



**UNIVERSIDADE FEDERAL DA BAHIA – UFBA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA E DE
COMPUTAÇÃO - DEEC
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA
ELÉTRICA - PPGE**

TIAGO TARGINO SEPULVEDA

**APLICAÇÃO DE REDES NEURAIIS PARA RASTREAMENTO
DE MÁXIMA POTÊNCIA EM PAINÉIS FOTOVOLTAICOS
COM SOMBREAMENTO**

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

Salvador – Bahia – Brasil, 2020

TIAGO TARGINO SEPULVEDA

**APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS PARA RASTREAMENTO DE
MÁXIMA POTÊNCIA EM PAINÉIS FOTOVOLTAICOS COM
SOMBREAMENTO**

Esta Dissertação de Mestrado foi apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal da Bahia, como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. André Pires Nóbrega Tahim

Co-orientadora: Prof.^a Luciana Martinez

Salvador

13 de dezembro de 2020

Ficha catalográfica.

Sepulveda, Tiago Targino

Aplicação de redes neurais para rastreamento de máxima potência em painéis fotovoltaicos com sombreamento/ Tiago Targino Sepulveda. – Salvador, 2020.

111p.: il.

Orientador: Prof. André Pires Nóbrega Tahim.

Co-orientadora: Prof.^a Luciana Martinez.

Tese (Mestrado - Pós-Graduação em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal da Bahia, Escola Politécnica, 2020.

1. Energia solar. 2. Rastreamento do ponto de máxima potência. 3. Redes neurais artificiais. 4. Sombreamento parcial.
I. Tahim A. II. Martinez L. III. Título.

TERMO DE APROVAÇÃO

TIAGO TARGINO SEPULVEDA

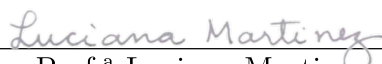
APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS PARA RASTREAMENTO DE MÁXIMA POTÊNCIA EM PAINÉIS FOTOVOLTAICOS COM SOMBREAMENTO

Esta Dissertação de Mestrado foi julgada adequada à obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal da Bahia.

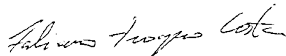
Salvador, 03 de dezembro de 2020



Prof. André Pires Nóbrega Tahim
Universidade Federal da Bahia



Prof.^a Luciana Martinez
Universidade Federal da Bahia



Prof. Fabiano Fragoso Costa
Universidade Federal da Bahia



Prof. Durval De Almeida Souza
Instituto Federal da Bahia

Aos meus avós (in memoriam).

Agradecimentos

Agradeço ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da UFBA, pelo trabalho realizado e por garantirem o desenvolvimento da pesquisa e ensino de qualidade em nosso estado.

A professora Luciana Martinez pela orientação e ajuda para conclusão desse trabalho. Também ao professor André Tahim, por toda disponibilidade ao longo do projeto para sanar dúvidas e participação no desenvolvimento dos artigos publicados.

A minha mãe, Mônica Targino e meus avós Celeste e Antônio, pelo amor, cuidados, apoio incondicional e sacrifícios feitos para possibilitar minha educação.

A minha namorada, Bella, por toda a paciência e incentivo.

Aos meus amigos que me acompanham nas diversas etapas da minha vida.

Enfim, todos aqueles que se fizeram presente para que um dia eu chegasse até aqui.

O que sabemos é uma gota; o que ignoramos é um oceano.

—ISAAC NEWTON

Resumo

Este trabalho apresenta um método de Rastreamento do Ponto de Máxima Potência (MPPT) em sistemas fotovoltaicos combinando uma Rede Neural Artificial (RNA) com uma técnica clássica de rastreamento conhecida por Condutância Incremental (CIn). Apesar de bastante aplicada, a técnica CIn geralmente falha em rastrear o Ponto de Máxima Potência (PMP) sob condições de sombreamento parcial pelo surgimento de pontos de máximos locais na curva característica P-V. Por essa razão, uma RNA foi treinada com o objetivo de fornecer uma tensão de referência inicial ao sistema que garante que o rastreamento pela CIn inicie em uma região a qual convergirá ao PMP. Para auxiliar nas simulações é realizada a modelagem de uma célula solar e, a partir de parâmetros coletados de um módulo solar comercial, construído o modelo de um painel fotovoltaico no software MATLAB. Descreve-se os principais métodos de MPPT apontando os pontos positivos e negativos bem como os respectivos algoritmos de implementação. O modelo médio de pequenos sinais é aplicado no conversor *Boost*, o qual considera pequenas variações em torno de um ponto de operação, para obtenção de um modelo linear. Com esse modelo desenvolvido, é possível calcular a função de transferência a qual reflete a influência da razão cíclica de chaveamento do conversor CC-CC sobre a tensão de barramento a qual o arranjo fotovoltaico está conectado e assim inserir um compensador para melhorar a eficiência do sistema. São apresentados os principais conceitos de uma RNA e realizado um treinamento da rede neural utilizando o algoritmo do *backpropagation* que baseia-se no erro calculado na camada de saída para adaptar os pesos sinápticos das camadas dos neurônios. Em seguida, os métodos da Tensão Constante, Perturba e Observa e Condutância Incremental são simulados. Os resultados são discutidos e comparados levando em consideração a eficiência da busca sob variação de radiação e temperatura e também sob efeito de sombreamento. Os resultados da técnica proposta são apresentados considerando diferentes casos de arranjos e níveis de sombreamentos a fim de demonstrar sua eficiência.

Palavras-chave: Sistemas fotovoltaicos; Rastreamento do ponto de máxima potência; Condutância incremental; Redes neurais artificiais; Conversor CC-CC.

Abstract

This work presents a Maximum Power Point Tracking (MPPT) method in photovoltaic systems combining an Artificial Neural Network (ANN) with a classic tracking technique known as Incremental Conductance (InC). Despite being widely applied, the InC technique generally fails to track the Maximum Power Point (MPP) under partial shading conditions due to the existence of local maximum points on the P-V characteristic curve. For this reason, an ANN has been trained in order to provide an initial reference voltage to the system that ensures that the InC tracking starts in a region which will converge to the MPP. To help in simulations, a solar cell is modeled and, based on parameters from a commercial solar module, the model of a photovoltaic panel is built using MATLAB software. The main methods of MPPT are described, pointing out the positive and negative sides as well as the respective implementation algorithms. The average small signal model is applied to the Boost converter, which considers small variations around an operating point, to obtain a linear model. With the developed model, it is possible to calculate the transfer function which reflects the influence of the switching duty cycle of the DC-DC converter on the bus voltage that a photovoltaic arrangement is connected and thus insert a compensator to improve the efficiency of the system. The main concepts of an ANN are presented and neural network training is performed using the backpropagation algorithm, which is based on the error calculated in the output layer to adapt the synaptic weights of the neuron layers. Then, the Constant Voltage, Perturb and Observe and Incremental Conductance methods are simulated. The results are discussed and compared taking into account the efficiency of the search under variation of radiation and temperature and also under the effect of partial shading. The results of the proposed technique are presented considering different cases of arrangements and partial shading in order to demonstrate the efficiency of the technique.

Keywords: Photovoltaic systems; Maximum power point tracking; Incremental conductance; Artificial neural networks; DC-DC converter.

Sumário

Capítulo 1—Introdução	1
1.1 Motivação	1
1.2 Objetivos	2
1.2.1 Objetivo geral	2
1.2.2 Objetivo específicos	2
1.3 Estrutura da Dissertação	3
1.4 Publicações	3
Capítulo 2—Sistema Fotovoltaicos	5
2.1 Introdução	5
2.2 Células solares	5
2.3 Módulos PV	7
2.3.1 Modelagem de uma célula fotovoltaica	7
2.3.2 Efeito dos fatores meteorológicos	11
2.3.3 Associações de células fotovoltaicas	12
2.3.4 Sombreamento parcial em sistemas fotovoltaicos	19
2.3.5 Linearização do painel fotovoltaico	21
2.4 Conversor CC-CC	23
2.5 Métodos de rastreamento de máxima potência	26
2.5.1 Método 1: Tensão Constante	27
2.5.2 Método 2: Perturba e Observa	30
2.5.3 Método 3: Condutância Incremental	34
Capítulo 3—Desenvolvimento do método proposto	37
3.1 Descrição do sistema	37
3.2 RNA	39
3.2.1 Modelo de um neurônio	39
3.2.2 Funções de ativação	40
3.2.3 Perceptron de multicamadas	42
3.2.4 Backpropagation	43

3.2.5	Treinamento da rede neural	45
3.3	Conversor <i>Boost</i>	49
3.3.1	Modelo comutado	49
3.3.2	Modelo médio linearizado de pequenos sinais	51
3.3.3	Dimensionamento do conversor Boost	53
3.3.4	Controle do conversor Boost	54
Capítulo 4	—Simulações, Resultados e análises	57
4.1	Métodos simulados	57
4.1.1	Sem sombreamento	57
4.1.2	Com sombreamento	63
4.2	Resultados do modelo proposto	67
4.2.1	Variação sombreamento parcial	67
4.2.2	Comparação com a técnica da condutância incremental	70
Capítulo 5	—Conclusão	75
Apêndice A	—Procedimento para determinar R_p e R_s de um painel solar	77
Apêndice B	—Código Painel	79
Apêndice C	—Técnicas MPPT	81

Lista de Figuras

2.1	Esquema de uma junção PN em silício.	6
2.2	Geração de corrente elétrica por exposição a luz do sol.	7
2.3	Circuito equivalente de uma célula fotovoltaica.	7
2.4	Curvas características de uma célula solar.	9
2.5	Curvas características do painel 20W-420J: $G=1000\text{W/m}^2$ $T=25^\circ\text{C}$	10
2.6	Curvas I-V e P-V de uma célula solar para diferentes níveis de radiação solar.	11
2.7	Curvas I-V e P-V de uma célula solar para diferentes valores de temperatura.	12
2.8	Associação de n_s células fotovoltaicas em série.	13
2.9	Circuito equivalente de n_s células fotovoltaicas em série.	13
2.10	Curva IxV de células solares conectadas em série.	15
2.11	Associação de n_p células fotovoltaicas em paralelo.	15
2.12	Circuito equivalente n_p células fotovoltaicas em paralelo.	16
2.13	Curva IxV de células solares conectadas em paralelo.	17
2.14	Associação mista de células fotovoltaicas. Fonte: elaborado pelo autor.	18
2.15	Circuito equivalente de n_s e n_p células fotovoltaicas em associação mista.	18
2.16	Comportamento da curva IxV em uma conexão mista.	19
2.17	Arranjo fotovoltaico sob condição de sombreamento parcial.	20
2.18	Efeito do sombreamento parcial nas curvas características de um arranjo fotovoltaico.	20
2.19	Influência do diodo nas curvas I-V e P-V sob condição de sombreamento.	21
2.20	Linearização da curva I-V em torno do PMP.	22
2.21	Representação do circuito linearizado.	22
2.22	Inserção de um conversor DC-DC entre a carga e o painel solar	23
2.23	Diferentes razões cíclicas em uma curva I-V.	24
2.24	Região de operação de um conversor <i>Boost</i>	25
2.25	Relação entre o ângulo refletido e o valor da carga.	26
2.26	Pontos de máxima potência conectados vs. tensão constante.	27
2.27	Exemplo variação temperatura na curva PxV sob radiação constante.	28
2.28	Algoritmo método da tensão constante.	29
2.29	Casos possíveis da técnica PeO sob irradiação e temperatura constante.	30
2.30	Diferentes valores de passo Δk : (a) passo reduzido; (b) passo elevado.	31

2.31	Caso de rastreamento sob mudança abrupta da radiação.	32
2.32	Algoritmo método perturba e observa.	33
2.33	Conceito matemático da técnica da CIn.	34
2.34	Resposta do rastreamento CIn (a) $\Delta W=0,01$ e (b) $\Delta W=0,1$	35
2.35	Algoritmo método da condutância incremental.	36
3.1	Esquemático completo do sistema proposto.	38
3.2	Fluxograma da escolha de tensão de referência.	38
3.3	Partes de um neurônio.	39
3.4	Modelo não linear de um neurônio.	40
3.5	Função limiar (a) e função sigmoide (b).	41
3.6	Arquitetura gráfica de um Multilayer Perceptron com três camadas ocultas.	42
3.7	Arquitetura da rede neural artificial.	45
3.8	Comparativo da rede neural artificial treinada.	49
3.9	Modelo do conversor <i>Boost</i>	50
3.10	Condução de corrente no conversor com a chave ligada.	50
3.11	Condução de corrente no conversor com a chave desligada.	51
3.12	Geração do sinal PWM responsável pelo chaveamento do conversor CC-CC.	55
3.13	Diagrama de Bode da planta $G_v(s)$	55
3.14	Diagrama de Bode do sistema compensado.	56
4.1	Comportamento da radiação e temperatura de entrada ao longo do tempo.	58
4.2	Comportamento da radiação e temperatura de entrada ao longo do tempo.	58
4.3	Potência P_{mod} , tensão V_{mod} , corrente I_{mod} de saída do módulo fotovoltaico utilizando a técnica da tensão constante.	59
4.4	Potência P_{mod} , tensão V_{mod} , corrente I_{mod} de saída do módulo fotovoltaico utilizando a técnica do Perturba e Observa.	60
4.5	Potência P_{mod} , tensão V_{mod} , corrente I_{mod} de saída do módulo fotovoltaico utilizando a técnica da condutância incremental.	62
4.6	Condição de sombreamento aplicado ao arranjo fotovoltaico	63
4.7	Curva P-V do arranjo fotovoltaico sob a condição de sombreamento parcial	64
4.8	Potência P_{mod} , tensão V_{mod} , corrente I_{mod} utilizando a técnica da tensão constante sob condição de sombreamento parcial.	65
4.9	Potência P_{mod} , tensão V_{mod} , corrente I_{mod} utilizando a técnica perturba e observa sob condição de sombreamento parcial.	66
4.10	Potência P_{mod} , tensão V_{mod} , corrente I_{mod} utilizando a técnica da condutância incremental sob condição de sombreamento parcial.	67
4.11	Modelo do sistema desenvolvido no <i>simulink</i>	68

4.12 Rastreamento do PMP para diferentes níveis de sombreamento parcial. . .	69
4.13 Rastreamento do PMP para diferentes níveis de sombreamento parcial. . .	69
4.14 Curva P-V ($G_{max} = 800 \text{ W/m}^2$, $G_{min} = 400 \text{ W/m}^2$ e $F = 50\%$ - 4 painéis).	70
4.15 Resultado da simulação - <i>string</i> de 4 painéis.	71
4.16 Comportamento da tensão do arranjo fotovoltaico no sistema CIn+RNA. .	71
4.17 Curva P-V ($G_{max} = 1000 \text{ W/m}^2$, $G_{min} = 400 \text{ W/m}^2$ e $F = 20\%$ - 5 painéis).	72
4.18 Resultado da simulação - <i>string</i> de 5 painéis.	72
4.19 Curva P-V ($G_{max} = 800 \text{ W/m}^2$, $G_{min} = 700 \text{ W/m}^2$ e $F = 50\%$ - 6 painéis).	73
4.20 Resultado da simulação - <i>string</i> de 6 painéis.	73

Lista de Tabelas

2.1	Características elétricas do módulo fotovoltaico	10
2.2	Parâmetros de células fotovoltaicas conectadas em série.	14
2.3	Parâmetros de células fotovoltaicas conectadas em paralelo.	17
2.4	Parâmetros de células fotovoltaicas em uma conexão mista.	18
3.1	Primeiras amostras para o treinamento da rede neural, $T=25^{\circ}\text{C}$	47
3.2	Amostras para o treinamento da rede neural normalizadas.	48
3.3	Especificações Conversor Boost.	54
4.1	Comparação entre os resultados do rastreamento do PMP através da técnica da tensão constante e os valores teóricos.	59
4.2	Comparação entre os resultados do rastreamento do PMP através da técnica do Perturba e Observa e os valores teóricos.	61
4.3	Comparação entre os resultados do rastreamento do PMP através da técnica da condutância incremental e os valores teóricos	62
4.4	Comparação entre os resultados do rastreamento do PMP através da técnica da tensão constante e os valores teóricos sob sombreamento.	64
4.5	Comparação entre os resultados do rastreamento do PMP através da técnica PeO e os valores teóricos sob sombreamento.	66
4.6	Comparação entre os resultados do rastreamento PMP através da técnica Cin e os valores teóricos sob sombreamento.	67

INTRODUÇÃO

Este capítulo tem por finalidade apresentar a motivação da realização deste trabalho, os objetivos gerais que se busca alcançar e a estrutura organizacional deste documento.

1.1 Motivação

O uso da energia solar para geração de energia elétrica vem se tornando cada vez mais comum, não só por esse tipo de geração ser de origem renovável, mas principalmente por ser uma fonte de energia limpa, inesgotável, gratuita e amplamente disponível. A indústria fotovoltaica (*PV - photovoltaic*) tem crescido em um ritmo acelerado nos últimos anos, especialmente no Brasil, onde os estímulos do desenvolvimento da geração distribuída impulsionam o crescimento da energia solar na matriz energética brasileira. Segundo a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), a potência instalada em micro e minigeração distribuída de energia elétrica ultrapassou a marca de 1 gigawatt em 2019, sendo a energia fotovoltaica a principal fonte utilizada pelos consumidores brasileiros em se tratando da modalidade de geração distribuída (ANEEL, 2019, acesso em 20 ago. 2020.). Diante desse cenário, para que esse modelo de geração se torne cada vez mais viável é necessário garantir alto rendimento desses sistemas. Tratando-se o caso da energia solar, o elemento responsável pelo Rastreamento do Ponto de Máxima Potência (MPPT - do inglês *Maximum Power Point Tracking*) se torna de vital importância nesse sentido.

Devido a influência direta das condições climáticas da produção de energia em um sistema fotovoltaico, garantir que o sistema opere no Ponto de Máxima Potência (PMP) se torna parte fundamental para que não haja perdas energéticas. Dentre os Métodos

de Rastreamento do Ponto de Máxima Potência (MPPT), os métodos heurísticos, por exemplo o método do Perturba e Observa (PeO) e o método da Condutância Incremental (CIn) são amplamente utilizados por serem eficientes e de simples implementação (SALAS et al., 2006). Essas técnicas utilizam do comportamento típico de uma curva Potência-Tensão (P-V) de uma célula solar para que, através do controle da razão cíclica de um conversor CC-CC, possam alcançar o PMP (TEY; MEKHILEF, 2014).

No entanto, a condição de sombreamento parcial de um painel solar pode impactar fortemente na eficiência desses métodos. Isso ocorre pois o sombreamento em um painel solar gera máximos locais, ou seja, pontos que possuem valor máximo em determinada vizinhança na curva P-V. Nessas condições, os métodos heurísticos podem convergir para um ponto de máximo local e assim, não rastrear o ponto de máximo global, ponto o qual é possível extrair o maior valor de potência do sistema. Na prática, isso reflete uma perda de energia uma vez que o sistema deixa de operar em sua máxima potência disponível.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo geral

Este trabalho propõe a utilização de uma Rede Neural Artificial (RNA) para fornecer uma tensão de referência inicial V_i ao sistema. Essa tensão serve como um ponto de referência à técnica da CIn a fim de garantir que o rastreamento realizado pelo método comece em uma região a qual converge ao máximo global mesmo sob condições de sombreamento parcial.

1.2.2 Objetivo específicos

Os objetivos específicos estão listados a seguir:

- Estudo sobre o funcionamento das células solares, tipos de arranjos e suas principais características, modelagem matemática e seu circuito equivalente, efeitos do sombreamento parcial em células fotovoltaicas associadas em série;
- Desenvolvimento de um sistema fotovoltaico no Simulink do MATLAB R2017a;
- Estudo das técnicas clássicas de MPPT aplicadas a sistemas fotovoltaicos;
- Apresentar um modelo matemático linearizado, para o conversor *boost* realizar o rastreamento do ponto de máxima potência;

- Simulação e comparação das diferentes técnicas de rastreamento para o controle de um conversor CC-CC do sistema fotovoltaico;
- Treinamento de uma RNA para compor o sistema fotovoltaico;
- Comparação de resultados entre o modelo proposto e a técnica da condutância incremental.

1.3 Estrutura da Dissertação

O texto dessa dissertação é dividido em cinco capítulos e três apêndices.

Este primeiro capítulo destina-se a descrever os aspectos de trabalho, apresentando as razões para desenvolver o projeto. Também dita os objetivos gerais e específicos do projeto de dissertação, bem como descreve a organização do texto para facilitar o entendimento e distribuição do trabalho como um todo.

No capítulo dois, são apresentados os principais conceitos relacionados a geração fotovoltaica, partindo da construção de uma célula solar, a modelagem matemática, equivalente elétrico, os efeitos da radiação e temperatura na geração de energia, associações de células em arranjos, efeito do sombreamento parcial e os principais métodos de rastreamento de máxima potência.

Em seguida, no capítulo três, são apresentados o sistema fotovoltaico proposto e seus principais componentes, além de abordados os conceitos chave sobre redes neurais artificiais e a aplicação do algoritmo de *backpropagation* para realizar o treinamento da rede. A última parte do capítulo destina-se a modelar, dimensionar e apresentar o controle do conversor *boost* selecionado para compor o sistema.

No capítulo quatro, são discutidas as simulações realizadas e resultados obtidos. Inicialmente, são comparados os resultados do rastreamento do ponto de máxima potência para os métodos clássicos de rastreamento sob condição normal e sob a condição de sombreamento parcial. Em seguida, novas simulações são realizadas para demonstrar os resultados do rastreamento quando combinando a RNA com a técnica da CIN.

No capítulo cinco, as conclusões sobre o trabalho desenvolvido são apresentadas, comentando os conhecimentos adquiridos e os resultados obtidos.

1.4 Publicações

No decorrer do mestrado, foi publicado o seguinte artigo:

- SEPULVEDA, Tiago Targino; MARTINEZ, Luciana; TAHIM, André Pires Nóbrega. Maximum Power Point Tracking For PV Systems Using Artificial Neural Networks. Anais da Sociedade Brasileira de Automática, v. 1, n. 1, 2019.

O seguinte artigo foi aceito para o XXIII Congresso Brasileiro de Automática (CBA 2020): *Rastreamento do ponto de máxima potência em sistemas fotovoltaicos sob condições de sombreamento usando rede neural artificial.*

SISTEMA FOTOVOLTAICOS

2.1 Introdução

Este capítulo dedica-se a apresentar os principais componentes que fazem parte dos sistemas fotovoltaicos. Descreve-se o funcionamento das células solares, unidades constituintes dos módulos fotovoltaicos, até a formação dos módulos fotovoltaicos, construídos a partir de associações das células solares a fim de se obter as especificações de corrente, tensão e potência desejados. Além disso, demonstra a aplicação de um conversor CC-CC no rastreamento do ponto de máxima potência e também as principais técnicas de rastreamento do ponto de máxima potência aplicadas em sistemas fotovoltaicos.

2.2 Células solares

As células solares mais comuns são feitas de silício, um semicondutor, que é o segundo elemento mais abundante da crosta terrestre (NASCIMENTO, 2004). Cada átomo de silício possui quatro elétrons em sua camada de valência e por isso une-se aos vizinhos por quatro ligações covalentes, que mantem os elétrons presos na camada de valência e impedem a corrente elétrica. Caso inserido um elemento que possua 5 elétrons na camada de valência, por exemplo, o arsênio ou fósforo, um elétron estará fracamente ligado ao seu átomo fazendo com que o cristal de silício dopado fique carregado negativamente. Esse procedimento é denominado de dopagem tipo N. Por outro lado, com a injeção de um elemento com 3 elétrons na camada de valência em silício puro, um espaço vazio para cada átomo será produzido o que tornará o cristal de silício dopado carregado positivamente. Isso é chamado de dopagem tipo P (PINHO; GALDINO, 2014).

Se esses dois tipos de materiais são unidos, alguns elétrons da região N irão migrar para a região P e preencherão os espaços vagos disponíveis. Dessa forma, uma região de depleção é formada onde não há elétrons livres nem buracos. Devido a migração dos elétrons, a região N da junção torna-se levemente carregada positiva e a região P, por sua vez, torna-se carregada negativamente conforme ilustra a Figura 2.1 (PINHO; GALDINO, 2014). Na região de depleção não há cargas livres, ou seja, os elétrons livres estão presos aos íons negativos e os buracos livres estão presos aos íons positivos. Com isso, irá surgir um campo elétrico entre essas duas cargas. Este campo elétrico será o responsável por produzir uma força motriz direcional nesta região. Com a incidência de luz solar na região N de uma célula PV, ocorrerá uma penetração de fótons que alcançarão a região de depleção. A energia desses fótons é suficiente para gerar pares de elétrons e buracos na região de depleção. Por conta do campo elétrico existente, os elétrons e os buracos serão conduzidos para as regiões N e P respectivamente.

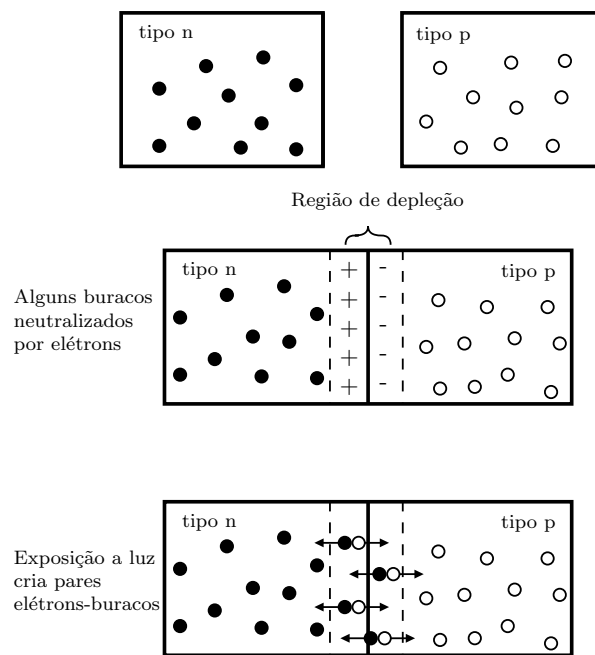


Figura 2.1: Esquema de uma junção PN em silício.

