

if R2(cont)>PerfR2
    net_opt_R2=net;
    PerfR2=R2(cont);

end
% calculo MAPE
MAPE(cont)= abs(mean((abs(t-y))./y));

if MAPE(cont)<PerfMAPE
    net_opt_MAPE=net;

```

---

```

    PerfMAPE=MAPE(cont);

end

% calculo RMSE
RMSE(cont)= sqrt(MSE(cont));
%RMSE(cont)= sqrt(mean(t-y).^2);

if RMSE(cont)<PerfRMSE
    net_opt_RMSE=net;
    PerfRMSE=RMSE(cont);
end

if MSE(cont)<Perf
    net_opt=net;
    Perf=MSE(cont);
end

L1(cont)=i;
%L2(cont)=j;
str=sprintf('contagem = %i | camada1 = %i | ',contagem,i)

msetrn = tr.best_perf;
mseval = tr.best_vperf;
msetst = tr.best_tperf;

end
%end
performance(2,:)=MSE;
performance(3,:)=MAPE;
performance(4,:)=R2;
performance(5,:)=RMSE;
performance(6,:)=time;
performance(7,:)=memory_used_in_bytes;

a=MSE;
aMAPE=MAPE;
aR2=R2;
aRMSE=RMSE;
atime=time;

bMSE=min(MSE);
bMAPE=min(MAPE);
bR2=max(R2);
bRMSE=min(RMSE);
btime=min(time);

```

---

```

best_neuron=find(a==bMSE);
best_neuron_MAPE=find(aMAPE==bMAPE);
best_neuron_R2=find(aR2==bR2);
best_neuron_RMSE=find(aRMSE==bRMSE);
best_neuron_time=find(ctime==btime);

best_L1=L1(best_neuron);
best_L1_MAPE=L1(best_neuron_MAPE);
best_L1_R2=L1(best_neuron_R2);
best_L1_RMSE=L1(best_neuron_RMSE);
best_L1_time=L1(best_neuron_time);

varbytes = @(net_opt)getfield(whos('net_opt'),'bytes');
MEMORY_MSE=varbytes(net_opt);

varbytes = @(net_opt_RMSE)getfield(whos('net_opt_RMSE'),'bytes');
MEMORY_RMSE=varbytes(net_opt_RMSE);

varbytes = @(net_opt_MAPE)getfield(whos('net_opt_MAPE'),'bytes');
MEMORY_MAPE=varbytes(net_opt_MAPE);

varbytes = @(net_opt_R2)getfield(whos('net_opt_R2'),'bytes');
MEMORY_R2=varbytes(net_opt_R2);

MEMORY_TOTAL(j,1)=MEMORY_MSE;
MEMORY_TOTAL(j,2)=MEMORY_RMSE;
MEMORY_TOTAL(j,3)=MEMORY_MAPE;
MEMORY_TOTAL(j,4)=MEMORY_R2;

PERFORMANCE(j,1)=bMSE;
PERFORMANCE(j,4)=bRMSE;
PERFORMANCE(j,7)=bMAPE;
PERFORMANCE(j,10)=bR2;
PERFORMANCE(j,2)=best_L1(1);
PERFORMANCE(j,5)=best_L1_RMSE;
PERFORMANCE(j,8)=best_L1_MAPE;
PERFORMANCE(j,11)=best_L1_R2;
PERFORMANCE(j,3)=MEMORY_MSE;
PERFORMANCE(j,6)=MEMORY_RMSE;
PERFORMANCE(j,9)=MEMORY_MAPE;
PERFORMANCE(j,12)=MEMORY_R2;

end

figure()%MSE
hold on
plot(MSE)
plot(best_neuron,bMSE,'o')
title('MSE')
hold off

```

---

```

figure()%MAPE
hold on
plot(MAPE)
plot(best_neuron_MAPE,bMAPE,'o')
title('MAPE')
hold off

figure()%R2
hold on
plot(R2)
plot(best_neuron_R2,bR2,'o')
title('R2')
hold off

figure()%RMSE
hold on
plot(RMSE)
plot(best_neuron_RMSE,bRMSE,'o')
title('RMSE')
hold off

figure()%tempo
hold on
plot(time)
plot(best_neuron_time,btime,'o')
title('TEMPO')
hold off

figure()%tempo
hold on
plot(memory_used_in_bytes./1024)
title('MEMORIA(KBYTES)')
hold off

%plotperf(tr)%plotar performance geral
%semilogy(tr.perf)%em escala logaritma
% View the Network
display('Melhor rede camada 1=')
net_opt.layers{1}.size
display('Melhor rede camada 2=')
net_opt.layers{2}.size

view(net);
performance=performance';
tabela=array2table(PERFORMANCE,...
    'VariableNames',↵
    {'MSE','L1_MSE','BEST_MEMORY_MSE','RMSE','L1_RMSE','BEST_MEMORY_RMSE'...
    ↵
    ,'MAPE','L1_MAPE','BEST_MEMORY_MAPE','R2','L1_R2','BEST_MEMORY_R2'});%, 'CAMADA_2'});

```