Fonte: adaptado de GOLDEN, 2020.

A concentração de elétrons na região N e de buracos na região P torna-se tão elevada que uma diferença de potencial será formada entre elas. Dessa maneira, se uma carga for conectada entre as duas regiões, elétrons irão fluir através da carga para que se recombinem com os buracos da região P, conforme ilustra a Figura 2.2. Em uma célula solar, a camada N, localizada na parte superior, é fina e fortemente dopada. Enquanto que a camada P é mais grossa e levemente dopada. A construção de uma célula solar

é feita dessa maneira para que a região de depleção formada seja aumentada, além de permitir que mais luz que atinja a região N alcance a região de depleção. Isso resulta em uma maior corrente elétrica produzível pela célula solar.

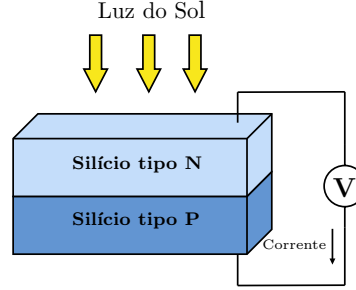


Figura 2.2: Geração de corrente elétrica por exposição a luz do sol.

Fonte: elaborado pelo autor.

2.3 Módulos PV

2.3.1 Modelagem de uma célula fotovoltaica

O comportamento de uma célula fotovoltaica pode ser expresso por vários modelos de circuitos. Em um modelo simplificado, a representação da célula pode ser feita por uma fonte de corrente em paralelo com um diodo. Porém, um modelo mais completo requer a representação das características não ideais de uma célula. Para isso, utiliza-se uma resistência série R_s e paralelo R_p . O modelo da Figura 2.3 (GOW; MANNING, 1999) contempla o modelo não ideal de uma célula fotovoltaica.

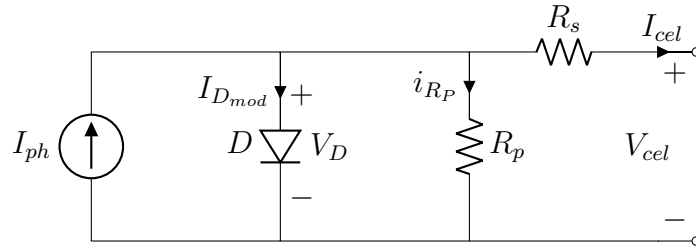


Figura 2.3: Circuito equivalente de uma célula fotovoltaica.

Fonte: adaptado de GOW, 1999.

A corrente no terminal de saída I_{cel} de uma célula é apresentada em (2.1)

$$I_{cel} = I_{ph} - I_o \cdot \left[e^{\frac{q \cdot (V_{cel} + I_{cel} \cdot R_s)}{n \cdot K \cdot T}} - 1 \right] - \frac{V_{cel} + I_{cel} \cdot R_s}{R_p} \quad (2.1)$$

Onde:

I_{ph} = Fotocorrente (A);

I_o = Corrente de saturação reversa da célula (A);

V_{cel} = Tensão de saída da célula (V);

I_{cel} = Corrente de saída da célula (A);

q = Carga do elétron ($q=1,6 \cdot 10^{-19}$) (C);

n = Fator de idealidade (ideal=1);

K = Constante de boltzman ($k=1,38 \cdot 10^{-23}$) (J/K);

T = Temperatura da célula em Kelvin (K);

R_s e R_p = Resistências série e paralelo (Ω).

A corrente I_{ph} pode ser calculada por (2.2) a qual depende da irradiação incidente G conforme:

$$I_{ph} = [I_{sc} + \alpha_t(T - T_r)] \frac{G}{1000} \quad (2.2)$$

Onde:

I_{sc} = Corrente de curto-circuito da célula (A);

α_t = Coeficiente de temperatura da corrente de curto-circuito ($A/^\circ C$);

T_r = Temperatura de referência em Kelvin (298)(K).

A corrente de saturação reversa do diodo I_o é dependente principalmente da temperatura da célula e pode ser calculada pelas seguintes expressões:

$$I_o = I_{o_{ref}} \left(\frac{T}{T_r} \right)^3 e^{\left[\frac{qE_G}{\eta k} \cdot \left(\frac{1}{T_r} - \frac{1}{T} \right) \right]} \quad (2.3)$$

$$I_{o_{ref}} = \frac{I_{sc} - \frac{V_{oc}}{R_p}}{\frac{qV_{oc}}{e\eta k T_r}} \quad (2.4)$$

Onde:

$I_{o_{ref}}$ = Valor de referência da corrente de saturação reversa do diodo em STC (A);

E_G = Energia de banda proibida do material semiconductor (e·V);

V_{oc} = Tensão de circuito aberto (V);

A Figura 2.4 apresenta um exemplo de duas curvas típicas de uma célula fotovoltaica geradas a partir de (2.1). A curva I-V que relaciona a corrente e a tensão de saída

de uma célula e a curva P-V que relaciona a potência e a tensão de saída. Em destaque estão os principais parâmetros elétricos associados. Nota-se que, da curva I-V o comportamento de geração da célula possui duas regiões com características distintas. Uma região cujo comportamento se assemelha a de uma fonte de corrente constante, em que há uma pequena variação no valor do corrente elétrica para uma grande variação na tensão, e outra a qual se comporta como fonte de tensão, em que há uma pequena variação na tensão enquanto há uma grande variação na corrente.

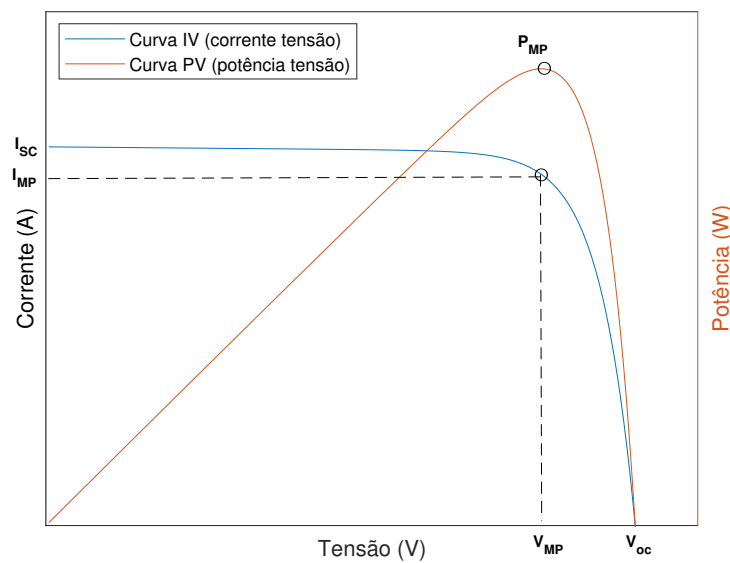


Figura 2.4: Curvas características de uma célula solar.

Fonte: elaborado pelo autor.

Os principais parâmetros que identificam essas curvas são:

- I_{sc} - Corrente de curto-circuito: máxima corrente elétrica que o módulo pode fornecer. A corrente de curto-circuito é medida quando os terminais do módulo são interligados;
- V_{oc} - Tensão de circuito aberto: máxima tensão que o módulo pode fornecer. A tensão de circuito aberto é medida quando não há conexão ao módulo;
- I_{MP} - Corrente de máxima potência: a corrente que o módulo fornece quando opera no seu ponto de máxima potência;
- V_{MP} - Tensão de máxima potência: a tensão que o módulo apresenta nos seus terminais quando opera no seu ponto de máxima potência;

- P_{MP} - Ponto de máxima potência: a potência máxima do módulo fotovoltaico.

A Tabela 2.1 (SOLAR ELECTRIC SUPPLY, 2012) traz as principais características elétricas de um módulo solar que foi selecionado para compor o sistema a ser implementado. De posse das informações da Tabela 2.1 é possível estimar os valores de R_s e R_p por um procedimento de ajuste sucessivo conforme descrito por (SEGUEL, 2009) no apêndice A. Dessa forma, determinou-se que $R_s = 2\text{ m}\Omega$ e $R_p = 32\text{ }\Omega$. Tendo em vista (2.1), pode-se traçar a curva característica I-V e P-V do arranjo fotovoltaico escolhido. A Figura 2.5 apresenta as curvas típicas do módulo com 36 células de silício monocristalino solares em série.

Tabela 2.1: Características elétricas do módulo fotovoltaico

Parâmetro	STC 1000(W/m^2)
Máxima Potência (P_{max})	20W
Tensão em Pmax (V_{mp})	16.8V
Corrente em Pmax (I_{mp})	1.19A
Tensão de circuito aberto (V_{oc})	21.0V
Corrente de curto circuito (I_{sc})	1.29A
Coef. de temperatura de I_{sc}	0.105%/°C

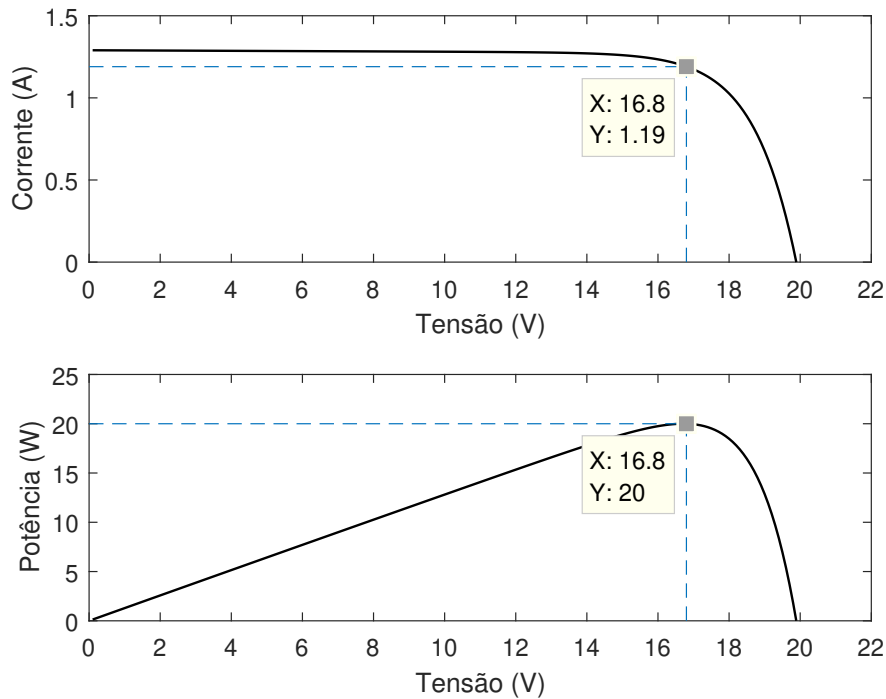


Figura 2.5: Curvas características do painel 20W-420J: $G=1000\text{W}/\text{m}^2$ $T=25^\circ\text{C}$.

2.3.2 Efeito dos fatores meteorológicos

O rendimento de uma célula solar pode ser afetadas diretamente pelos seguintes fatores meteorológicos: A intensidade de radiação solar G e a temperatura de operação das células T .

2.3.2.1 Efeito da radiação solar

A corrente elétrica produzida pelos painéis solares será diretamente proporcional a intensidade da radiação solar a qual o módulo está submetido. A Figura 2.6 ilustra essa influência para diferentes níveis de radiação. Como resultado, a potência de saída do módulo solar também será influenciada na mesma proporção. Já o comportamento da tensão é levemente afetado quando comparado aos efeitos provocados na corrente de saída.

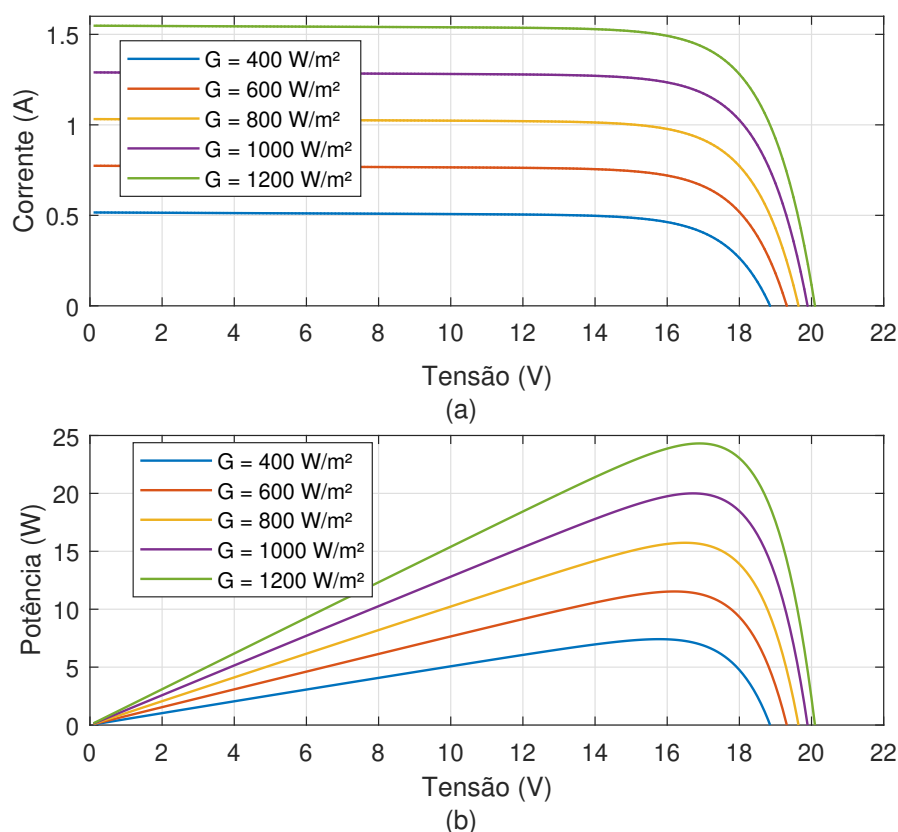


Figura 2.6: Curvas I-V e P-V de uma célula solar para diferentes níveis de radiação solar.

2.3.2.2 Efeito da temperatura

A temperatura de operação da célula afeta de maneira significativa sobre a tensão de circuito aberto V_{oc} . Ao aumentar a temperatura diminui-se V_{oc} , enquanto que a diminuição da temperatura aumenta V_{oc} . A Figura 2.7 traz como a curva I-V e P-V comportam-se para diferentes valores de temperatura.

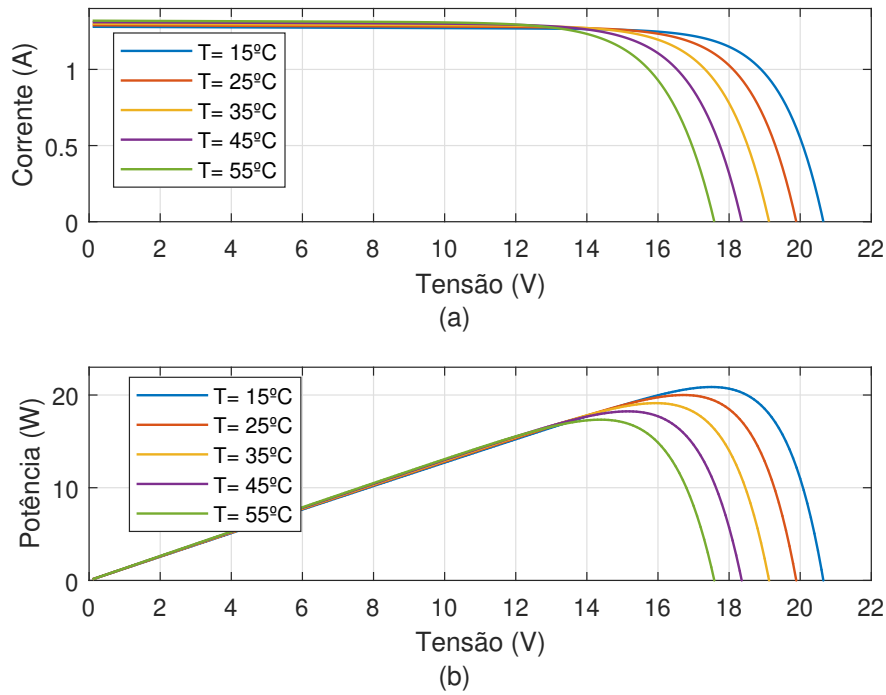


Figura 2.7: Curvas I-V e P-V de uma célula solar para diferentes valores de temperatura.

2.3.3 Associações de células fotovoltaicas

A partir de uma unidade de célula fotovoltaica é possível realizar alguns tipos de conexões para obter um circuito maior. Este circuito é capaz de aumentar os valores de corrente elétrica, tensão e potência para que determinadas condições sejam atingidas. A seguir serão discutidas as principais características dessas associações.

2.3.3.1 Conexão série

A Figura 2.8 traz a representação de n_s células fotovoltaicas idênticas associadas em série (COELHO, 2008).

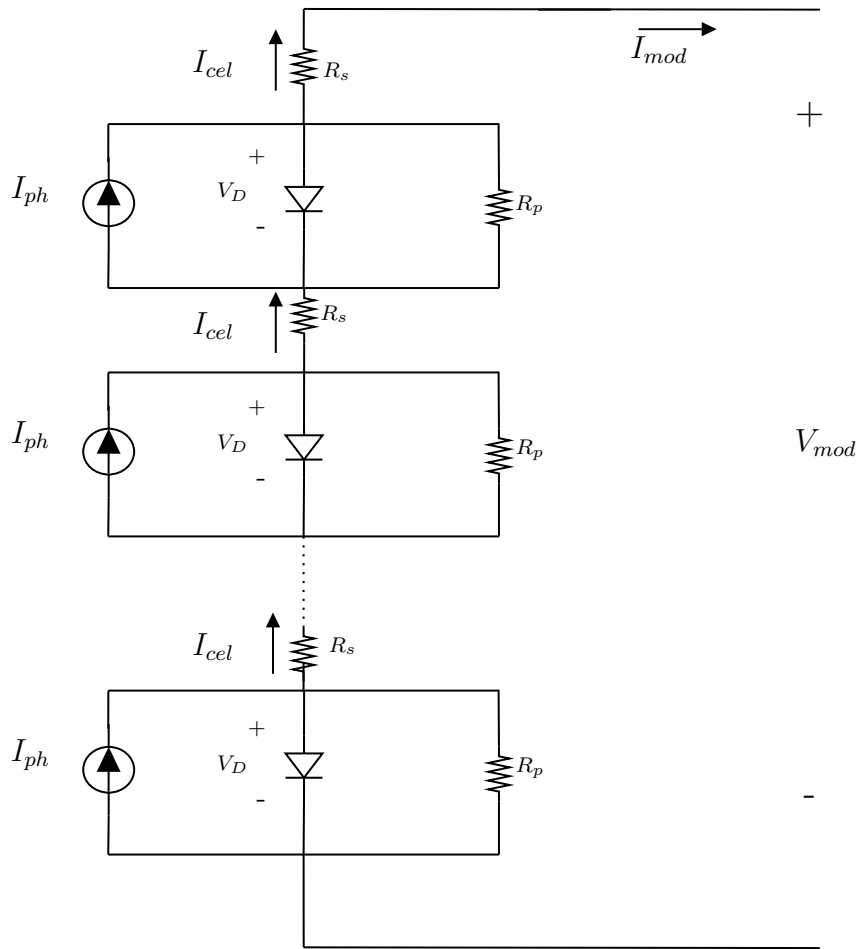


Figura 2.8: Associação de n_s células fotovoltaicas em série.

Fonte: adaptado de COELHO, 2015.

A partir da Figura 2.8 é possível constatar que os parâmetros R_s e R_p aparecem em série podendo ser associados em elementos únicos equivalentes para que o circuito seja simplificado. Dessa forma, a Figura 2.9 representa a simplificação final da associação série das células fotovoltaicas.

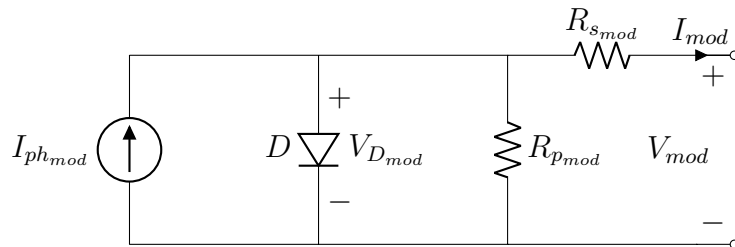


Figura 2.9: Circuito equivalente de n_s células fotovoltaicas em série.

Considerando uma associação de células idênticas e, pela comparação entre as

Figuras 2.8 e 2.9, obtêm-se as seguintes expressões:

$$\begin{aligned} I_{ph_{mod}} &= I_{ph} \\ I_{mod} &= I_{cel} \\ V_{D_{mod}} &= n_s \cdot V_D \end{aligned} \quad (2.5)$$

Além disso, as seguintes associações série podem ser estabelecidas:

$$\begin{aligned} R_{p_{mod}} &= n_s \cdot R_p \\ R_{s_{mod}} &= n_s \cdot R_s \end{aligned} \quad (2.6)$$

Da Figura 2.9 é possível equacionar a tensão de saída V_{mod} por:

$$V_{mod} = V_{D_{mod}} - R_{s_{mod}} \cdot I_{mod} \quad (2.7)$$

Substituindo (2.5) e (2.6) em (2.7):

$$V_{mod} = n_s \cdot V_D - n_s \cdot R_s \cdot I_{cel} \quad (2.8)$$

Da Figura 2.3, encontra-se a seguinte relação:

$$V_{cel} = V_D - R_s \cdot I_{cel} \quad (2.9)$$

Substituindo (2.9) em (2.8), tem-se a seguinte relação linear:

$$V_{mod} = n_s \cdot V_{cel} \quad (2.10)$$

A Tabela 2.2 resume os parâmetros de n_s células fotovoltaicas idênticas associadas em série. Já a Figura 2.10 representa graficamente o resultado de duas células fotovoltaicas quando associadas em série. Conclui-se que, com este tipo de associação é possível elevar a tensão de circuito aberto do sistema mantendo o mesmo valor de corrente de curto circuito.

Tabela 2.2: Parâmetros de células fotovoltaicas conectadas em série.

Parâmetros	Célula	Módulo
Número de células	1	n_s
Corrente de saída (A)	I	I
Tensão de saída (V)	V	$n_s \cdot V$
Corrente de máxima potência (A)	I_{mp}	I_{mp}
Tensão de máxima potência (V)	V_{mp}	$n_s \cdot V_{mp}$

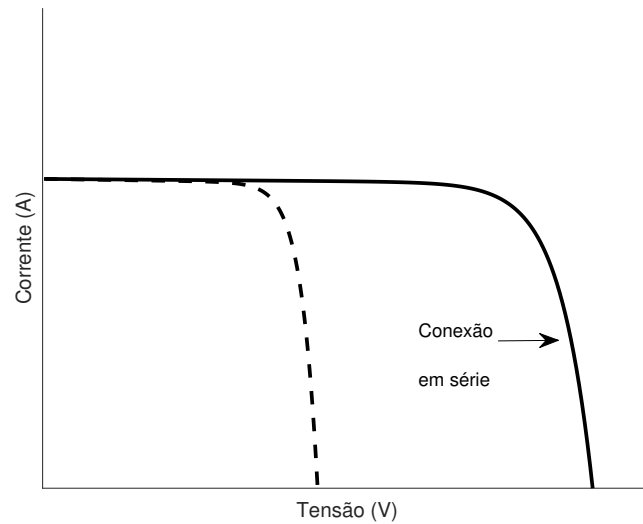


Figura 2.10: Curva IxV de células solares conectadas em série.

Fonte: elaborado pelo autor.

2.3.3.2 Conexão Paralela

A Figura 2.11 representa a interligação de n_p células solares idênticas conectadas em paralelo (COELHO, 2008). Verifica-se que é possível agrupar as fontes de corrente, diodos e resistências séries e paralelo em elementos equivalentes. Com isso, determina-se o circuito simplificado na Figura 2.12.

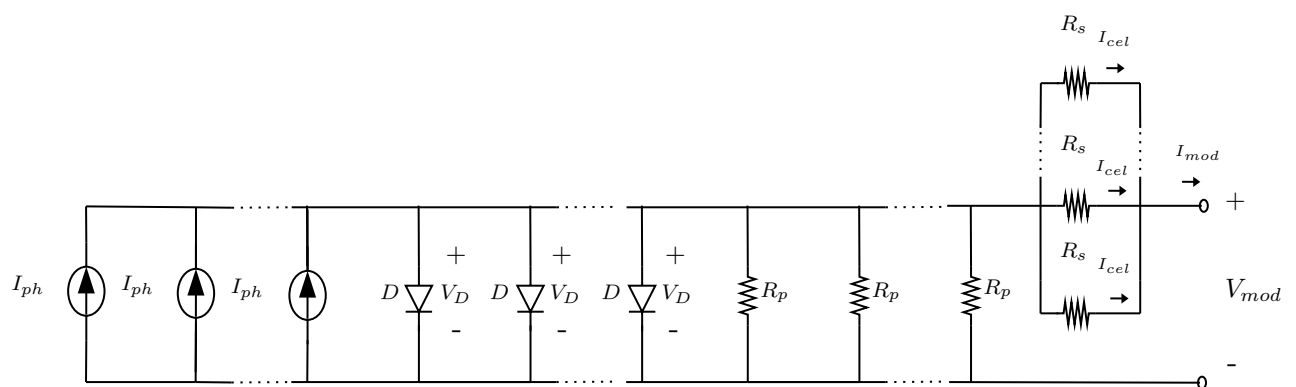


Figura 2.11: Associação de n_p células fotovoltaicas em paralelo.

Fonte: adaptado COELHO, 2008.

A partir dos circuitos das Figuras 2.11 e 2.12 pode-se chegar as seguintes relações:

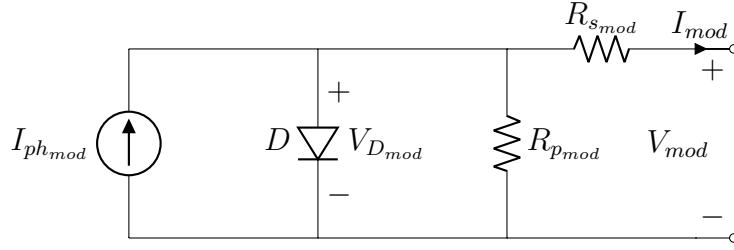


Figura 2.12: Circuito equivalente n_p células fotovoltaicas em paralelo.

$$\begin{aligned}
 I_{ph_{mod}} &= n_p \cdot I_{ph} \\
 I_{mod} &= n_p \cdot I_{cel} \\
 V_{D_{mod}} &= V_D
 \end{aligned}
 \tag{2.11}$$

Além disso, as seguintes associações paralela podem ser estabelecidas:

$$\begin{aligned}
 R_{p_{mod}} &= \frac{R_p}{n_p} \\
 R_{s_{mod}} &= \frac{R_s}{n_p}
 \end{aligned}
 \tag{2.12}$$

Equacionando o circuito da Figura 2.12:

$$V_{mod} = V_{D_{mod}} - R_{s_{mod}} \cdot I_{mod} \tag{2.13}$$

Substituindo (2.11) e (2.12) em (2.13) , tem-se:

$$\begin{aligned}
 V_{mod} &= V_D - \frac{R_s}{n_p} \cdot n_p \cdot I_{cel} \\
 V_{mod} &= V_D - R_s \cdot I_{cel}
 \end{aligned}
 \tag{2.14}$$

Comparando o resultado de (2.14) com (2.9), conclui-se que:

$$V_{mod} = V_{cel} \tag{2.15}$$

A Tabela 2.3 resume os parâmetros de n_p células fotovoltaicas idênticas associadas em paralelo. A Figura 2.13 representa graficamente o resultado de duas células fotovoltaicas quando associadas em paralelo. Conclui-se que, este tipo de associação tem como propósito elevar a corrente de curto circuito de operação do sistema mantendo o mesmo valor de tensão de circuito aberto.

Tabela 2.3: Parâmetros de células fotovoltaicas conectadas em paralelo.

Parâmetros	Célula	Módulo
Número de células	1	n_p
Corrente de saída	I	$n_p \cdot I$
Tensão de saída	V	V
Corrente de máxima potência	I_{mp}	$n_p \cdot I_{mp}$
Tensão de máxima potência	V_{mp}	V_{mp}

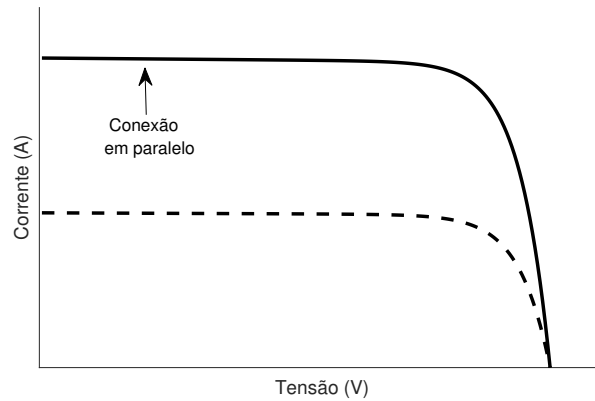


Figura 2.13: Curva IxV de células solares conectadas em paralelo.

Fonte: elaborado pelo autor.

2.3.3.3 Conexão Mista

A última possibilidade de conexão de células fotovoltaicas está ilustrada na Figura 2.14. A associação mista caracteriza-se quando há conexão de n_s células ligadas em série e n_p arranjos em paralelo.

A partir de (2.6) e (2.12) e considerando que, todas as células solares que compõe o sistema são idênticas, as seguintes relações podem ser estabelecidas para calcular os elementos equivalentes do circuito ilustrado na Figura 2.15.

$$\begin{aligned} R_{p_{mod}} &= \frac{n_s \cdot R_p}{n_p} \\ R_{s_{mod}} &= \frac{n_s \cdot R_s}{n_p} \end{aligned} \quad (2.16)$$

Tomando como base as propriedades das ligações série e paralelo já discutidas nas seções 2.3.3.1 e 2.3.3.2 é possível expressar os parâmetros de uma associação mista

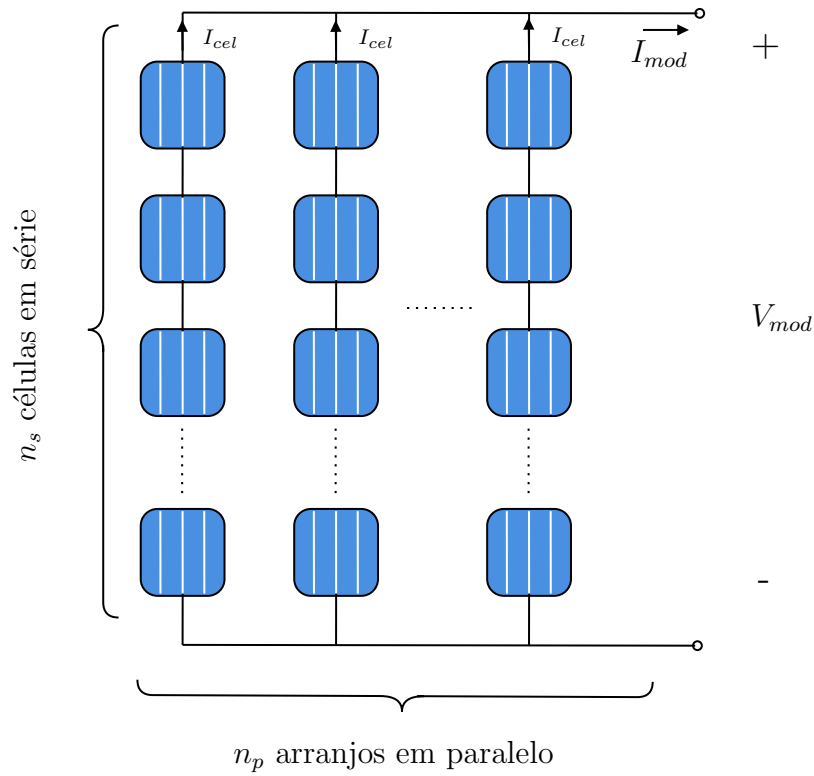


Figura 2.14: Associação mista de células fotovoltaicas.
Fonte: elaborado pelo autor.

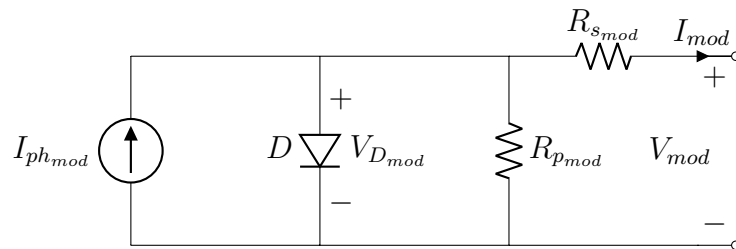


Figura 2.15: Circuito equivalente de n_s e n_p células fotovoltaicas em associação mista.

conforme a Tabela 2.4.

Tabela 2.4: Parâmetros de células fotovoltaicas em uma conexão mista.

Parâmetros	Célula	Módulo
Número de células em série	1	n_s
Número de células em paralelo	1	n_p
Corrente de saída	I	$n_p \cdot I$
Tensão de saída	V	$n_s \cdot V$
Corrente de máxima potência	I_{mp}	$n_p \cdot I_{mp}$
Tensão de máxima potência	V_{mp}	$n_s \cdot V_{mp}$

A Figura 2.16 representa graficamente o resultado de células fotovoltaicas idênticas em uma associação mista. Neste tipo de conexão incrementa-se tanto a corrente de curto circuito quanto a tensão de circuito aberto do sistema.

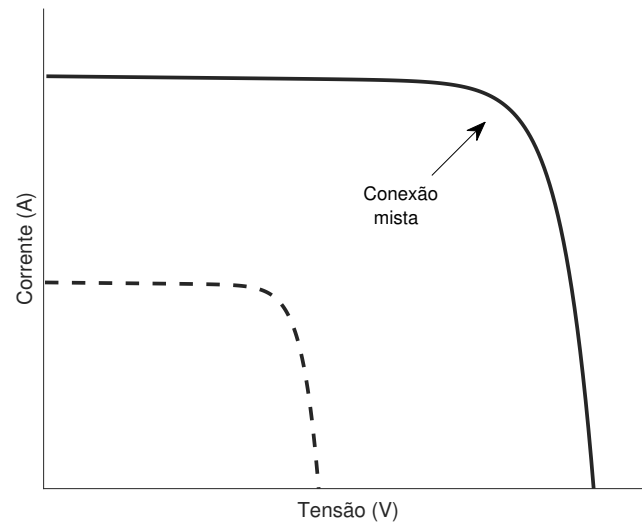


Figura 2.16: Comportamento da curva $I \times V$ em uma conexão mista.

Fonte: elaborado pelo autor.

2.3.4 Sombreamento parcial em sistemas fotovoltaicos

Com a propagação nas instalações de painéis solares no meio urbano a condição de sombreamento parcial se tornou comum, podendo ser causada por prédios, árvores, ou qualquer estrutura que impeça a incidência direta de luz em parte dos painéis instalados. Nessa condição, as curvas características de uma célula solar são modificadas devido a relação direta entre a corrente de curto circuito e a radiação solar incidente.

Quando um arranjo fotovoltaico opera sob a condição de sombreamento parcial, a fonte geradora de corrente elétrica cessa em uma parcela desse arranjo. Pelo fato de que todas as células conectadas em série compartilham da mesma corrente elétrica, o sombreamento parcial causa efeitos limitantes na corrente e potência gerada. Para contornar este problema, evitar o efeito chamado de *hot-spot* e permitir um caminho alternativo para a circulação da corrente elétrica, diodos de *bypass* são instalados. A ativação desses diodos faz com que a limitação da corrente elétrica fique restrita apenas às células afetadas pelo sombreamento (BIDRAM; DAVOUDI; BALOG, 2012).

Considerando a situação de sombreamento parcial conforme ilustra a Figura 2.17 observa-se que diferentes níveis de radiação estão afetando o arranjo fotovoltaico, o que leva ao surgimento de um máximo global e máximos locais na curva de potência do sistema, tal como mostra a Figura 2.18.

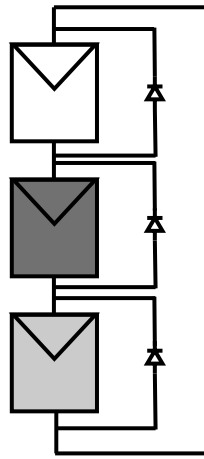


Figura 2.17: Arranjo fotovoltaico sob condição de sombreamento parcial.

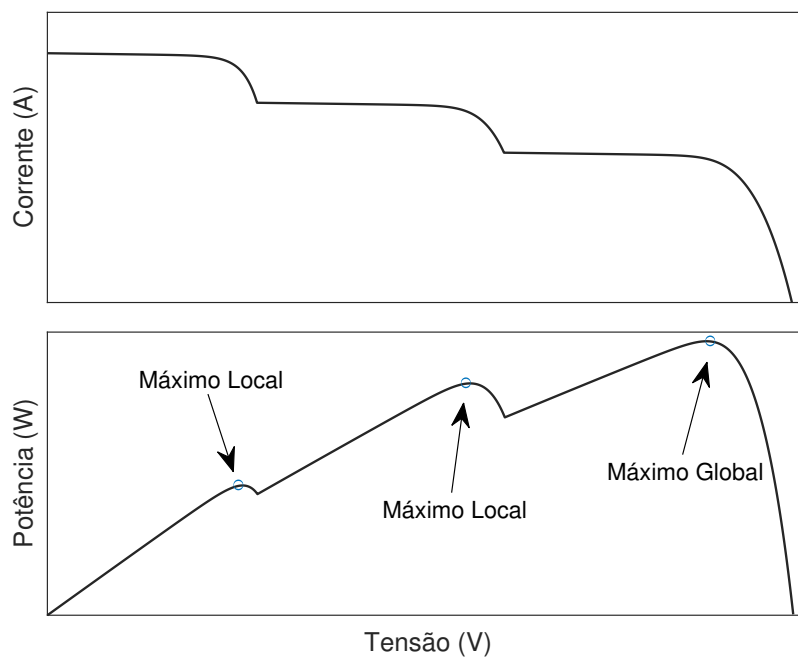


Figura 2.18: Efeito do sombreamento parcial nas curvas características de um arranjo fotovoltaico.

Fonte: elaborado pelo autor.

Para ilustrar a importância da utilização do diodo de *by-pass* é apresentada a Figura 2.19 onde compara-se as curvas I-V e P-V em três situações: Sem sombreamento, sob sombreamento parcial e sob sombreamento parcial sem os diodos. Percebe-se que a condição de sombreamento parcial sem diodos limita a corrente produzível do arranjo a pior condição de sombreamento. Por outro lado, a inserção dos diodos de *by-pass* permite que o restante do arranjo forneça a corrente nominal disponível pela condição de radiação sem sombreamento.

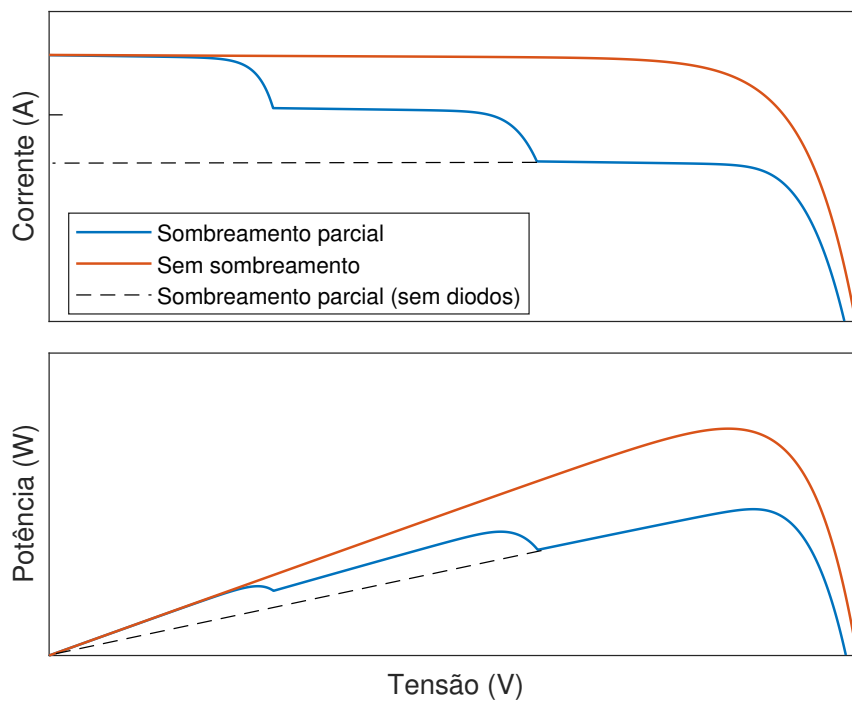


Figura 2.19: Influência do diodo nas curvas I-V e P-V sob condição de sombreamento.

Fonte: elaborado pelo autor.

2.3.5 Linearização do painel fotovoltaico

Para facilitar a análise do circuito do painel solar, realiza-se uma linearização de (2.1) em torno do PMP conforme representa a Figura 2.20. Com a linearização, é possível obter um circuito equivalente para compor o sistema que matematicamente seja mais simples de trabalhar e que represente resultados semelhantes em torno da região de interesse.

A reta tangente à curva I-V no ponto de linearização da tensão de máxima potência (V_{MP}) e corrente de máxima potência (I_{MP}) é dada pela seguinte equação (VILLALVA; GAZOLI; FILHO, 2009):

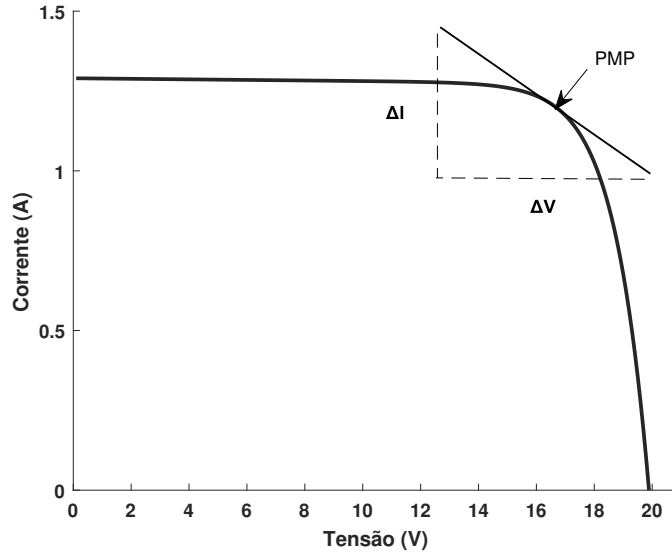


Figura 2.20: Linearização da curva I-V em torno do PMP.

$$i = g(v - V_{MP}) + I_{MP} \quad (2.17)$$

Onde:

$$g = \frac{di}{dv} = \frac{1}{r_{PV}} \approx \frac{\Delta i}{\Delta v} \quad (2.18)$$

Em que v e i são valores de tensão e corrente elétrica na região vizinha ao PMP e r_{PV} é definida como a resistência dinâmica da célula.

A partir de (2.17), pode-se determinar um circuito linear equivalente em torno do PMP. A Figura 2.21 traz a representação deste circuito.

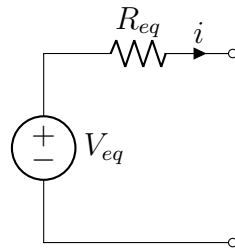


Figura 2.21: Representação do circuito linearizado.

Onde:

$$\begin{cases} R_{eq} = -\frac{1}{g} \\ V_{eq} = V_{MP} - \frac{I_{MP}}{g} \end{cases} \quad (2.19)$$

2.4 Conversor CC-CC

Um conversor CC-CC é um sistema formado por elementos passivos, normalmente indutores e capacitores e semi condutores de potência responsáveis por chaveamento, que a partir de uma corrente ou tensão de determinada amplitude fornece valores de saída de corrente e tensão contínuas com amplitude distintas. Diversas são as aplicações de um conversor CC-CC, como por exemplo: Prover isolamento entre um circuito primário e secundário; prover proteção contra efeitos de curto circuito ou sobre-aquecimento; simplificar a conformidade com segurança ou desempenho; casar uma carga secundária com a fonte primaria (ROBERTS, 2015). A seguir será demonstrado a importância da inserção de um conversor CC-CC no rastreamento do ponto de máxima potência.

Quando inserido um conversor CC-CC entre o painel solar e uma carga (Figura 2.22), a tensão na carga V_o é escrita a partir da relação:

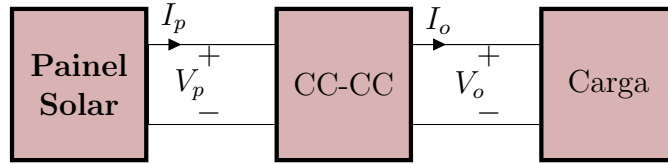


Figura 2.22: Inserção de um conversor DC-DC entre a carga e o painel solar

$$V_o = R_o \cdot I_o \quad (2.20)$$

Em que V_o é a tensão na carga, R_o o valor da resistência elétrica e I_o a corrente elétrica que circula da carga.

Tomando como exemplo a topologia do tipo *Boost* e considerando D como a razão cíclica do conversor, o ganho de tensão (G_V) e corrente (G_I) são expressos por (2.21) e (2.22):

$$G_V = \frac{V_o}{V_p} = \frac{1}{1 - D} \quad (2.21)$$

$$G_I = \frac{I_o}{I_p} = 1 - D \quad (2.22)$$

Isolando-se os termos V_o e I_o de (2.21) e (2.22) e substituindo em (2.20) tem-se:

$$\frac{V_p}{I_p} = R_o \cdot (1 - D)^2 \quad (2.23)$$

O termo $\frac{V_p}{I_p}$ pode ser entendido como uma resistência equivalente total vista dos terminais do painel fotovoltaico e que depende de R_o e da razão cíclica D de operação do conversor CC-CC. A Figura 2.23 traz um exemplo de diferentes inclinações de retas para diferentes valores de razão cíclica D . Observa-se que, de uma curva Corrente x Tensão, o inverso da declividade de tais retas nos garante o módulo do valor da resistência elétrica. A partir daí, considerando (2.23), pode-se chegar até (2.24) que define o ângulo de operação relativo θ_r em função de D e R_o

$$\theta_r(D, R_o) = \arctan\left(\frac{1}{R_o \cdot (1 - D)^2}\right) \quad (2.24)$$

Consequentemente, para diferentes valores de D obtêm-se diferentes valores de θ_r como visto na Figura 2.23. Desse modo, haverá um valor de razão cíclica o qual intercepta a curva I-V no ponto que vai garantir a máxima potência. Para isso, foram desenvolvidas técnicas de rastreamento as quais buscam determinar tal ponto de operação.

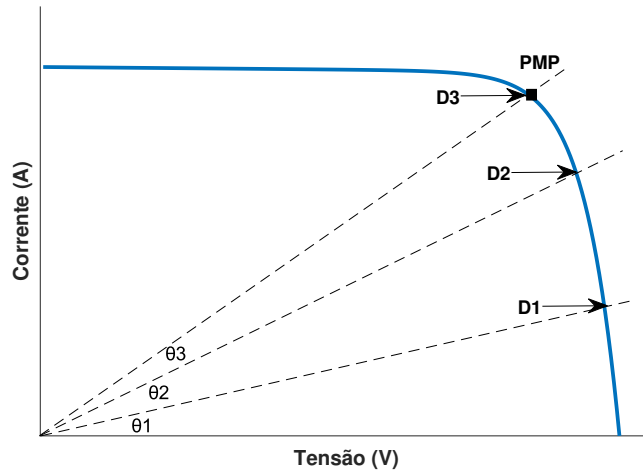


Figura 2.23: Diferentes razões cíclicas em uma curva I-V.

Entretanto, como a razão cíclica D varia entre 0 e 1, é possível estabelecer dois extremos de (2.24) que definem a região permitida em que o conversor pode atuar. Em um dos extremos, $D = 1$ determina-se:

$$\theta_r(1, R_o) = 90^\circ \quad (2.25)$$

O outro extremo é definido com $D = 0$, tem-se

$$\theta_r(0, R_o) = \arctan\left(\frac{1}{R_o}\right) \quad (2.26)$$

Desta forma, os limite de operação de um conversor *Boost* é dado por:

$$\arctan\left(\frac{1}{R_o}\right) < \theta_r < 90^\circ \quad (2.27)$$

Com este resultado, é possível analisar a curva I-V sob a perspectiva de duas regiões possíveis para o conversor *Boost* operar. A Figura 2.24 ilustra a região de operação que está delimitada entre o limite superior e inferior obtidos em (2.27).

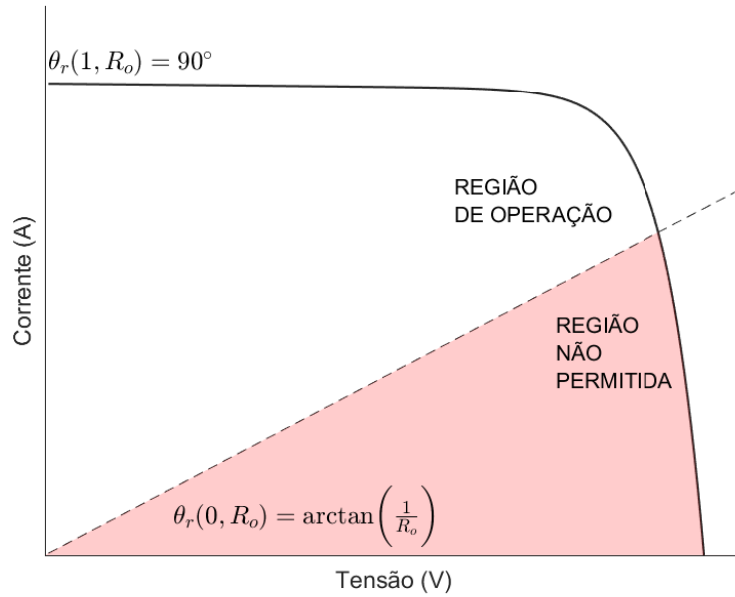


Figura 2.24: Região de operação de um conversor *Boost*.

Ainda com a análise de (2.26), é possível observar a relação inversa entre θ_r e R_o . A Figura 2.25 revela que a medida que R_o tende a 0, θ_r tende a 90° , valor que impossibilitaria por completo o rastreamento do PMP, visto que a região não permitida ocuparia todo o quadrante de operação disponível. Por isso, é necessário garantir um valor mínimo de carga para que o PMP esteja na região de operação do conversor *Boost* e assim

rastreá-lo. Para exemplificar este problema, tomando como base os dados da Tabela 2.1, pode-se calcular pela relação $\theta_{mp} = \arctan\left(\frac{I_{mp}}{V_{mp}}\right)$, $\theta_{mp} = 4^\circ$, cujo valor indica o ângulo de operação relativo ao PMP. Portanto, a partir da Figura 2.25, o valor mínimo de carga possível para que o sistema de MPPT funcione adequadamente é $R_o = 15 \Omega$.

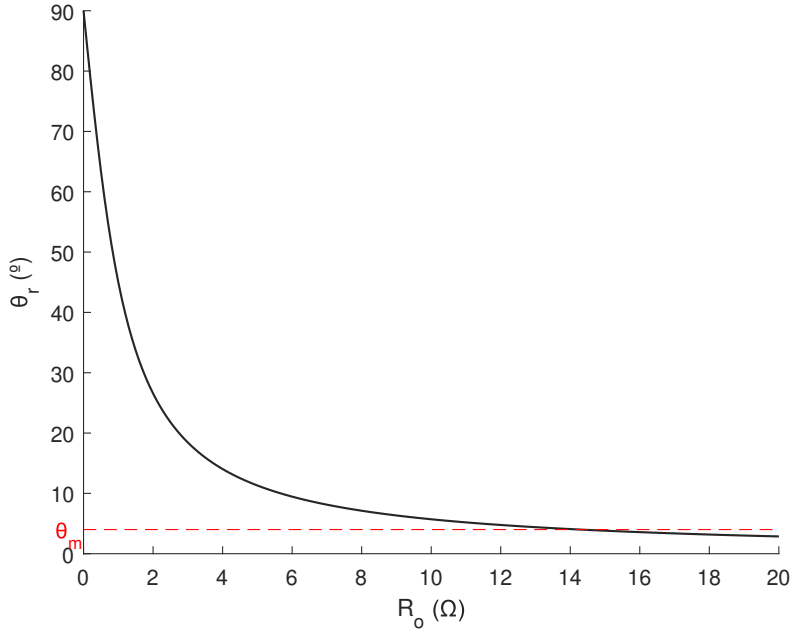


Figura 2.25: Relação entre o ângulo refletido e o valor da carga.

Fonte: elaborado pelo autor.

2.5 Métodos de rastreamento de máxima potência

Os Métodos de Rastreamento do Ponto de Máxima Potência (MPPT) são algoritmos incluídos na estratégia de controle utilizados para extrair a máxima potência disponível de painéis solares sob algumas condições. Esse PMP não é fixo e varia sob o efeito das condições externas como já explicado anteriormente.

Entre os métodos mais conhecidos estão o da Tensão Constante, que visa garantir que o painel opere na tensão de máxima potência; o método Perturba e Observa (PeO) o qual é baseado em perturbar o sistema para medir a variação da potência de saída repetidamente e assim buscar o ponto de potência máxima; enquanto o método da Condutância Incremental utiliza o valor da derivada da potência pela tensão para determinar a direção da máxima potência (SALAS et al., 2006). A seguir serão apresentados esses métodos, seus algoritmos e uma breve análise sobre suas principais características.

2.5.1 Método 1: Tensão Constante

O método da tensão constante é mais simples, pouco preciso e de fácil implementação comparado aos demais. O método consiste em ajustar a tensão do painel ao valor correspondente ao ponto de máxima potência obtido da curva P_xV. Esse algoritmo assume que as variações de temperatura e irradiância não são significantes, considerando sempre a tensão de referência como valor absoluto próximo ao PMP. Conforme mostra a Figura 2.26, os pontos de máxima potência são conectados na linha tracejada enquanto a linha contínua representa o valor da tensão grampeada. É possível notar o descolamento desses valores quando não operados no ponto de referência.

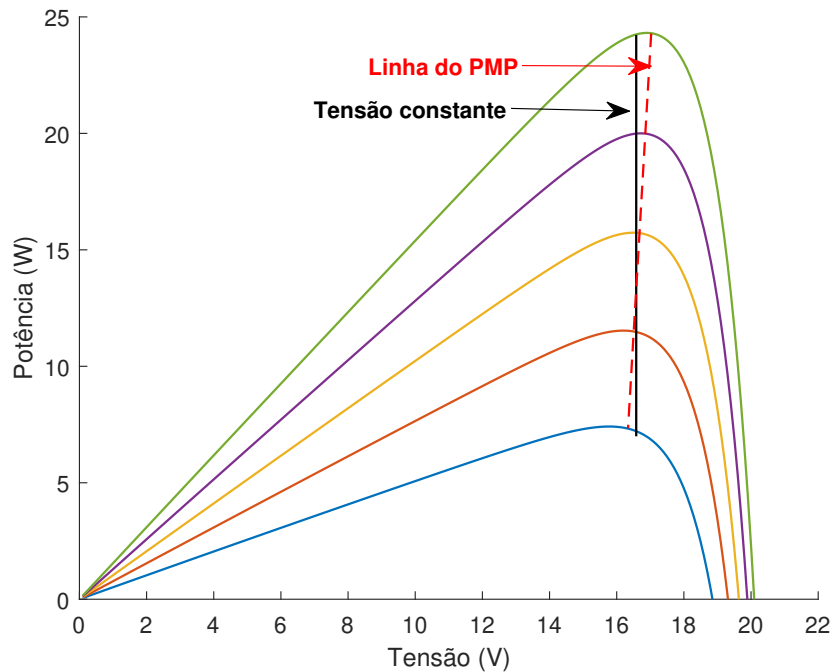


Figura 2.26: Pontos de máxima potência conectados vs. tensão constante.

Fonte: elaborado pelo autor.

Para entender melhor a situação, apresenta-se na Figura 2.27 o caso em que há uma mudança de temperatura na operação do módulo. Em azul, temos que $T_a = T_{ref}$ e $G = G_{ref}$. Sob essa condição, a tensão do módulo V_{mod} coincide com a tensão grampeada V_{ref} e por isso o painel está operando sob o ponto o qual é o PMP. Contudo, quando há uma mudança na temperatura de operação para T_b sendo $T_b > T_a$, o ponto de operação desloca-se na linha grampeada para o ponto b. O painel passa então a operar em um ponto de que a energia fornecida é inferior a máxima disponível.

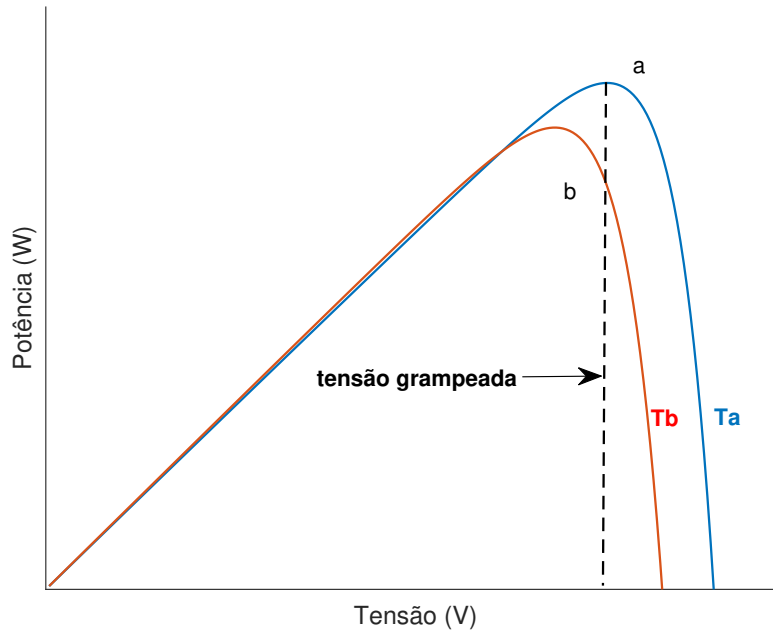


Figura 2.27: Exemplo variação temperatura na curva PxV sob radiação constante.

Fonte: elaborado pelo autor.

Por essa razão, fica demonstrado que o método da tensão constante é preciso somente em um caso específico e que, na maior parte das vezes, pode não rastrear a máxima potência disponível, visto que uma alteração nas condições climáticas desloca a tensão de máxima potência V_{mp} da referência. A técnica falha principalmente na variação de temperatura, dado que há um deslocamento na tensão de operação de forma significativa comparada a tensão de referência. Para contornar este problema, foi desenvolvido uma variação dessa técnica a qual se baseia na relação quase linear que existe entre o valor da tensão de circuito aberto V_{oc} e a tensão de máxima potência para qualquer valor de irradiação e temperatura representado por (2.28) (MASOUM; DEHBONEI; FUCHS, 2002).

$$V_{mp} = k_l \cdot V_{oc} \quad (2.28)$$

Onde k_l , conhecido como fator de tensão, depende das características intrínsecas de cada painel. A principal diferença está em realizar a leitura de V_{oc} periodicamente para que seja calculado V_{mp} a cada iteração. Ou seja, é necessário um circuito adicional com um chaveamento que permita a desconexão do painel para aplicar essa técnica. Apesar do intuito da modificação seja buscar o PMP com mais eficiência, há uma perda natural

de energia pelo chaveamento constante do painel para que seja possível realizar a medição da tensão de circuito aberto repetidamente, além de torná-lo mais caro.

Apesar de conhecida a falha do método, esta técnica sempre é citada como em (LEEDY; GUO; AGANAH, 2012), (YE; WU, 2009), (AGANAH; LEEDY, 2011), devido sua facilidade de implementação, dado que apenas é necessário um sensor de medição para leitura da tensão de saída do módulo. Muitos trabalhos buscam otimizar essa técnica devido sua simplicidade e capacidade de oferecer uma resposta próxima do ponto de operação ideal.

Seu fluxograma é apresentado na Figura 2.28 onde V é a variável que representa a leitura da tensão de saída do módulo, V_{ref} é a tensão grampeada de referência, Δk é o tamanho do passo de variação.

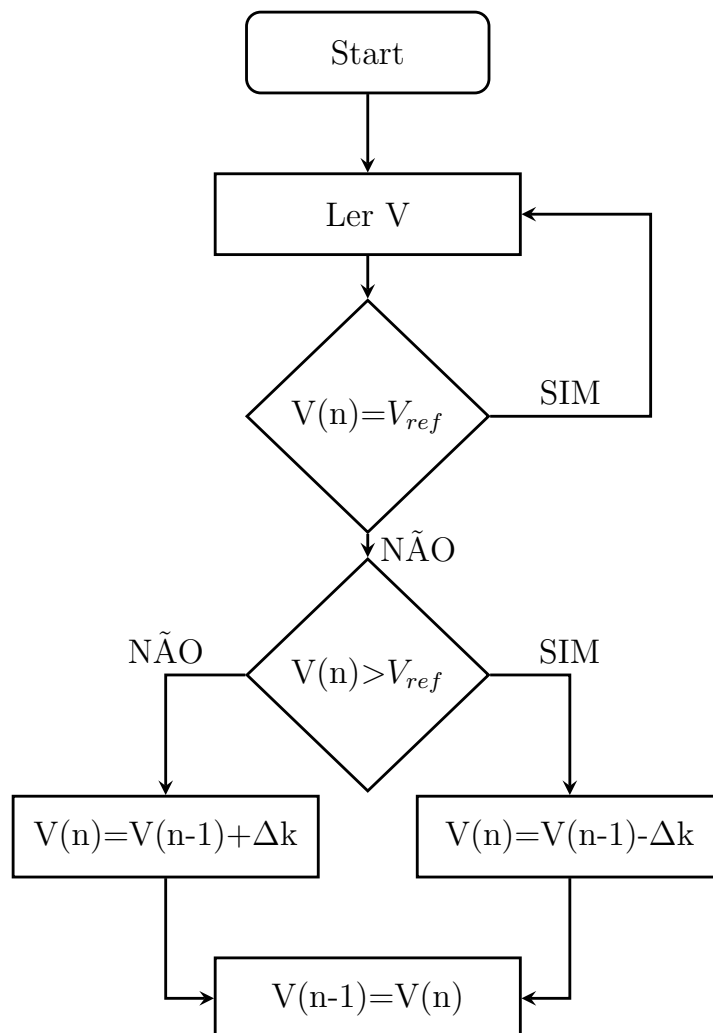


Figura 2.28: Algoritmo método da tensão constante.

Fonte: elaborado pelo autor.

2.5.2 Método 2: Perturba e Observa

O método Perturba e Observa considera medir a tensão e corrente para encontrar o PMP. A técnica baseia-se em comparar a potência gerada em duas iterações, multiplicando o valor de corrente e tensão de razões cíclicas diferentes. Com isso, é possível determinar se a perturbação está caminhando ou não na direção de um ponto máximo. Se a variação da potência for positiva significa que o sistema caminha na direção do máximo por isso a perturbação anterior deve ser mantida, caso contrário o sistema deve se direcionar ao sentido inverso (SERA et al., 2013).

Em um cenário com condições climáticas constantes isso implica em 4 situações como ilustrado na Figura 2.29. Os casos (a) e (d) ilustram as situações em que após uma perturbação no sistema o ponto de operação caminhou para a direção contrária ao ponto de máxima potência. Nesses casos o algoritmo deve ajustar o incremento na perturbação do sistema no sentido inverso o qual vinha sendo aplicado para que caminhe na direção correta. Já nos casos (b) e (c) é verificado que o rastreamento está na direção correta, por isso a perturbação deverá ser mantida no sistema até que o ponto de máxima potência seja alcançado.

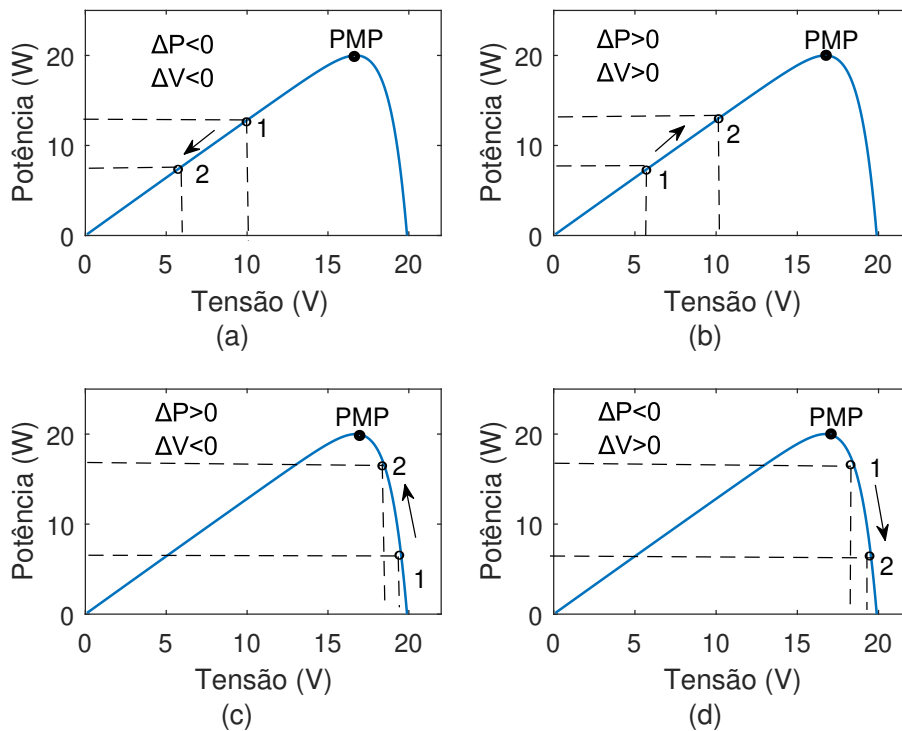


Figura 2.29: Casos possíveis da técnica PeO sob irradiação e temperatura constante.

Fonte: adaptado de SEGUEL, 2009.

Um dos pontos críticos para a aplicação dessa técnica é estabelecer o tamanho do passo da perturbação Δk . Isso determina a escolha entre uma resposta rápida para variações ou estabilidade em regime permanente. Para ilustrar, na Figura 2.30 compara-se o rastreamento entre dois valores de passo sendo (a) com passo reduzido e (b) passo elevado:

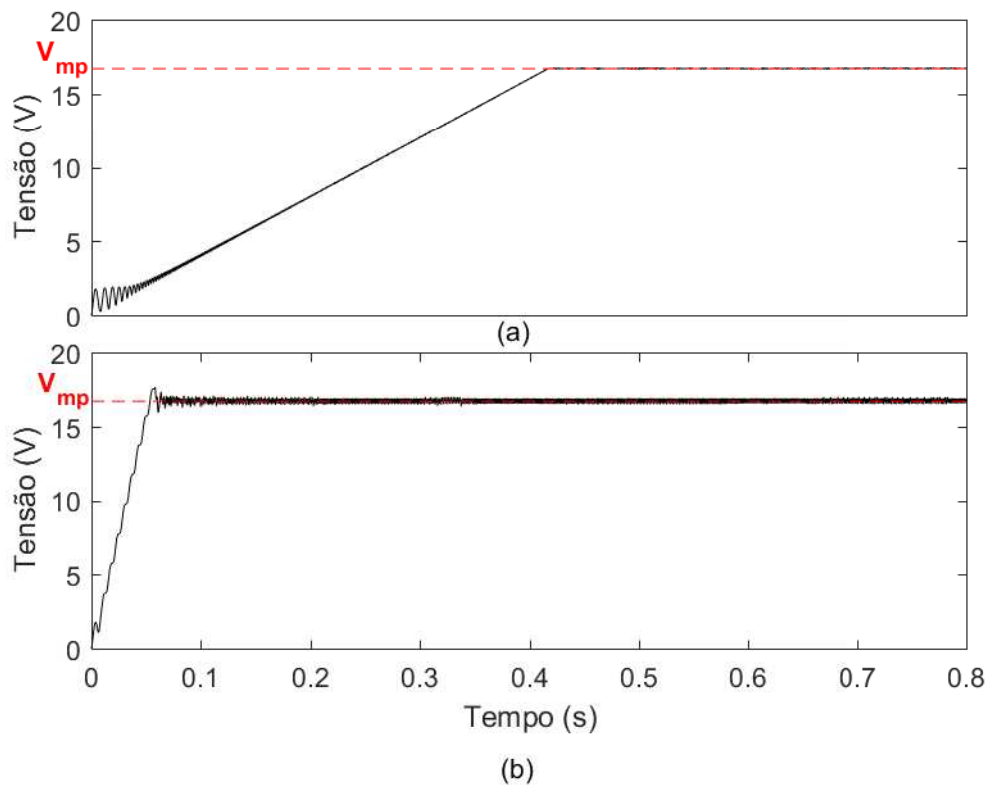


Figura 2.30: Diferentes valores de passo Δk : (a) passo reduzido; (b) passo elevado.

Fonte: elaborado pelo autor.

Verifica-se que a aplicação de passos menores implicam em uma variação menor em torno do ponto de máxima potência (V_{mp}), no entanto requer um tempo de resposta maior até que o regime permanente seja alcançado. Por isso, conclui-se que nestas condições o método apresenta uma resposta ruim para regime transitório enquanto em regime permanente sua performance é boa.

Em contrapartida, quando o passo da perturbação aumenta, o tempo o qual o regime permanente é atingido reduz de forma significativa, porém as oscilações em torno

do ponto de máxima potência eleva-se. Ou seja, um aumento do passo prioriza a resposta em regime transitório enquanto reduz a eficácia em regime permanente.

Um dos pontos negativos desta técnica é que, pela natureza de seu algoritmo, o PMP nunca é de fato atingido, visto que seu princípio parte da perturbação da tensão para medição da potência. Em regime permanente sempre haverá uma oscilação, mesmo que mínima, em torno do PMP diminuindo o rendimento disponível nos painéis. Além disso, é preciso atentar para os casos em que há variações bruscas na radiação e temperatura. Isso pode provocar uma desorientação no algoritmo de busca, sendo mais evidenciado nos casos em que há uma mudança abrupta na radiação pois, no caso da temperatura, a inércia térmica dos painéis possui um valor elevado.

Para esclarecer a situação, a Figura 2.31 traz trechos da curva $P \times V$ para diferentes níveis de irradiação representados pelas condições 1, 2, 3. Sendo o valor de irradiação da condição 3 superior a condição 2 e 1 e a condição 2 superior a condição 1. Supondo a condição inicial do sistema o ponto A, nos momentos em que ocorrem variações de irradiação, é esperado que o ponto A siga a linha de PMP, evitando assim perdas energéticas desnecessárias. Porém, se logo após uma perturbação do sistema houver uma mudança repentina na radiação, passando então para a condição 2, o novo ponto de operação definido será o B. Pela forma que a técnica do perturba e observa foi construída, haverá um entendimento que ocorreu uma elevação de potência e o sentido de perturbação será mantido, sendo que o novo ponto de operação após uma iteração do algoritmo será o B'. Supondo uma nova variação da radiação, imediatamente após a aplicação da perturbação, e o sistema operar na condição 3 vemos que o novo ponto de operação será o C. Ou seja, a cada iteração há um afastamento progressivo em relação ao PMP.

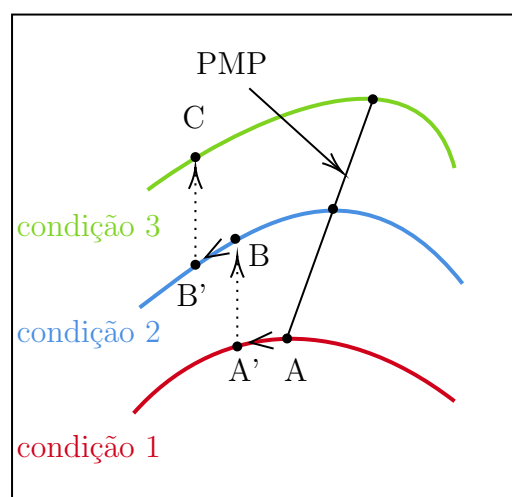


Figura 2.31: Caso de rastreamento sob mudança abrupta da radiação.

Fonte: adaptado de COELHO, 2005.

A Figura 2.32 mostra o fluxograma do método. A implementação desse método requer dois sensores para que sejam medidos os valores de tensão de saída V e corrente de saída I e assim realizado o cálculo da potência P de cada iteração do algoritmo.

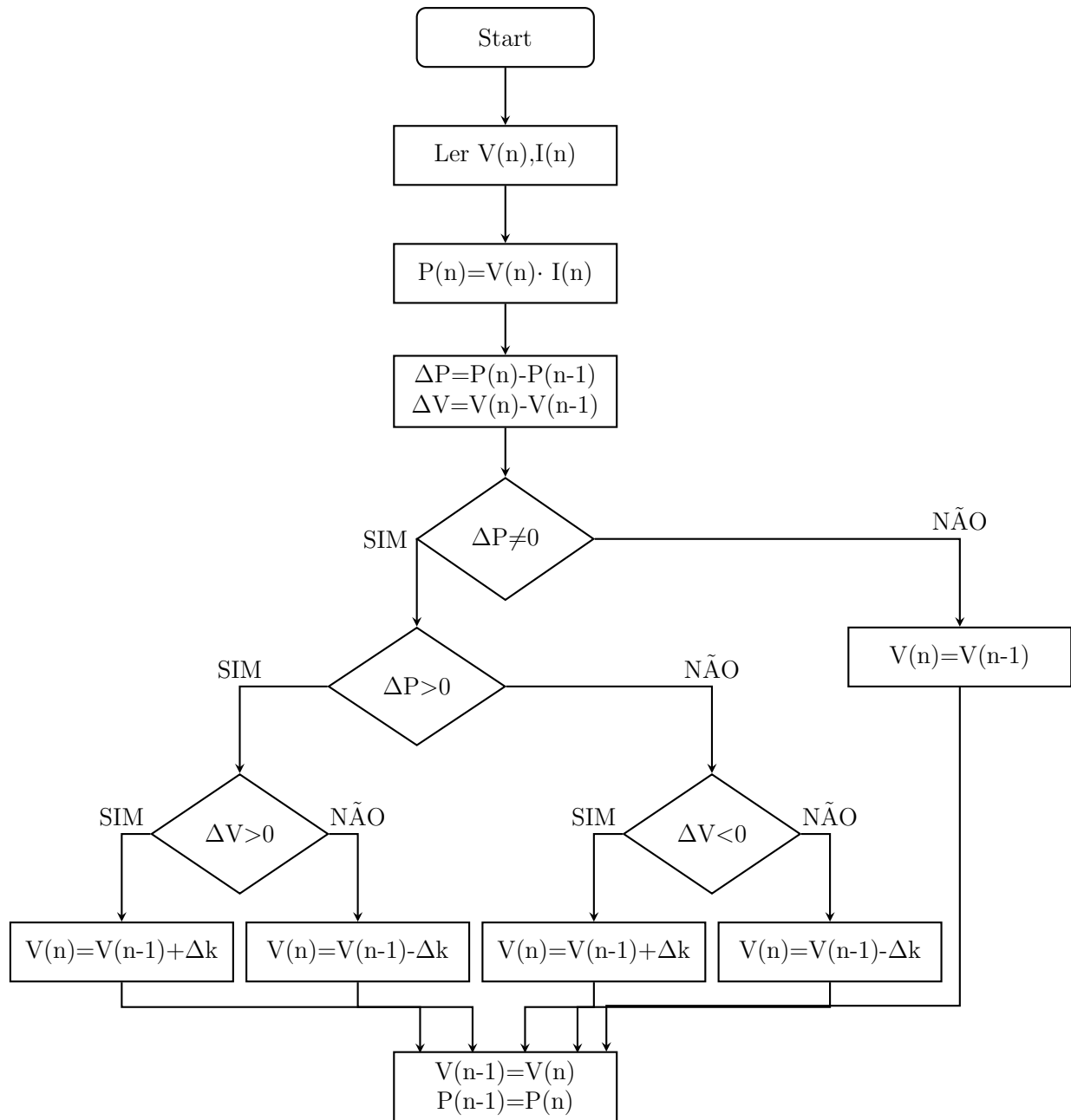


Figura 2.32: Algoritmo método perturba e observa.

Fonte: elaborado pelo autor.

2.5.3 Método 3: Condutância Incremental

O método da Condutância Incremental (CIn) baseia-se na análise dos sinais da derivada da curva P-V. No valor máximo da curva, a derivada da potência em relação a tensão é igual a zero, ou seja, quando a derivada for positiva significa que o ponto está à esquerda do PMP e quando negativa à direita, como visualizado na Figura 2.33 e expresso por (2.29) e (2.30). Portanto, a informação da derivada define a direção do incremento ou decremento da tensão de referência para o conversor CC-CC (SAFARI; MEKHILEF, 2010).

$$\frac{dP}{dV} = \frac{d(V \cdot I)}{dV} = I + V \cdot \frac{\Delta I}{\Delta V} \quad (2.29)$$

$$\frac{\Delta I}{\Delta V} + \frac{I(n)}{V(n)} = 0 \quad (2.30)$$

A razão $\frac{I(n)}{V(n)}$ é denominada condutância instantânea (G) e a razão $\frac{\Delta I}{\Delta V}$ condutância incremental (ΔG). Como a tensão de operação de uma célula solar sempre é positiva, a técnica da CIn permite identificar em qual região o sistema está operando à partir da soma de ΔG e G. Além disso, permite fixar a operação do sistema no PMP quando a condição de derivada zero é atingida.

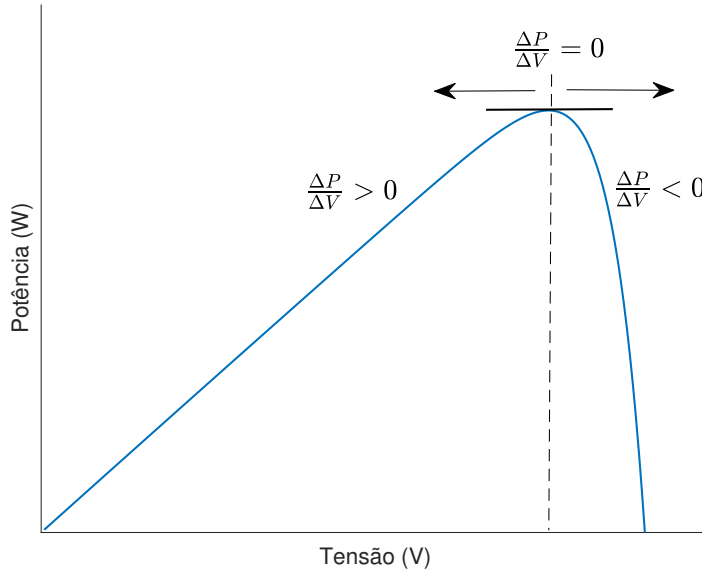


Figura 2.33: Conceito matemático da técnica da CIn.

Fonte: elaborado pelo autor.

Porém, a expressão $\Delta G + G = 0$, que indica a operação do sistema no PMP, dificilmente será alcançada devido aos erros de quantização e ruídos na medição. Por isso, uma faixa tolerável (ΔW) é atribuída a expressão tornando a condição do PMP mais flexível de ser encontrada, ou seja, $-\Delta W < \Delta G + G < \Delta W$ (WU et al., 2003). Para ilustrar a situação, a Figura 2.34 traz em (a) a resposta do sistema para $\Delta W = 0,01$ enquanto (b) para $\Delta W = 0,1$.

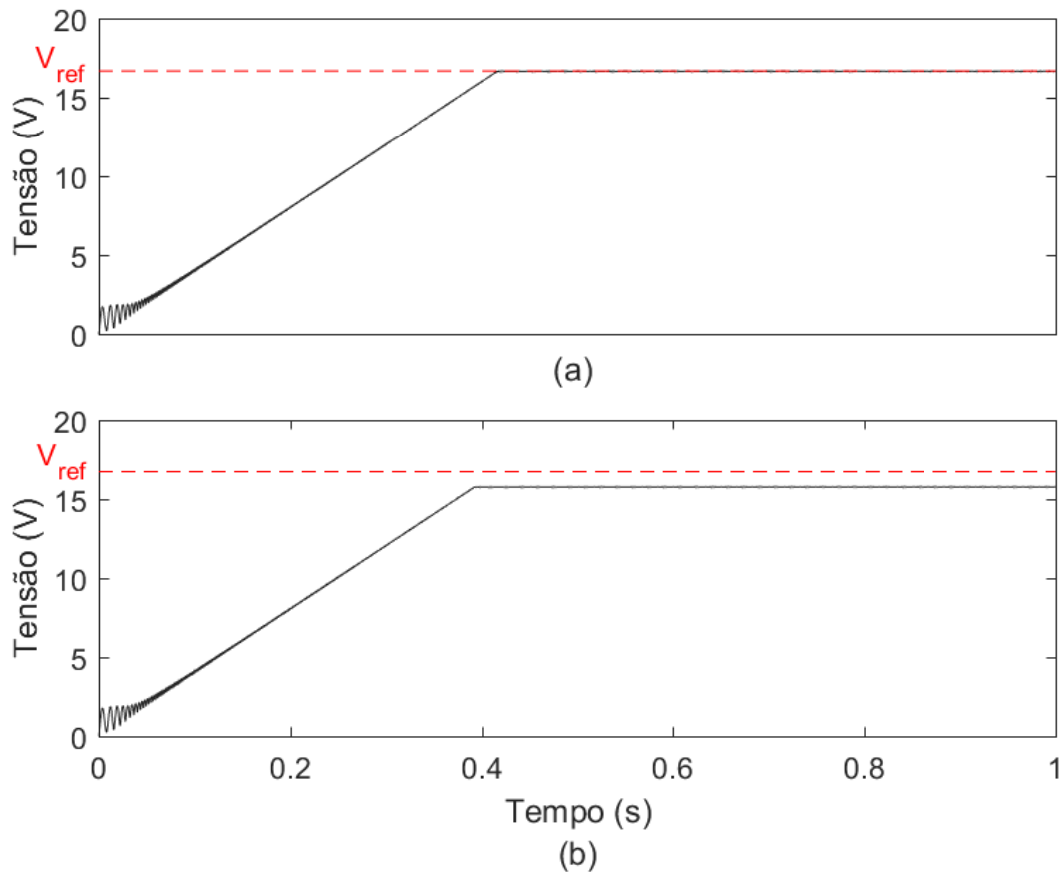


Figura 2.34: Resposta do rastreamento CIn (a) $\Delta W = 0,01$ e (b) $\Delta W = 0,1$.
Fonte: elaborado pelo autor.

Visivelmente, torna-se claro que definir essa faixa é importante para que um erro de regime permanente não afete o rendimento dos painéis solares, já que quanto mais flexível a condição do PMP maior a chance de interromper o rastreamento em um ponto fora do PMP.

O método da CIn geralmente apresenta resultados mais satisfatórios que as demais técnicas, mas em contrapartida é a técnica que requer mais esforço computacional. Além

disso, sob níveis mais baixos de irradiação os resultados dos cálculos diferenciais se tornam mais deficientes (LIU; WU; CHEUNG, 2004). A Figura 2.35 ilustra o algoritmo de implementação da técnica.

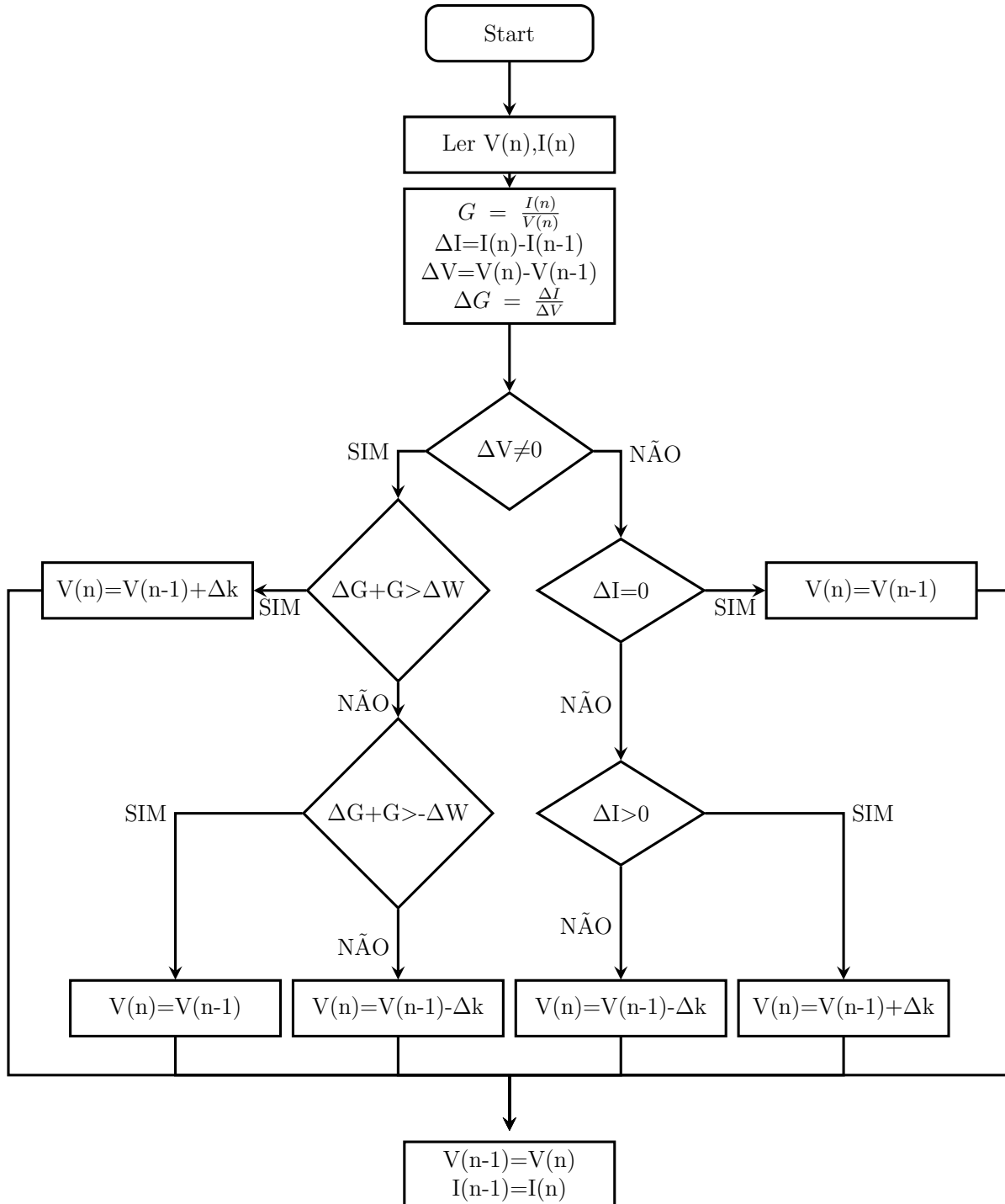


Figura 2.35: Algoritmo método da condutância incremental.

Fonte: elaborado pelo autor.

DESENVOLVIMENTO DO MÉTODO PROPOSTO

3.1 Descrição do sistema

O sistema implementado nesse trabalho está ilustrado na Figura 3.1. Dentre os principais blocos considerados estão um arranjo de painéis solares, uma rede neural artificial responsável por prover a tensão inicial de referência V_i ; o bloco responsável pelo algoritmo do MPPT; um controlador PI que recebe o erro entre a tensão de referência V_{ref} e a medição da tensão dos painéis V ; um estágio de potência composto por um conversor CC-CC do tipo *boost*; uma carga conectada através do conversor além de dois sensores para medição da corrente e tensão elétrica do arranjo de painéis solares.

A entrada da RNA possui três parâmetros: G_{max} cujo valor é o da radiação máxima medida nos painéis, G_{min} o valor mínimo de radiação e um fator F que determina o percentual de painéis afetado pelo sombreamento. G_1, G_2, G_n são os valores de radiação incidentes no respectivo painel n enquanto T_1, T_2 e T_n são suas respectivas temperaturas.

O ganho K , inserido na saída da RNA, garante a possibilidade de mais painéis serem conectados no arranjo em série. Dessa forma, um ganho linear é aplicado à V_i sempre que um painel extra for inserido ao sistema.

A Figura 3.2 explica como é definida a tomada de decisão do bloco MPPT para escolha de V_{ref} . Quando identificado que uma nova tensão V_i foi gerada pela RNA, V_i serve de referência para controlador PI enquanto a condição $|V_i - V| > 1$ seja válida. Quando essa condição não for mais atendida, passa então a operar o rastreamento do PMP pela técnica da CIn até que um novo V_i seja imposto ao sistema. Dessa forma, o papel da RNA é de atuar sempre que houver mudanças nas condições meteorológicas visando garantir que a busca realizada pela CIn inicie em um ponto da curva P-V no

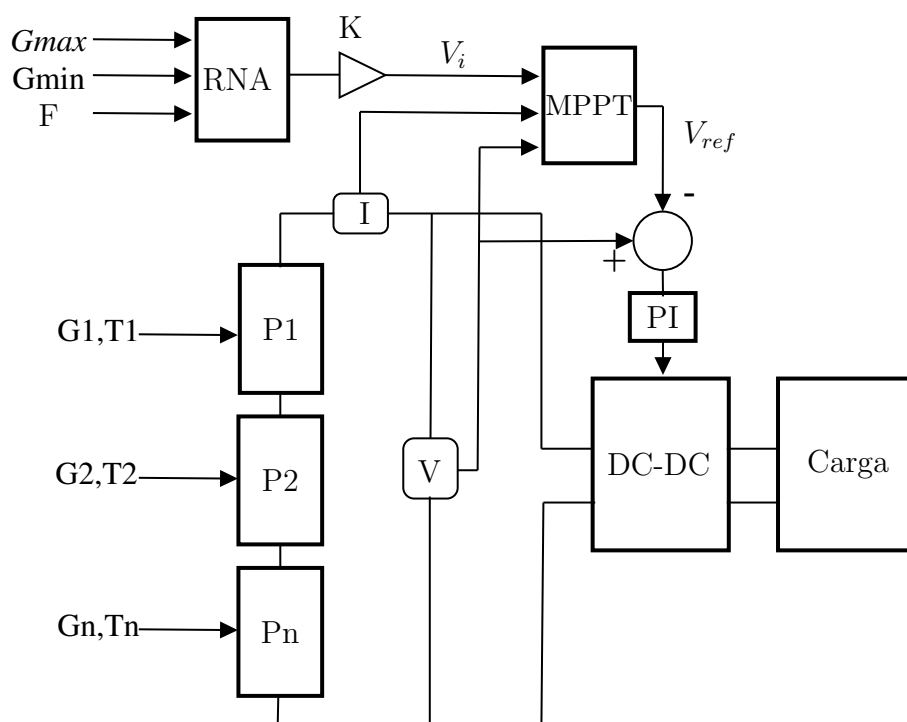


Figura 3.1: Esquemático completo do sistema proposto.

qual convergirá ao PMP. O código de implementação do bloco MPPT é apresentado no apêndice B ao final dessa dissertação.

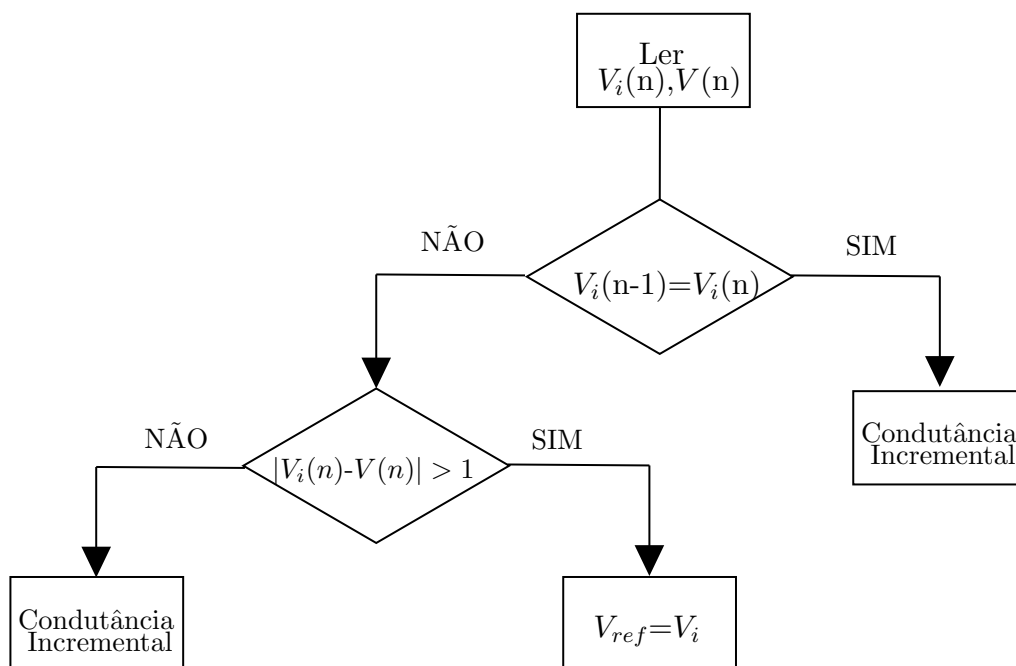


Figura 3.2: Fluxograma da escolha de tensão de referência.

3.2 RNA

Essa seção tem por objetivo apresentar os principais conceitos de uma rede neural artificial utilizados nessa dissertação, detalhar o treinamento realizado e os resultados obtidos.

3.2.1 Modelo de um neurônio

Um neurônio é uma célula específica do sistema nervoso responsável por receber e enviar sinais do cérebro. A Figura 3.3 ilustra as partes de um neurônio multipolar. Apesar de variar em tamanho, formas e estrutura, uma característica comum a todos os neurônios é a presença de três partes essenciais em sua estrutura: dendrito, corpo celular e axônio. Os dendritos são os prolongamentos responsáveis por receber os estímulos do ambiente ou de outros neurônios e conduzi-los até o corpo celular, que irá modular e reunir esses estímulos para transmiti-los aos próximos neurônios através dos axônios.

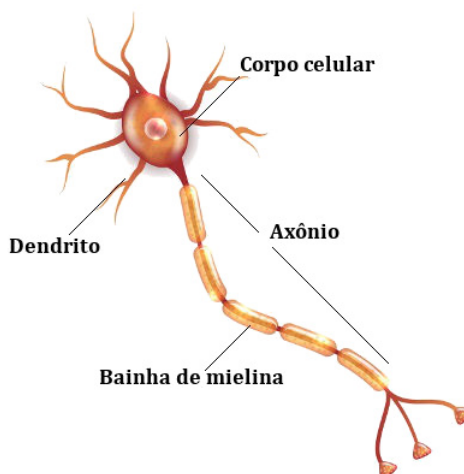


Figura 3.3: Partes de um neurônio.

Fonte: SANTOS, Vanessa Sardinha dos. "O que é neurônio?"; Brasil Escola. Disponível em: <https://brasilecola.uol.com.br/o-que-e/biologia/o-que-e-neuronio.htm>. Acesso em 02 de agosto de 2020

Um neurônio artificial é uma simples representação de um neurônio biológico capaz de reunir as características principais de seu funcionamento. A Figura 3.4 ilustra o modelo não linear de um neurônio artificial.

Em uma analogia ao neurônio biológico, as entradas representam os dendritos, o corpo celular é modelado por um bloco somador e a saída os axônios. Detalhando um pouco mais cada um desses blocos, temos:

- (i) Um conjunto de sinais de entradas x_n , chamadas de sinapses, as quais estão ligadas a

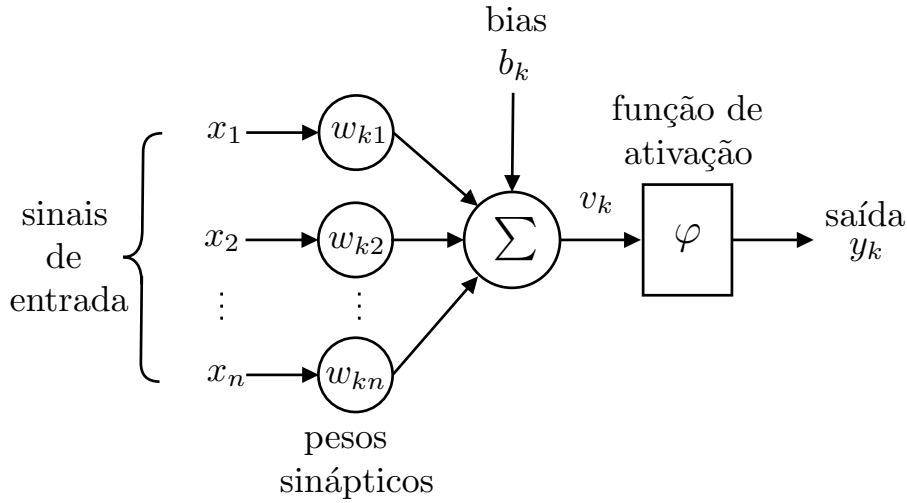


Figura 3.4: Modelo não linear de um neurônio.

Fonte: adaptado de HAYKIN, 2010.

seus respectivos pesos sinápticos. Um sinal de entrada x_j está conectado ao neurônio k através do peso sináptico w_{kj} .

- (ii) Um somador, responsável por somar todos os sinais recebidos, após cada sinal de entrada ter sido multiplicado por seu peso sináptico associado. O somador também recebe um sinal externo b_k chamado de bias, que permite aumentar o grau de liberdade dos ajustes dos pesos sinápticos. Matematicamente, pode-se expressar o sinal de saída do somador v_k pela seguinte equação:

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

- (iii) Função de ativação, cuja função é de limitar os valores permitidos de amplitude do sinal de saída do neurônio y_k , expresso por (3.2)

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

3.2.2 Funções de ativação

A função de ativação, representada por $\varphi(v)$, determina o valor de saída de um neurônio artificial. Existem dois tipos básicos de funções de ativações. A função limiar e as funções sigmóides conforme ilustrados na Figura 3.5 (HAYKIN, 2010).

1. Função limiar: Para este tipo de função a saída do neurônio é definida em dois estados, sendo igual a 1 quando seu valor for maior ou igual a zero e 0, quando seu

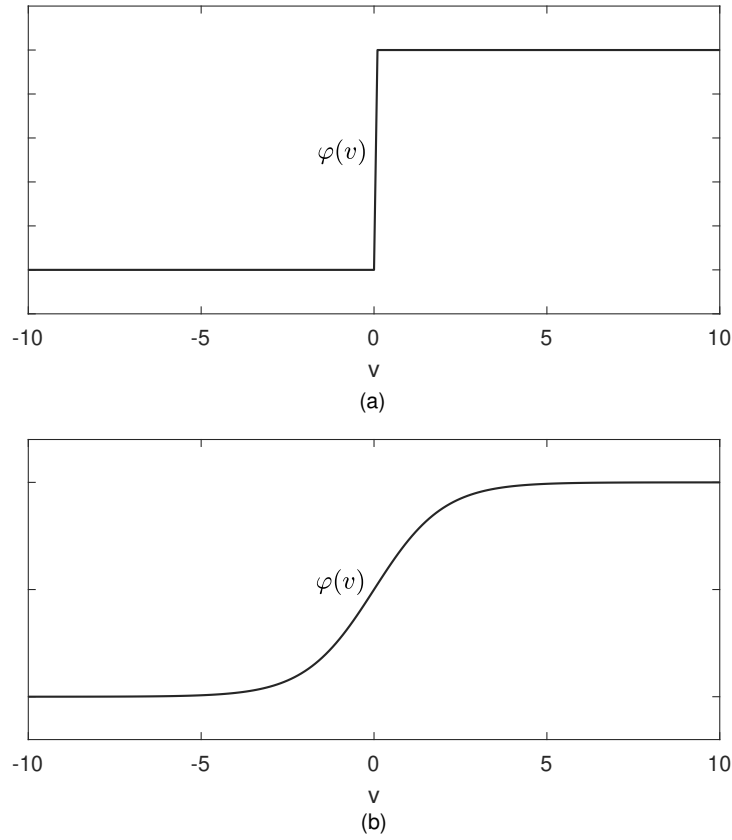


Figura 3.5: Função limiar (a) e função sigmoide (b).

valor for negativo.

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1, & \text{se } v \geq 0 \\ 0, & \text{se } v < 0 \end{cases} \quad (3.3)$$

2. Função sigmoide: A função sigmoide é a função de ativação mais utilizada na construção de redes neurais artificiais (SIBI; JONES; SIDDARTH, 2013) pois é uma função que apresenta características que balanceia um comportamento linear e não linear. Um exemplo é a função logística expressa por (HAYKIN, 2010):

$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + e^{-av_k(n)}} \quad (3.4)$$

O parâmetro a ajusta a inclinação da curva e varia entre 0 e 1. Enquanto a função limiar assume apenas dois valores, a função sigmoide possui uma faixa continua de variação entre 0 e 1 e é uma função diferenciável.

3.2.3 Perceptron de multicamadas

Uma rede perceptron de multicamadas, do inglês *Multilayer Perceptron* (MLP), é uma rede neural com um número indeterminado de neurônios organizados em uma ou mais camadas ocultas. O sinal de entrada propaga-se passando pelas camadas em direção à saída de forma que as entradas dos neurônios de uma camada são as saídas da camada anterior. A Figura 3.6 ilustra um exemplo de MLP com quatro entradas, três camadas ocultas com cinco neurônios e uma camada de saída com um neurônio.

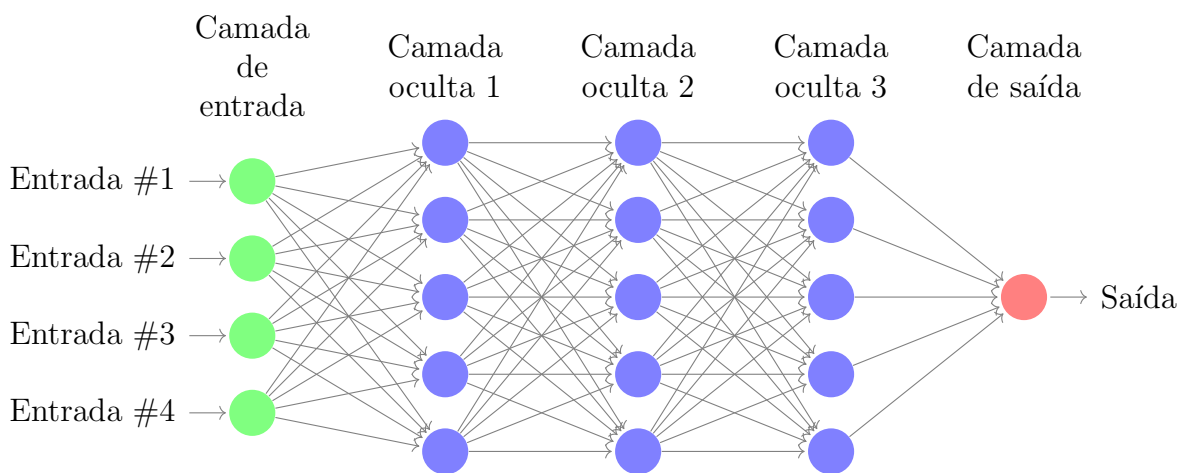


Figura 3.6: Arquitetura gráfica de um Multilayer Perceptron com três camadas ocultas.

Os neurônios da camada de entradas são responsáveis apenas por distribuir os sinais de entrada, sem aplicação de pesos sinápticos, a cada neurônio da camada seguinte. A partir daí, cada neurônio da camada oculta anterior estará conectado com um dos neurônios da camada seguinte através de um peso sináptico respectivo, criando uma rede interligada entre todos os sinais até que se alcance a camada de saída, onde o resultado final é obtido.

As redes MLP são amplamente utilizadas para resolver problemas envolvendo altos graus de não-linearidade. No entanto, para que se obtenha a saída desejável, é necessário realizar um treinamento na rede neural. Esse treinamento visa determinar os pesos sinápticos entre as conexões de neurônios para que a saída seja o mais próximo do valor desejável. O algoritmo mais popular aplicado a este tipo de redes é o chamado *backpropagation* o qual basei-se em uma regra de aprendizagem que calcula e minimiza o erro durante o treinamento (HAYKIN, 2010).

3.2.4 Backpropagation

O algoritmo do *backpropagation* é um dos métodos mais utilizados para o treinamento de redes MLP (LEEDY; GUO; AGANAH, 2012). Seu princípio utiliza do aprendizado supervisionado ajustando os pesos sinápticos entre os neurônios até que uma condição de saída imposta seja atingida. O objetivo do *backpropagation* é otimizar os pesos para que a rede neural possa aprender a mapear corretamente as entradas para as saídas. Seu treinamento é dado em duas etapas: Uma de propagação, *feedforward*, e outra de retro propagação do erro *backward*.

Na etapa 1, cada unidade escondida realiza o somatório de suas entradas com o pesos aleatórios adotados e aplica a função de ativação para determinar sua saída. Para cada neurônio somam-se os produtos das entradas com seu conjunto correspondente de pesos como mostra (3.5), em que n representa o número de conexões na entrada do neurônio j , w_{ji} é o peso entre a entrada x_i e o neurônio j .

$$v_j(n) = \sum_{i=1}^n x_i(n)w_{ji}(n) \quad (3.5)$$

Aplicando a função de ativação, obtém-se a saída $y_j(n)$:

$$y_j(n) = \varphi(v_j(n)) \quad (3.6)$$

Em seguida, inicia-se a fase *backward*, responsável pelo ajuste dos pesos sinápticos da rede neural. Esse processo é dado pela minimização do erro quadrático $E(n)$ da saída utilizando o método do gradiente descendente. Defini-se o erro quadrático por (3.7) em que e_j é o erro entre o valor desejável $d_j(n)$ e a saída obtida $y_j(n)$.

$$E(n) = \frac{1}{2}(e_j(n))^2 \quad (3.7)$$

$$e_j(n) = d_j(n) - y_j(n) \quad (3.8)$$

Cada peso sináptico w_{ji} é atualizado proporcionalmente ao negativo da derivada parcial do erro com relação ao peso, definido pela regra delta (HAYKIN, 2010):

$$\Delta w_{ji}(n) = -\eta \frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)} \quad (3.9)$$

Onde η é a taxa de aprendizagem do algoritmo *backpropagation*. O sinal negativo representa o gradiente descendente. Porém, o erro $\partial E(n)$ depende da saída do neurônio y_j , que por sua vez depende dos pesos das sinapses w_{ji} . Por isso, utilizando a regra da

cadeia, expande-se $\frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)}$ para:

$$\frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)} = \frac{\partial E(n)}{\partial e_j(n)} \frac{\partial e_j(n)}{\partial y_j(n)} \frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} \frac{\partial v_j(n)}{\partial w_{ji}(n)} \quad (3.10)$$

Os valores de cada derivada parcial são facilmente obtidos derivando as equações (3.5), (3.6), (3.7) e (3.8) por suas respectivas derivadas parciais, assim encontra-se que:

$$\begin{cases} \frac{\partial v_j(n)}{\partial w_j(n)} = x_j(n) \\ \frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} = \varphi'(v_j(n)) \\ \frac{\partial E(n)}{\partial e_j(n)} = e_j(n) \\ \frac{\partial e_j(n)}{\partial y_j(n)} = -1 \end{cases} \quad (3.11)$$

Em resumo, a equação (3.10) pode ser escrita por:

$$\frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)} = -e_j(n) \varphi'(v_j(n)) x_j(n) \quad (3.12)$$

Substituindo (3.12) em (3.9), obtém-se o valor da atualização do peso sináptico Δw_{ji} :

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta e_j(n) \varphi'(v_j(n)) x_j(n) \quad (3.13)$$

No caso do neurônio pertencer a camada de saída, defini-se o gradiente local δ_j como:

$$\delta_j(n) = \frac{\partial E_j(n)}{\partial v_j(n)} = e_j(n) \varphi'(v_j(n)) \quad (3.14)$$

Comparando (3.14) com (3.13), chega-se a:

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta \delta_j(n) x_j(n) \quad (3.15)$$

O valor atualizado do peso sináptico é então dado por:

$$w_{ji}(n+1) = w_{ji}(n) + \Delta w_{ji}(n) \quad (3.16)$$

Já no caso do neurônio pertencer a uma camada escondida, redefini-se o gradiente incluindo a contribuição de todos os neurônios conectados diretamente a ele:

$$\delta_j(n) = \varphi'(v_k(n)) \sum_k \delta_k(n) w_{kj}(n) \quad (3.17)$$

E recalcula-se Δw e o valor atualizado pelo peso sináptico por (3.15) e (3.16)

3.2.5 Treinamento da rede neural

A camada de entrada da RNA possui três parâmetros: G_{max} cujo valor é o da radiação máxima medida nos painéis, G_{min} o valor mínimo de radiação e um fator F que calcula a relação de n módulos afetados pelo sombreamento parcial dado por (3.18).

$$F = \frac{\sum_{m=1}^n s_m}{n} \quad (3.18)$$

Onde:

$$s_m = \begin{cases} 1, & \text{se } G_m < G_{max} \\ 0, & \text{se } G_m = G_{max} \end{cases} \quad (3.19)$$

Sendo G_m a medição de radiação solar do módulo solar m . Devido ao alto custo de um piranômetro, instrumento necessário para medição da radiação solar, soluções alternativas menos precisas podem ser consideradas para compor o sistema como, por exemplo, o uso células solares (ORSETTI et al., 2016) ou fotodiodos para estimar um valor de radiação incidente nos módulos fotovoltaicos (MARTÍNEZ; ANDÚJAR; ENRIQUE, 2009).

A Figura 3.7 ilustra a arquitetura da rede neural considerada. A RNA possui 3 camadas ocultas com 15, 10 e 5 neurônios em cada camada respectivamente. O treinamento da rede foi realizado com o auxílio da *toolbox* de redes neurais do software MATLAB R2017a.

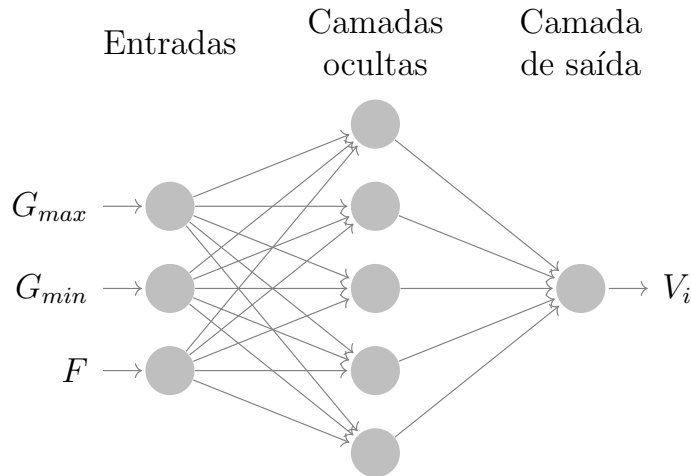


Figura 3.7: Arquitetura da rede neural artificial.

O treinamento da rede foi realizado utilizando-se o método do *backpropagation* cuja função de aprendizado adotada foi o gradiente descendente. Para os dados utilizados no treinamento da rede foi estabelecido uma condição primária de três painéis solares P1, P2 e P3 conectados em série. Essa condição influencia diretamente no ganho K localizado na saída da RNA que é calculada de acordo com (3.20). com a condição que o acréscimo de tensão no arranjo não deverá ultrapassar a tensão máxima do capacitor de barramento C_b nem do conversor CC-CC.

$$K = \frac{m_s}{3} \quad (3.20)$$

Onde m_s é a quantidade de módulos no arranjo associados em série.

A Tabela 3.1 exemplifica as primeiras amostras selecionadas. Este primeiro grupo considera uma radiação máxima $G_{max} = 1000 \text{ W/m}^2$ em P1 e, para cada amostra, uma condição de sombreamento é simulada aplicando um decréscimo de 50 W/m^2 em P3. Este processo é repetido até que seja alcançado o valor mínimo de radiação G_{min} de 200 W/m^2 . A partir deste momento, é aplicado um sombreamento em P2 e P3 simultaneamente considerando-se $G_{min} = 950 \text{ W/m}^2$ em um novo ciclo na redução de radiação até que $G_{min} = 200 \text{ W/m}^2$ e assim sucessivamente até que a última amostra seja $G_{max} = G_{min} = 200 \text{ W/m}^2$. As amostras consideradas possuem uma condição de sombreamento uniforme, ou seja, G_{min} é igual a todos painéis afetados pela condição de sombreamento parcial.

Todavia, para utilizar o algoritmo *backpropagation* como treinamento da rede neural, primeiramente é necessário normalizar as entradas e saídas do conjunto de dados entre valores 0 e 1, essa limitação se dá por conta da função de ativação elegida para a rede, que é a sigmoide logística (KIM, 1999), e esta só é capaz de reproduzir valores entre 0 e 1. Os dados de treinamento, com exceção de F que já se encontra na faixa adequada, serão normalizadas pela fórmula Min-Max de acordo com:

$$x_n = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (3.21)$$

Onde x_n é o valor normalizado, x o conjunto com valor original, $\min(x)$ o mínimo valor do conjunto a ser normalizado e $\max(x)$ o máximo valor do conjunto. A Tabela 3.2 apresenta os valores de $P1$, $P2$, $P3$ e V_i normalizados. No total, foram selecionadas 289 amostras as quais considerou-se 80% (231) para realizar o treinamento da RNA e 20% (58) das amostras foram separadas para testar a eficiência da RNA. A Figura 3.8 ilustra o comparativo entre os valores esperados de V_i e os valores obtidos pela RNA quando considerado todas as amostradas selecionadas.

Tabela 3.1: Primeiras amostras para o treinamento da rede neural, T=25°C.

P1 (W/m ²)	P2 (W/m ²)	P3 (W/m ²)	F	V _i (V)
1000	1000	1000	0%	40,08
1000	1000	950	33%	40,27
1000	1000	900	33%	40,65
1000	1000	850	33%	41,04
1000	1000	800	33%	41,35
1000	1000	750	33%	41,61
1000	1000	700	33%	41,83
1000	1000	650	33%	42,00
1000	1000	600	33%	42,14
1000	1000	550	33%	26,21
1000	1000	500	33%	26,21
1000	1000	450	33%	26,21
1000	1000	400	33%	26,21
1000	1000	350	33%	26,21
1000	1000	300	33%	26,21
1000	1000	250	33%	26,21
1000	1000	200	33%	26,21
1000	950	950	66%	40,14
1000	900	900	66%	40,23
1000	850	850	66%	40,30
1000	800	800	66%	40,36
1000	750	750	66%	40,38
1000	700	700	66%	40,38
1000	650	650	66%	40,36
1000	600	600	66%	40,32
1000	550	550	66%	40,25
1000	500	500	66%	40,05
1000	450	450	66%	40,05
1000	400	400	66%	39,92
1000	350	350	66%	39,75
1000	300	300	66%	12,32
1000	250	250	66%	12,32
1000	200	200	66%	12,32
950	950	950	0%	39,99

Para comprovar a efetividade do treinamento, três parâmetros de estimação de erro foram calculados: Erro absoluto médio (MAE); Erro de Tendência (MBE) e a Raiz Média dos Erros Quadráticos (RMSE).

$$MAPE = \frac{1}{m} \sum \left(\frac{|y_i - e_i|}{y_i} \right) \quad (3.22)$$

Tabela 3.2: Amostras para o treinamento da rede neural normalizadas.

P1 (W/m ²)	P2 (W/m ²)	P3 (W/m ²)	F	V _i (V)
1.00	1.00	1.00	0%	0.86
1.00	1.00	0.95	33%	0.86
1.00	1.00	0.90	33%	0.87
1.00	1.00	0.85	33%	0.88
1.00	1.00	0.80	33%	0.89
1.00	1.00	0.75	33%	0.90
1.00	1.00	0.70	33%	0.90
1.00	1.00	0.65	33%	0.91
1.00	1.00	0.60	33%	0.91
1.00	1.00	0.55	33%	0.46
1.00	1.00	0.50	33%	0.46
1.00	1.00	0.45	33%	0.46
1.00	1.00	0.40	33%	0.46
1.00	1.00	0.35	33%	0.46
1.00	1.00	0.30	33%	0.46
1.00	1.00	0.25	33%	0.46
1.00	1.00	0.20	33%	0.46
1.00	0.95	0.95	66%	0.86
1.00	0.90	0.90	66%	0.86
1.00	0.85	0.85	66%	0.86
1.00	0.80	0.80	66%	0.86
1.00	0.75	0.75	66%	0.86
1.00	0.70	0.70	66%	0.86
1.00	0.65	0.65	66%	0.86
1.00	0.60	0.60	66%	0.86
1.00	0.55	0.55	66%	0.86
1.00	0.50	0.50	66%	0.85
1.00	0.45	0.45	66%	0.85
1.00	0.40	0.40	66%	0.85
1.00	0.35	0.35	66%	0.85
1.00	0.30	0.30	66%	0.06
1.00	0.25	0.25	66%	0.06
1.00	0.20	0.20	66%	0.06
0.95	0.95	0.95	0%	0.85

$$MBE = \frac{1}{m} \sum \left(\frac{e_i - y_i}{y_i} \right) \quad (3.23)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum \left(\frac{e_i - y_i}{y_i} \right)^2} \quad (3.24)$$

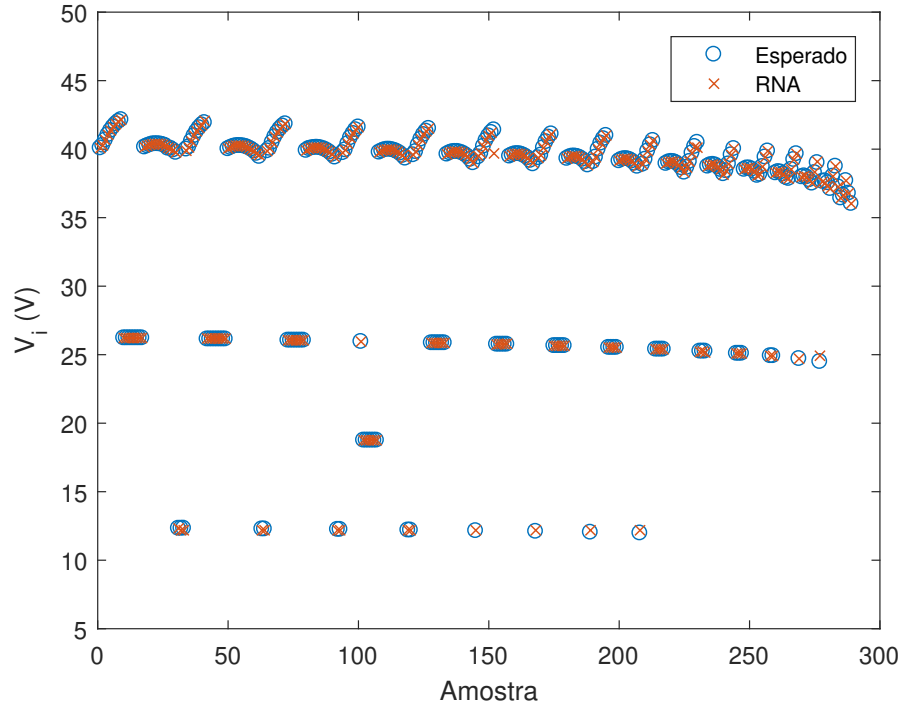


Figura 3.8: Comparativo da rede neural artificial treinada.

Onde m é o número total de amostras; y_i é o i elemento das amostras; e_i é o i valor estimado pela RNA. Dessa forma, obtiveram-se $MAPE = 0,0023$, $MBE = 0,000092$ e $RMSE = 0,0045$.

3.3 Conversor *Boost*

Essa seção discutirá a modelagem, dimensionamento e controle do conversor *Boost* integrado ao sistema de rastreamento de máxima potência.

O conversor *Boost*, também conhecido como elevador ou *step-up*, é um conversor sem fonte chaveada e que todos os seus parâmetros dependem da razão cíclica D . A relação do ganho estático (K_v) de tensão de entrada (V_g) sobre tensão de saída (V_{out}) é dada por:

$$K_v = \frac{V_{out}}{V_g} = \frac{1}{1 - D} \quad (3.25)$$

3.3.1 Modelo comutado

O modelo do conversor *boost* é apresentado na Figura 3.9. Este modelo contempla também a inserção do circuito linear representando um módulo fotovoltaico e um capacitor

de barramento C_b .

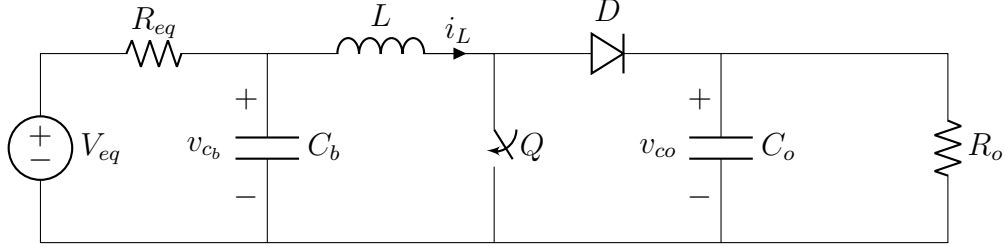


Figura 3.9: Modelo do conversor *Boost*.

Fonte: elaborado pelo autor.

Quando a chave Q está fechada o diodo D está inversamente polarizado, o indutor L armazena energia da entrada e a saída é alimentada pelo capacitor como ilustrado na Figura 3.10.

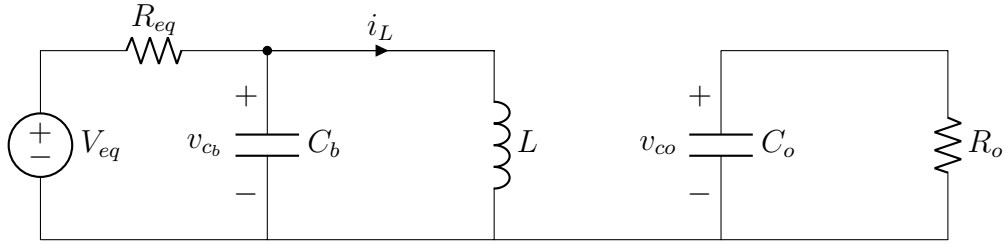


Figura 3.10: Condução de corrente no conversor com a chave ligada.

Para esta etapa temos o seguinte sistema de equações:

$$\left\{ \begin{array}{l} Li_L = v_{cb} \\ C_b \dot{v}_{cb} = \frac{V_{eq} - v_{cb}}{R_{eq}} - i_L \\ C_o \dot{v}_{co} = -\frac{v_{co}}{R_o} \end{array} \right. \quad (3.26)$$

Já quando a chave está desligada, o diodo entra em condução e o indutor descarrega a energia no circuito conforme a Figura 3.11. Nesta etapa temos o seguinte sistema de equações:

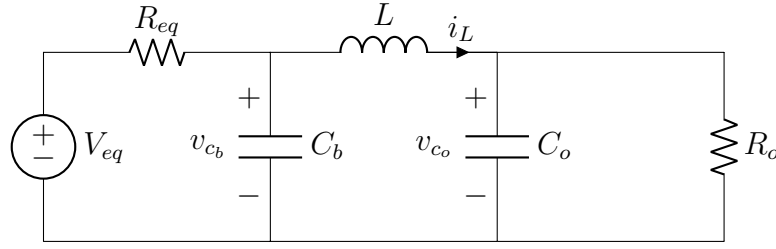


Figura 3.11: Condução de corrente no conversor com a chave desligada

$$\begin{cases} Li_L = v_{cb} - v_{co} \\ C_b \dot{v}_{cb} = \frac{V_{eq} - v_{cb}}{R_{eq}} - i_L \\ C_o \dot{v}_{co} = i_L - \frac{v_{co}}{R_o} \end{cases} \quad (3.27)$$

O modelo comutado do conversor *Boost* (BACHA et al., 2014) é dado por (3.28). Logo, quando a chave está conduzindo ($u = 1$) não passa corrente pelo diodo. Porém, quando a chave está aberta ($u = 0$) há a passagem de corrente pelo diodo

$$\begin{cases} \dot{i}_L = \frac{v_{cb}}{L} - (1 - u) \frac{v_{co}}{L} \\ \dot{v}_{cb} = \frac{V_{eq} - v_{cb}}{C_b R_{eq}} - \frac{i_L}{C_b} \\ \dot{v}_{co} = (1 - u) \frac{i_L}{C_o} - \frac{v_{co}}{R_o C_o} \end{cases} \quad (3.28)$$

3.3.2 Modelo médio linearizado de pequenos sinais

O modelo médio linearizado de pequenos sinais pode ser obtido por meio da análise por espaço de estados e por considerar a média dos valores do modelo comutado de (3.28) (BACHA et al., 2014). Portanto, consideram-se, separadamente, a matriz de espaços de estados para o conversor operando com a chave ligada (*ON*) e a matriz para o conversor com a chave desligada (*OFF*). Logo, tem-se:

$$\begin{cases} \dot{x} = A_{on}x + B_{on} & \text{se } u = 1 \\ \dot{x} = A_{off}x + B_{off} & \text{se } u = 0 \end{cases} \quad (3.29)$$

Assim, as matrizes para os dois casos são apresentadas em (3.30) e (3.31):

$$\begin{bmatrix} \dot{i}_L \\ \dot{v}_{c_b} \\ \dot{v}_{c_o} \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{L} & 0 \\ -\frac{1}{C_b} & -\frac{1}{C_b R_{eq}} & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{1}{C_o R_o} \end{bmatrix}}_{A_{on}} \begin{bmatrix} i_L \\ v_{c_b} \\ v_{c_o} \end{bmatrix} + \underbrace{\begin{bmatrix} 0 \\ \frac{V_{eq}}{C_b R_{eq}} \\ 0 \end{bmatrix}}_{B_{on}} \quad (3.30)$$

$$\begin{bmatrix} \dot{i}_L \\ \dot{v}_{c_b} \\ \dot{v}_{c_o} \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{L} & -\frac{1}{L} \\ -\frac{1}{C_b} & -\frac{1}{C_b R_{eq}} & 0 \\ \frac{1}{C_o} & 0 & -\frac{1}{C_o R_o} \end{bmatrix}}_{A_{off}} \begin{bmatrix} i_L \\ v_{c_b} \\ v_{c_o} \end{bmatrix} + \underbrace{\begin{bmatrix} 0 \\ \frac{V_{eq}}{C_b R_{eq}} \\ 0 \end{bmatrix}}_{B_{off}} \quad (3.31)$$

Com isso, pode-se chegar ao modelo médio de espaço de estados com a seguinte relação:

$$\begin{cases} A = A_{on}d + A_{off}(1-d) \\ B = B_{on}d + B_{off}(1-d) \end{cases} \quad (3.32)$$

Substituindo (3.30) e (3.31) em (3.32) obtêm-se a seguinte estrutura no espaço de estados:

$$\begin{bmatrix} \dot{i}_L \\ \dot{v}_{c_b} \\ \dot{v}_{c_o} \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{L} & \frac{-(1-d)}{L} \\ -\frac{1}{C_b} & -\frac{1}{C_b R_{eq}} & 0 \\ \frac{(1-d)}{C_o} & 0 & -\frac{1}{C_o R_o} \end{bmatrix}}_A \begin{bmatrix} i_L \\ v_{c_b} \\ v_{c_o} \end{bmatrix} + \underbrace{\begin{bmatrix} 0 \\ \frac{V_{eq}}{C_b R_{eq}} \\ 0 \end{bmatrix}}_B \tilde{d} \quad (3.33)$$

O modelo médio linearizado é então obtido ao realizar uma troca de variáveis de (3.33) por (3.34):

$$\begin{cases} i_L = I_L + \tilde{i}_L \\ v_{c_b} = V_{c_b} + \tilde{v}_{c_b} \\ v_{c_o} = V_{c_o} + \tilde{v}_{c_o} \\ d = D + \tilde{d} \end{cases} \quad (3.34)$$

De acordo com Bacha (BACHA et al., 2014), aplica-se (3.34) em (3.33) e percebe-se que os termos obtidos com o resultado da equação podem ser termos AC de segunda ordem, termos AC de primeira ordem e termos CC. Portanto, pode-se analisar os termos de maior influência, os quais correspondem ao ganho estático e os termos AC que representam a parcela de primeira ordem linearizada. Realizando as substituições e desconsiderando os termos AC de ordem 2, o modelo de pequenos sinais em espaços de estados é apresentado por (3.35).

$$\left\{ \begin{array}{l} \begin{bmatrix} \dot{\tilde{i}}_L \\ \dot{\tilde{v}}_{cb} \\ \dot{\tilde{v}}_{co} \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{L} & \frac{-(1-D)}{L} \\ -\frac{1}{C_b} & -\frac{1}{C_b R_{eq}} & 0 \\ \frac{(1-D)}{C_o} & 0 & -\frac{1}{C_o R_o} \end{bmatrix}}_A \begin{bmatrix} \tilde{i}_L \\ \tilde{v}_{cb} \\ \tilde{v}_{co} \end{bmatrix} + \underbrace{\begin{bmatrix} 0 \\ \frac{V_{eq}}{C_b R_{eq}} \\ 0 \end{bmatrix}}_B \tilde{d} \\ \\ \begin{bmatrix} y \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}}_C \begin{bmatrix} \tilde{i}_L \\ \tilde{v}_{cb} \\ \tilde{v}_{co} \end{bmatrix} \end{array} \right. \quad (3.35)$$

Com a análise de (3.35), obtém-se a função de transferência da tensão no capacitor de barramento v_{cb} pela razão cíclica D , aplicando-se a matriz linha $C = [0 \ 1 \ 0]$. Utilizando-se a relação $G_v(s) = C(sI - A)^{-1}B$ e substituindo $D' = 1 - D$, tem-se a seguinte função de transferência de $G_v(s)$:

$$\begin{aligned} G_v(s) &= \frac{V_{C_b}(s)}{D(s)} = \frac{C_o L R_o V_{eq} s^2 + L V_{eq} s + R_o V_{eq} D'^2}{a_1 s^3 + a_2 s^2 + a_3 s + a_4} \\ a_1 &= C_b C_o L R_{eq} R_o \\ a_2 &= C_b L R_{eq} + C_o L R_o \\ a_3 &= C_o R_{eq} R_o + L + C_b R_{eq} R_o D'^2 \\ a_4 &= R_o D'^2 + R_{eq} \end{aligned} \quad (3.36)$$

3.3.3 Dimensionamento do conversor Boost

A Tabela 3.3 servirá de referência para dimensionar os componentes do conversor *Boost*. Para contemplar as etapas de simulações posteriores, considerou-se um arranjo de 6 painéis associados em série.

Tabela 3.3: Especificações Conversor Boost.

Grandeza	Valor
Tensão de saída V_o	250 V
Tensão de entrada V_i	100.8 V
Potência de entrada P_i	120 W
Frequência de chaveamento f_s	20 kHz
Variação tensão na carga ΔV	3%

O cálculo da razão cíclica D pode ser determinado por:

$$D = \frac{V_o - V_i}{V_o} \quad (3.37)$$

Para que o circuito opere no modo de condução contínua, calcula-se o valor de indutância mínima a partir de:

$$L_{min} = \frac{D(1 - D)^2 R}{2f_s} \quad (3.38)$$

A corrente I_o que circula na carga é calculado conforme:

$$I_o = \frac{V_o}{R_o} \quad (3.39)$$

Assim, a capacitância de saída C_b é definida pela expressão:

$$C_o = \frac{I_o D}{f_s \Delta V V_o} \quad (3.40)$$

Com base nos cálculos, determinou-se $L=3\text{ mH}$ e $C_o=1\text{ }\mu\text{F}$. O capacitor de barramento foi definido por estudos de simulações e o melhor resultado apresentado foi $C_b=1\text{ mF}$.

3.3.4 Controle do conversor Boost

A comutação do conversor é realizado através da modulação por largura de pulso PWM (do inglês *Pulse-Width Modulation*). O sinal de comando é obtido pela comparação do sinal de controle modulante, proveniente do controlador PI, com uma onda portadora triangular de 20 kHz. A Figura 3.12 ilustra a obtenção do sinal de controle PWM responsável pelo chaveamento do conversor *Boost*. Dessa forma, a razão cíclica do conversor pode ser ajustada até que as condições do rastreamento de máxima potência sejam atendidas (SALAM; AHMED; MERUGU, 2013).

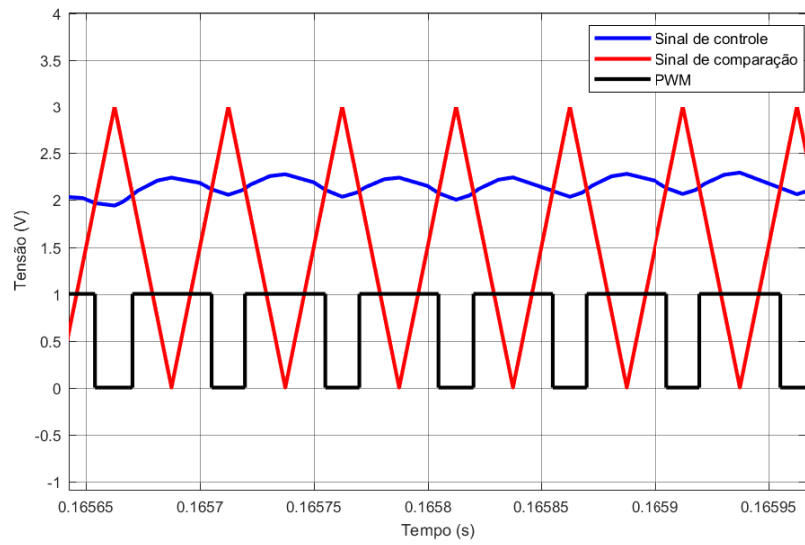


Figura 3.12: Geração do sinal PWM responsável pelo chaveamento do conversor CC-CC.

A partir de (3.36), obtém-se o diagrama de Bode ilustrado na Figura 3.13. O sistema apresenta margem de ganho infinita e margem de fase de 98,8 graus em 133 Hz.

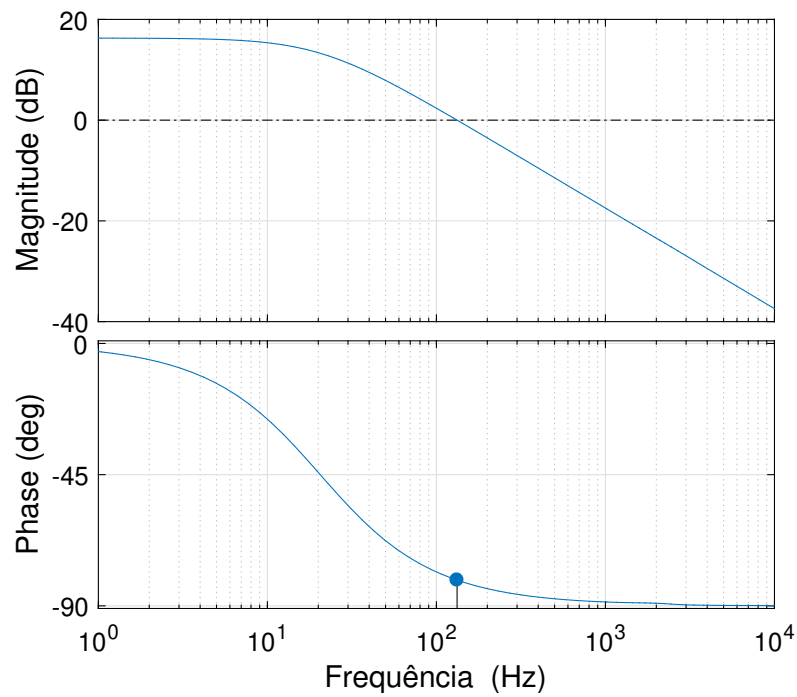


Figura 3.13: Diagrama de Bode da planta $G_v(s)$.

Um controlador PI com ganhos $K_p=5$ e $K_i=0,25$ foi integrado ao sistema, assim, o diagrama de Bode quando considerando a planta G_v , o controlador PI e o ganho de amplitude oriundo do PWM é dado pela Figura 3.14. Neste novo sistema, a margem de ganho é infinita e margem de fase de 94,4 graus em 267 Hz. O sistema compensado, além de estável, apresenta um ganho elevado para baixas frequências, que garante boa regulação DC.

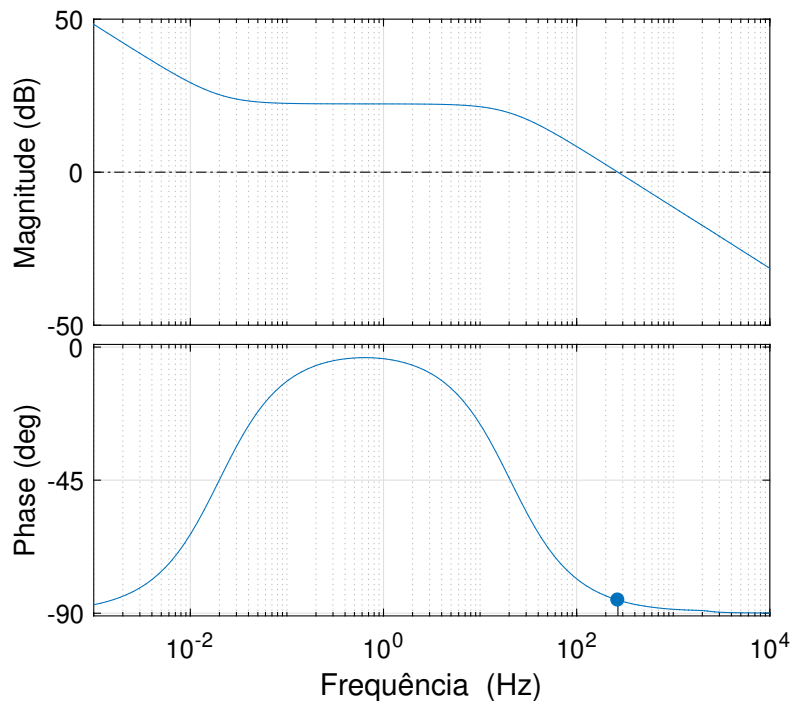


Figura 3.14: Diagrama de Bode do sistema compensado.

SIMULAÇÕES, RESULTADOS E ANÁLISES

4.1 Métodos simulados

Essa seção destina-se a apresentar os resultados das diferentes técnicas de rastreamento do ponto de máxima potência. Duas condições são consideradas: com e sem sombreamento parcial. O enfoque das simulações está na investigação do rastreamento do PMP, portanto, as condições de tensão e corrente na carga não estarão presentes nas análises dos resultados, visto que o controle do chaveamento do conversor CC-CC baseou-se no rastreamento do PMP. A partir da imposição das entradas de temperatura e radiação solar, serão medidos os valores de corrente, tensão e potência de saída do circuito e assim comparados com os valores teóricos no PMP para identificar se o rastreamento alcançou o ponto máximo do sistema.

4.1.1 Sem sombreamento

O circuito completo simulado é retratado na Figura 4.1. O sistema é composto por um painel solar, cujo modelo foi desenvolvido na subseção 2.3.1, o bloco responsável pelo rastreamento da máxima potência, um conversor *Boost* CC-CC, um controlador PI e uma carga $R_o = 1 \text{ k}\Omega$.

4.1.1.1 Tensão constante

A simulação da técnica da tensão constante foi realizada considerando os valores de radiação e temperatura da Figura 4.2 ao longo do tempo. Como resultado, os valores de saída da potência P_{mod} , tensão V_{mod} e corrente I_{mod} estão ilustrados na Figura 4.3.

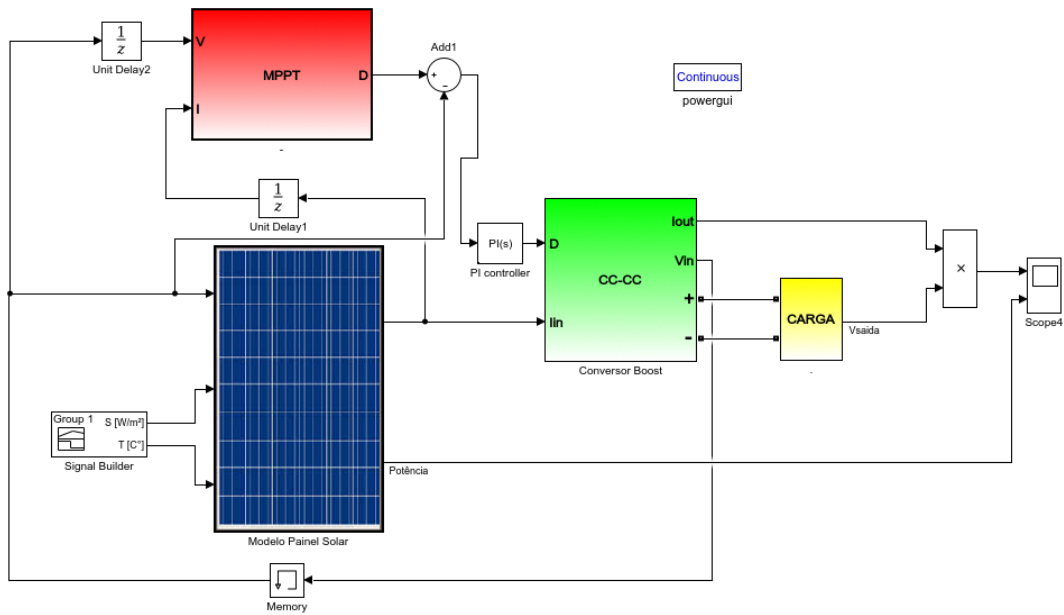


Figura 4.1: Comportamento da radiação e temperatura de entrada ao longo do tempo.

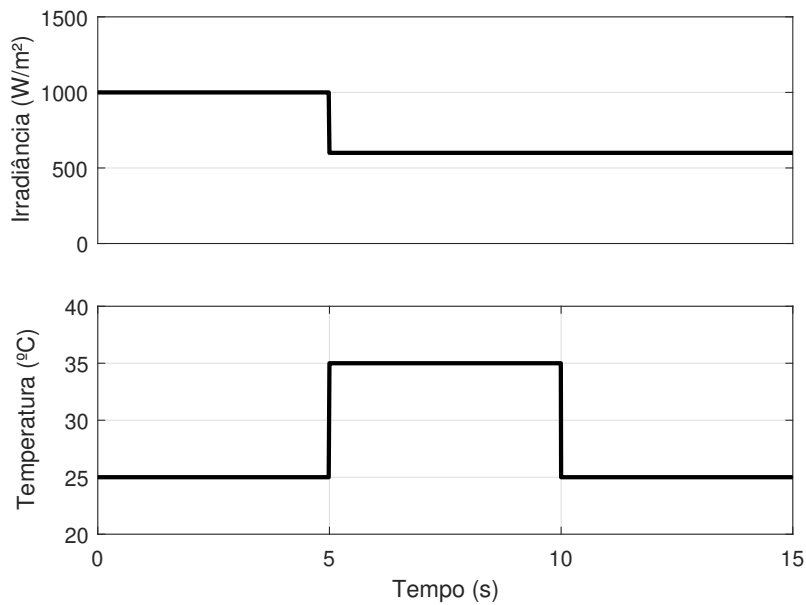


Figura 4.2: Comportamento da radiação e temperatura de entrada ao longo do tempo.

A Tabela 4.1 foi construída a partir do resultado da simulação e tem o intuito de demonstrar os erros associados entre o ponto de operação, o qual foi encontrado pelo rastreamento, e o valor teórico máximo (PMP) do módulo fotovoltaico.

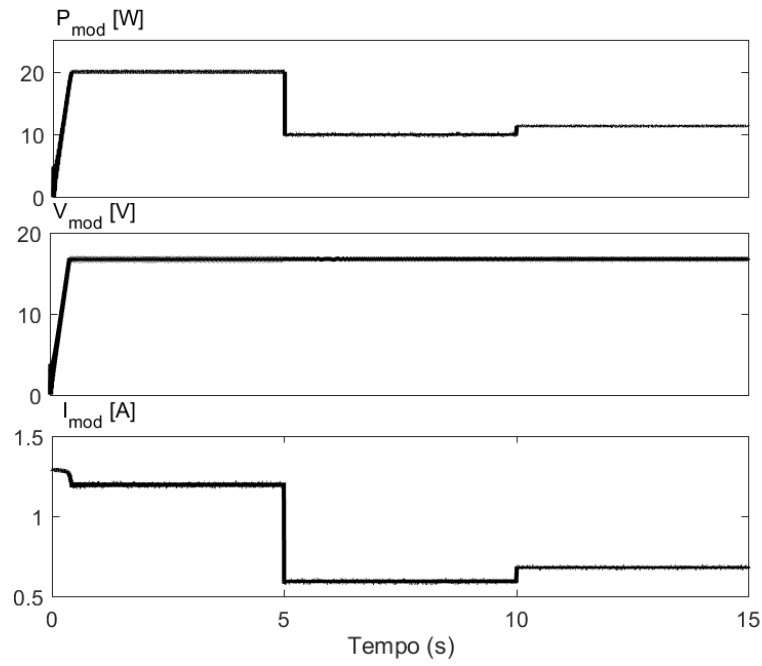


Figura 4.3: Potência P_{mod} , tensão V_{mod} , corrente I_{mod} de saída do módulo fotovoltaico utilizando a técnica da tensão constante.

Tabela 4.1: Comparação entre os resultados do rastreamento do PMP através da técnica da tensão constante e os valores teóricos.

<i>Grandeza</i>	<i>Condição</i>	<i>PMP</i>	<i>Simulação</i>	<i>Erro relativo</i>
V_{mod} [V]	$G=1000 \text{ W/m}^2$ $T=25^\circ\text{C}$	16,70	16,70	0%
I_{mod} [A]	$G=1000 \text{ W/m}^2$ $T=25^\circ\text{C}$	1,19	1,20	0,84%
P_{mod} [W]	$G=1000 \text{ W/m}^2$ $T=25^\circ\text{C}$	20,00	20,00	0%
V_{mod} [V]	$G=600 \text{ W/m}^2$ $T=35^\circ\text{C}$	15,50	16,70	7,74%
I_{mod} [A]	$G=600 \text{ W/m}^2$ $T=35^\circ\text{C}$	0,70	0,58	17,14%
P_{mod} [W]	$G=600 \text{ W/m}^2$ $T=35^\circ\text{C}$	11,00	9,89	10,09%
V_{mod} [V]	$G=600 \text{ W/m}^2$ $T=25^\circ\text{C}$	16,20	16,70	3,08%
I_{mod} [A]	$G=600 \text{ W/m}^2$ $T=25^\circ\text{C}$	0,71	0,67	5,63%
P_{mod} [W]	$G=600 \text{ W/m}^2$ $T=25^\circ\text{C}$	11,53	11,43	0,86%

De acordo com a Tabela 4.1, o resultado obtido pelo rastreamento da técnica da tensão constante não é satisfatório. O erro relativo geral da potência de saída alcança o valor de 19,18% para $G = 600W/m^2$ e $T = 35^\circ C$. Este fato demonstra que a mudança no valor da temperatura de operação afeta sensivelmente a eficácia do rastreamento do PMP nesta técnica, pois conforme já alertado anteriormente, este fator possui forte impacto no deslocamento da tensão de máxima potência do painel. Outro ponto a destacar é que quando operado nas condições de $G = 1000W/m^2$ e $T = 25^\circ C$ um erro relativo nulo é verificado. Ou seja, o PMP se localiza na tensão de grampeamento e a técnica apresenta resultados satisfatórios.

4.1.1.2 Perturba e Observa

Para facilitar na comparação das diferentes técnicas, as mesmas condições de radiação e temperatura utilizadas na análise anterior foram aplicadas, e apresentam-se os seguintes resultados para a técnica do Perturba e Observa na Figura 4.4.

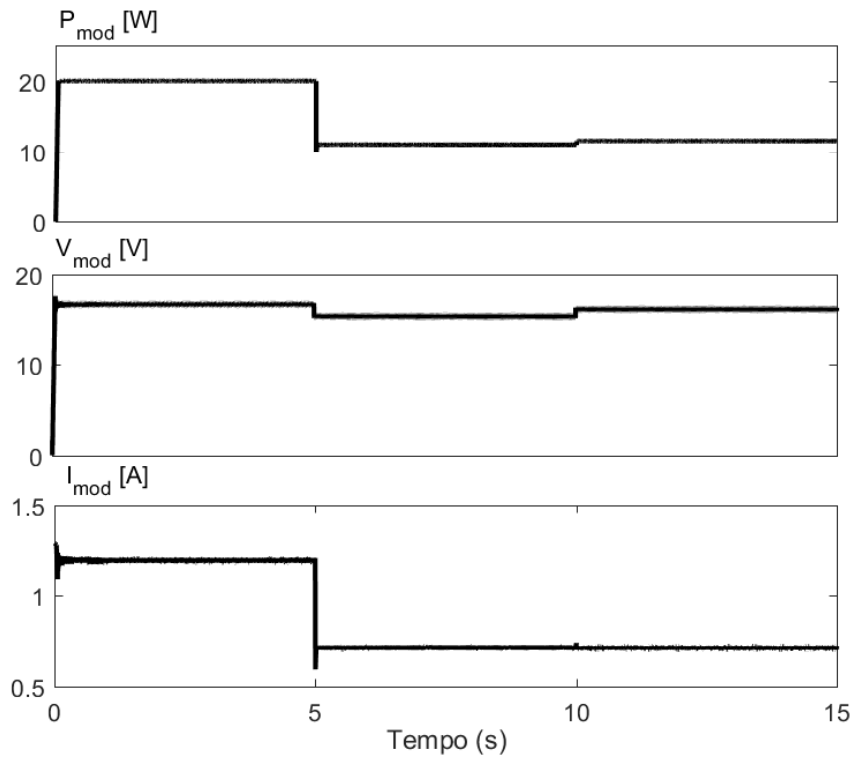


Figura 4.4: Potência P_{mod} , tensão V_{mod} , corrente I_{mod} de saída do módulo fotovoltaico utilizando a técnica do Perturba e Observa.

Com a ajuda da Tabela 4.2 é possível observar que, diferentemente da técnica da tensão constante, o sistema rastreia o ponto de máxima potência para qualquer condição

de radiação e temperatura, ficando nas proximidades de operação com um erro relativo praticamente nulo. Deve-se salientar que mesmo alcançando o PMP, esta técnica sempre irá oscilar em torno do ponto de operação pois, sempre haverá uma imposição de variação na tensão dos painéis. Na prática, isso significa que sempre haverá uma perda mínima de energia mesmo depois de alcançado o ponto de máxima potência.

Tabela 4.2: Comparação entre os resultados do rastreamento do PMP através da técnica do Perturba e Observa e os valores teóricos.

<i>Grandeza</i>	<i>Condição</i>	<i>PMP</i>	<i>Simulação</i>	<i>Erro relativo</i>
$V_{mod} [V]$	G=1000 W/m ² T=25°C	16,70	16,70	0%
$I_{mod} [A]$	G=1000 W/m ² T=25°C	1,19	1,19	0%
$P_{mod} [W]$	G=1000 W/m ² T=25°C	20,00	20,00	0%
$V_{mod} [V]$	G=600 W/m ² T=35°C	15,50	15,45	0,32%
$I_{mod} [A]$	G=600 W/m ² T=35°C	0,71	0,70	1,40%
$P_{mod} [W]$	G=600 W/m ² T=35°C	11,00	11,00	0%
$V_{mod} [V]$	G=600 W/m ² T=25°C	16,20	16,25	0,30%
$I_{mod} [A]$	G=600 W/m ² T=25°C	0,71	0,70	1,40%
$P_{mod} [W]$	G=600 W/m ² T=25°C	11,53	11,53	0%

4.1.1.3 Condutância incremental

De forma semelhante, foram repetidos as condições de simulação para a técnica da condutância incremental em que a Figura 4.5 traz os resultados da simulação e a Tabela 4.3 traz o resumo dos principais pontos.

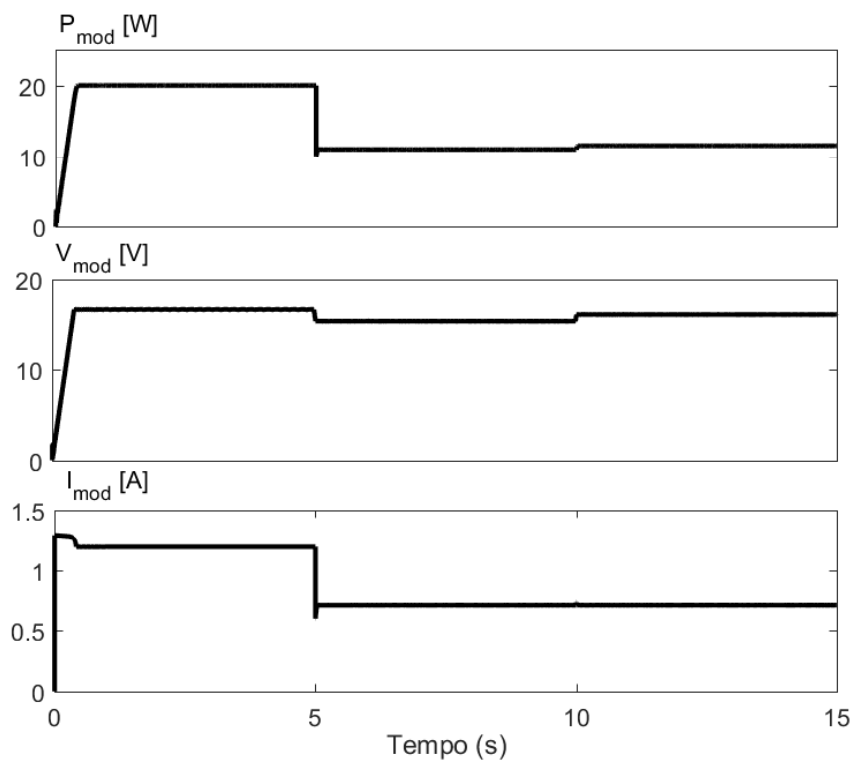


Figura 4.5: Potência P_{mod} , tensão V_{mod} , corrente I_{mod} de saída do módulo fotovoltaico utilizando a técnica da condutância incremental.

Tabela 4.3: Comparação entre os resultados do rastreamento do PMP através da técnica da condutância incremental e os valores teóricos

<i>Grandeza</i>	<i>Condição</i>	<i>PMP</i>	<i>Simulação</i>	<i>Erro relativo</i>
V_{mod} [V]	$G=1000 \text{ W/m}^2$ $T=25^\circ\text{C}$	16,70	16,70	0%
I_{mod} [A]	$G=1000 \text{ W/m}^2$ $T=25^\circ\text{C}$	1,19	1,19	0%
P_{mod} [W]	$G=1000 \text{ W/m}^2$ $T=25^\circ\text{C}$	20,00	20,00	0%
V_{mod} [V]	$G=600 \text{ W/m}^2$ $T=35^\circ\text{C}$	15,44	15,44	0%
I_{mod} [A]	$G=600 \text{ W/m}^2$ $T=35^\circ\text{C}$	0,70	0,70	0%
P_{mod} [W]	$G=600 \text{ W/m}^2$ $T=35^\circ\text{C}$	11,00	11,00	0%
V_{mod} [V]	$G=600 \text{ W/m}^2$ $T=25^\circ\text{C}$	16,20	16,20	0%
I_{mod} [A]	$G=600 \text{ W/m}^2$ $T=25^\circ\text{C}$	0,71	0,71	0%
P_{mod} [W]	$G=600 \text{ W/m}^2$ $T=25^\circ\text{C}$	11,53	11,53	0%

Mais uma vez, é possível notar que o emprego da técnica rastreia o ponto de máxima potência para qualquer condição de temperatura e radiação sendo bastante eficaz com erros relativos praticamente nulos.

4.1.2 Com sombreamento

Nesta seção, novas simulações serão realizadas considerando uma condição de sombreamento. Três painéis serão conectados em série e um deles sofrerá com o efeito do sombreamento conforme ilustrado na Figura 4.6. A proposta das seguintes simulações é observar o comportamento das técnicas de rastreamento abordadas quando afetadas pelo efeito de sombreamento.

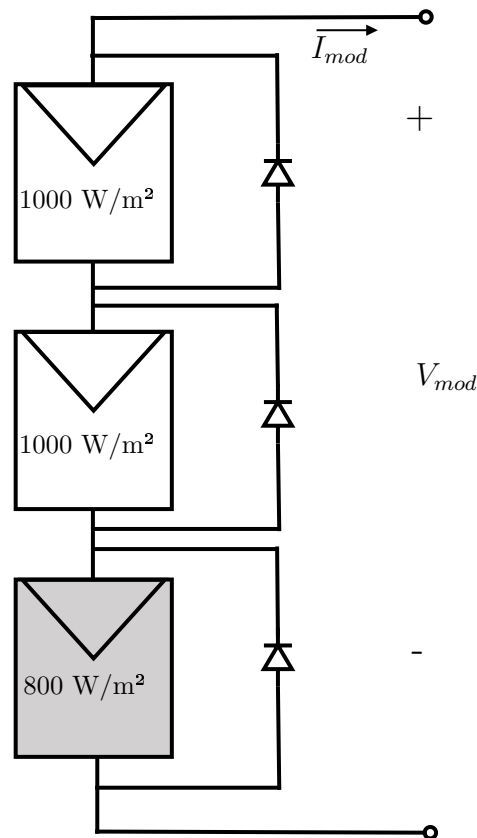


Figura 4.6: Condição de sombreamento aplicado ao arranjo fotovoltaico

Sob tal condição de sombreamento, surge um máximo local e um máximo global conforme pode ser visualizado na Figura 4.7.

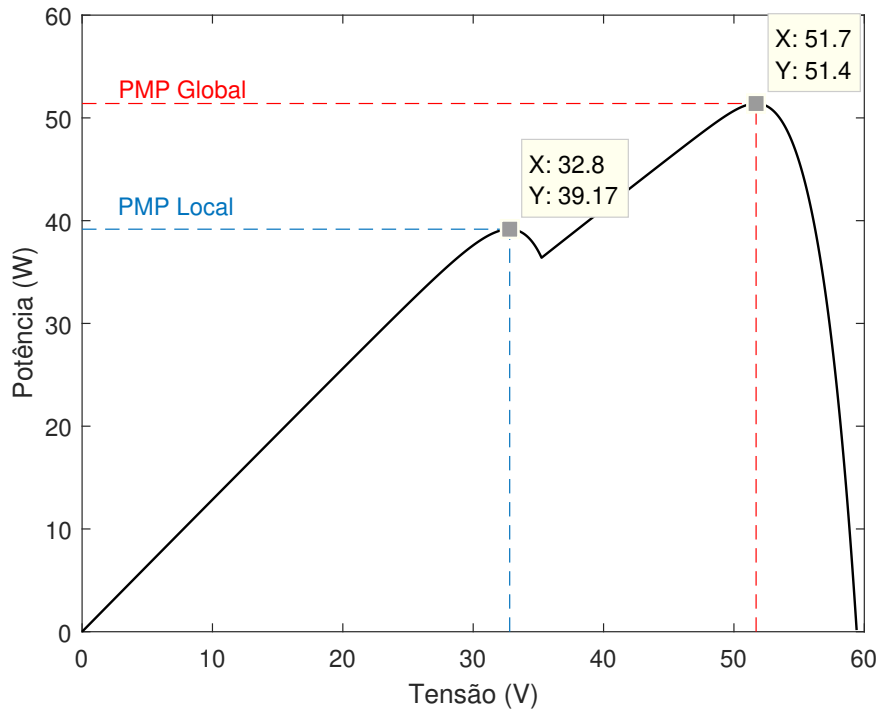


Figura 4.7: Curva P-V do arranjo fotovoltaico sob a condição de sombreamento parcial

4.1.2.1 Tensão Constante

Para a técnica da tensão constante foi considerado uma tensão de grampeamento três vezes superior ao valor já empregado anteriormente, visto que o circuito foi adaptado com três painéis ao invés de apenas um. A Figura 4.8 traz as medições de saída dos painéis e a Tabela 4.4 apresenta a comparação dos valores de PMP com os valores teóricos.

Tabela 4.4: Comparação entre os resultados do rastreamento do PMP através da técnica da tensão constante e os valores teóricos sob sombreamento.

<i>Grandeza</i>	<i>PMP</i>	<i>Simulação</i>	<i>Erro relativo</i>
$V_{mod} [V]$	51,70	50,10	3,09%
$I_{mod} [I]$	0,99	1,02	3,03%
$P_{mod} [P]$	51,40	50,77	1,22%

Observa-se que devido o grampeamento da tensão ter sido feito próximo do PMP, e a temperatura ter sido mantida constante houve um erro relativo baixo. O ponto de máximo local foi ultrapassado e os painéis operaram próximo a região do ponto de máxima potência.

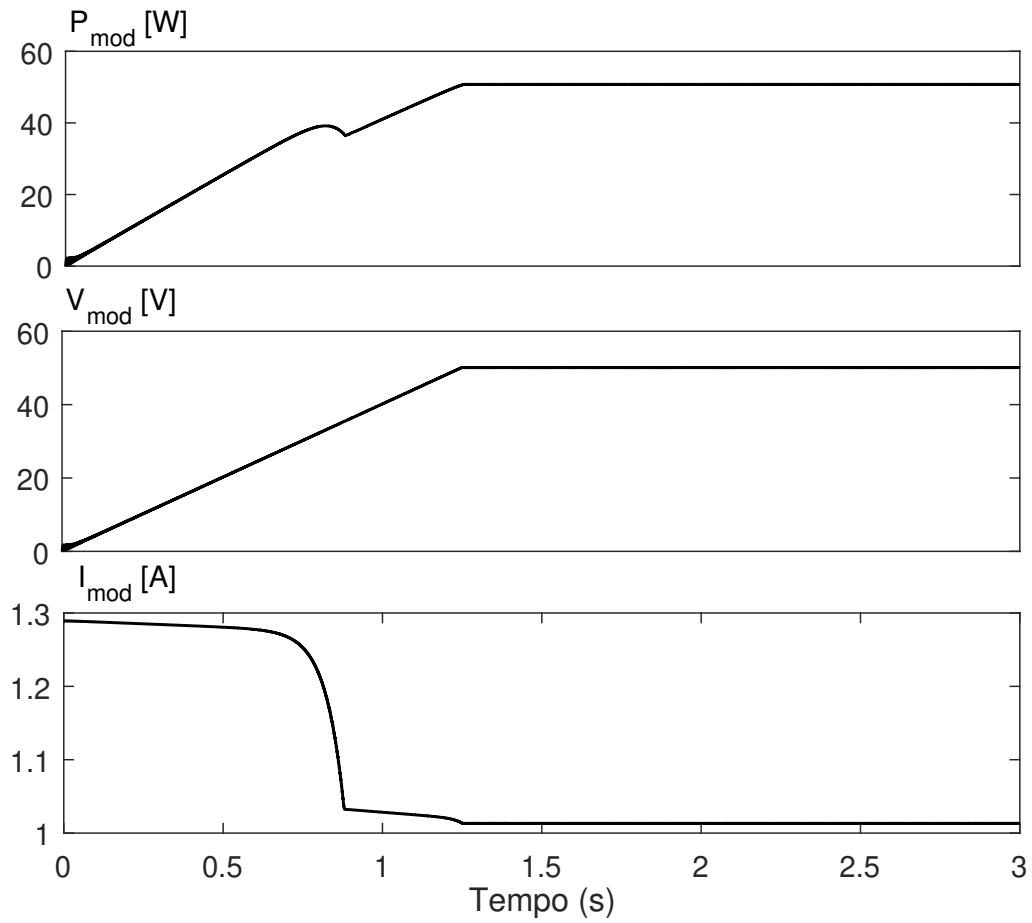


Figura 4.8: Potência P_{mod} , tensão V_{mod} , corrente I_{mod} utilizando a técnica da tensão constante sob condição de sombreamento parcial.

4.1.2.2 Perturba e Observa

Seguindo a mesma lógica, as condições de simulação foram repetidas utilizando a técnica do Perturba e Observa. A Figura 4.9 e a Tabela 4.5 ilustram os resultados obtidos. Nota-se que devido a presença de um máximo local houve a falha no rastreamento do ponto de máxima potência. Uma das falhas desta técnica é não considerar a existência de máximos locais por isso, ao encontrar uma condição de máximo o algoritmo de rastreamento impede que a busca prossiga visto que a imposição da perturbação em torno de um máximo local irá provocar a diminuição da potência medida entregue pelos painéis.

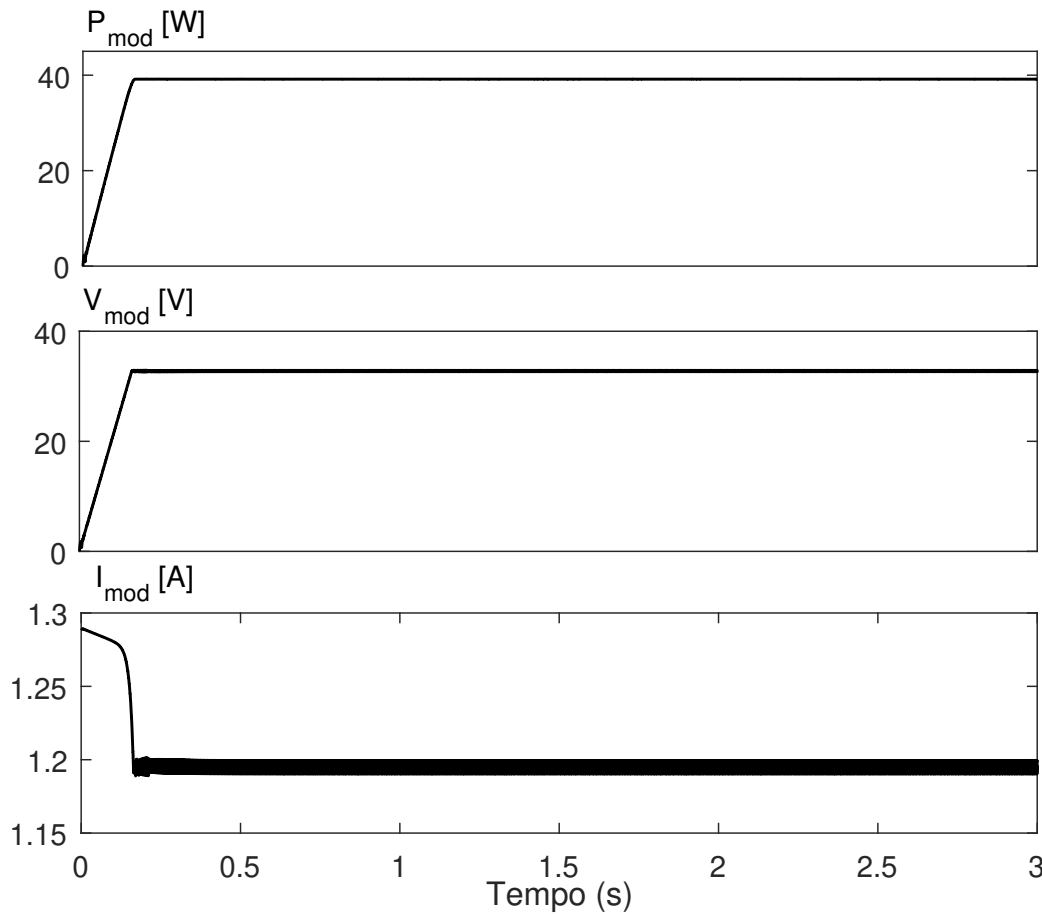


Figura 4.9: Potência P_{mod} , tensão V_{mod} , corrente I_{mod} utilizando a técnica perturba e observa sob condição de sombreamento parcial.

Tabela 4.5: Comparação entre os resultados do rastreamento do PMP através da técnica PeO e os valores teóricos sob sombreamento.

<i>Grandeza</i>	<i>PMP</i>	<i>Simulação</i>	<i>Erro relativo</i>
V_{mod} [V]	51,70	32,84	36,47%
I_{mod} [I]	0,99	1,19	20,20%
P_{mod} [P]	51,40	39,17	23,79%

4.1.2.3 Condutância Incremental

Foi realizado a simulação das condições de sombreamento utilizando a técnica da condutância incremental. A Figura 4.10 e a Tabela 4.6 apresentam os resultados obtidos. De forma semelhante a técnica do Perturba e Observa, o rastreamento convergiu a busca no ponto de máximo local. Os resultados obtidos se assemelham bastante com a técnica do PeO, o que indica que essencialmente as duas técnicas buscam o ponto de máxima utilizando o mesmo princípio apesar de aplicarem ferramentas matemáticas distintas.

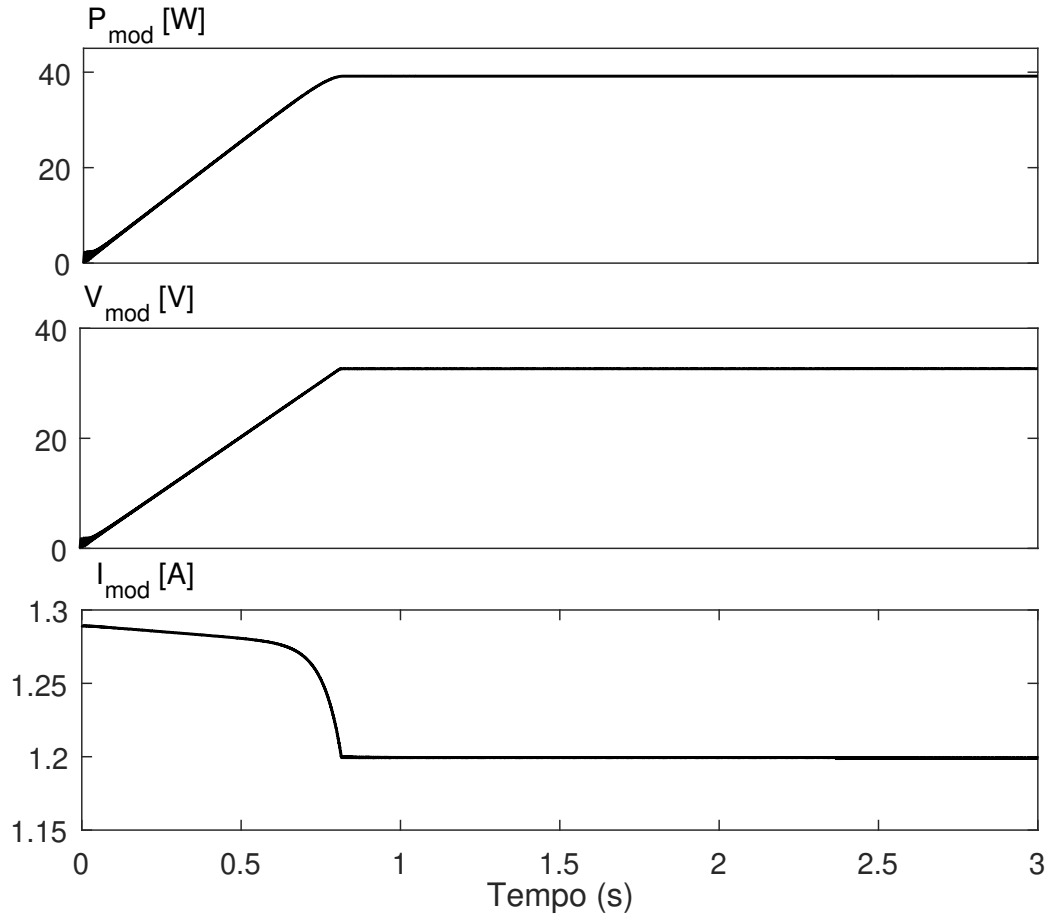


Figura 4.10: Potência P_{mod} , tensão V_{mod} , corrente I_{mod} utilizando a técnica da condutância incremental sob condição de sombreamento parcial.

Tabela 4.6: Comparação entre os resultados do rastreamento PMP através da técnica Cin e os valores teóricos sob sombreamento.

<i>Grandeza</i>	<i>PMP</i>	<i>Simulação</i>	<i>Erro relativo</i>
V_{mod} [V]	51,70	32,65	36,84%
I_{mod} [I]	0,99	1,19	20,20%
P_{mod} [P]	51,40	39,16	23,81%

4.2 Resultados do modelo proposto

4.2.1 Variação sombreamento parcial

Como estudo de caso, inicialmente um circuito com três painéis em série foi considerado, tal como representado na Figura 4.11. Um dos painéis do arranjo foi então sub-

metido à condição de sombreamento enquanto mantido $G = 1000 \text{ W/m}^2$ para os demais painéis com temperatura T igual a 25°C . Além disso, o valor da carga foi considerado fixo com $R_o = 1 \text{ k}\Omega$ para todas as simulações realizadas. A taxa de amostragem das medições de tensão e corrente consideradas para o bloco do MPPT é de 4 kHz.

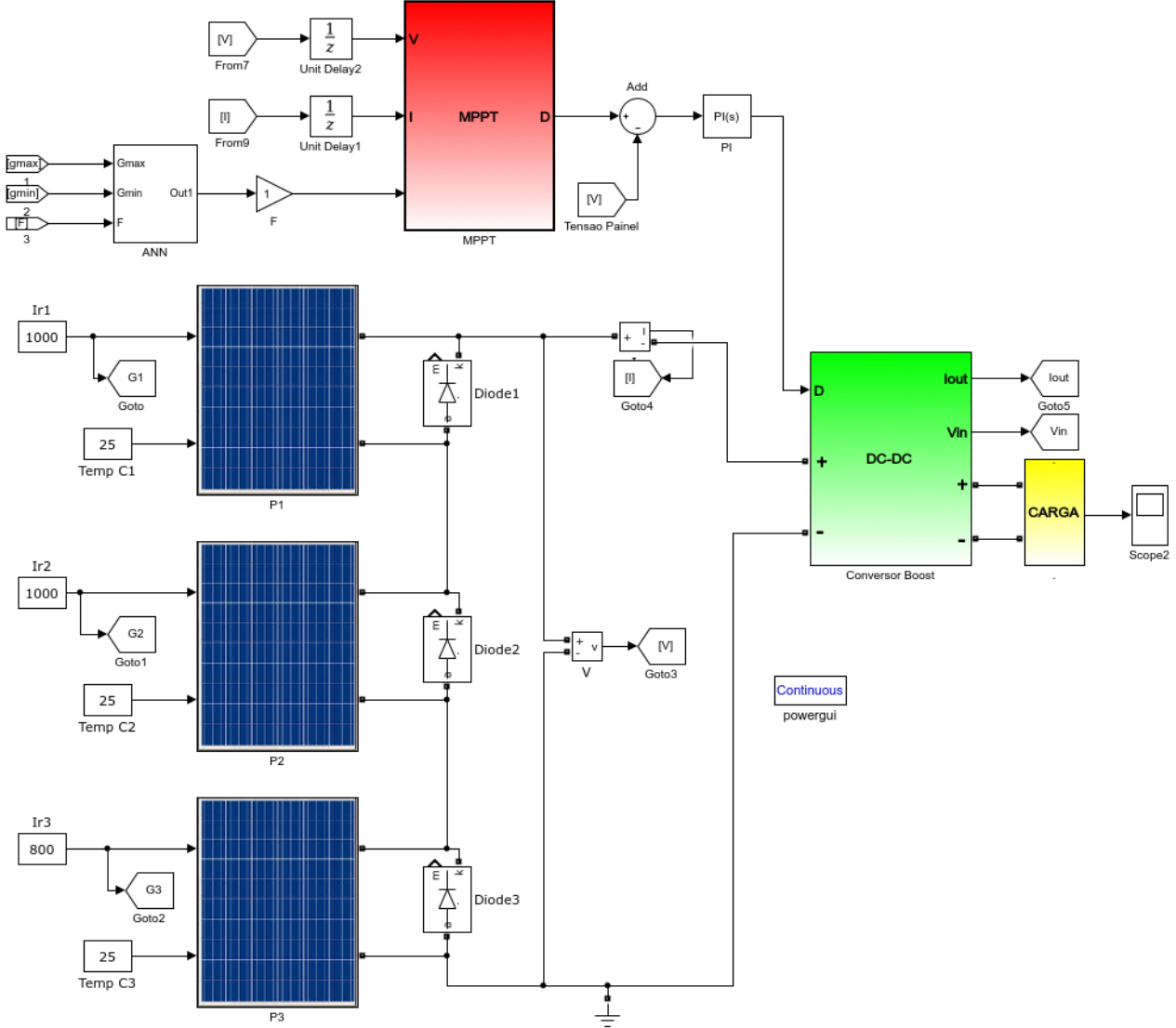


Figura 4.11: Modelo do sistema desenvolvido no *simulink*.

A Figura 4.12 traz o resultado da simulação para diferentes níveis de radiação, sendo P o valor de potência medido na entrada do conversor CC-CC e P_{max} o valor teórico máximo da condição estabelecida. Nota-se que o rastreamento foi realizado com exatidão, visto que os pontos de operação alcançados são idênticos aos do PMP para os diferentes níveis de radiação.

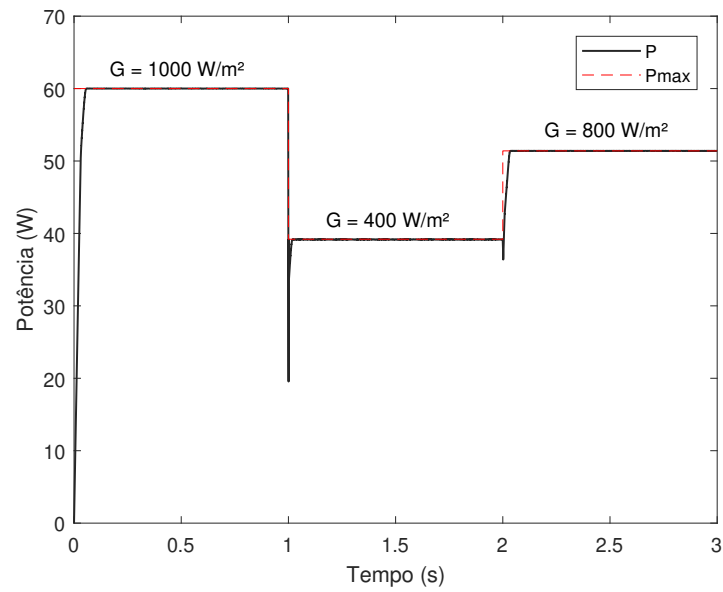


Figura 4.12: Rastreamento do PMP para diferentes níveis de sombreamento parcial.

Em seguida, acrescentou-se um painel conectado em série ao arranjo da Figura 4.11, sendo o ganho K ajustado para $4/3$ a fim de contemplar a inserção do novo painel. Neste caso, a condição de sombreamento parcial novamente foi simulada em um dos painéis. A Figura 4.13 ilustra os resultados obtidos.

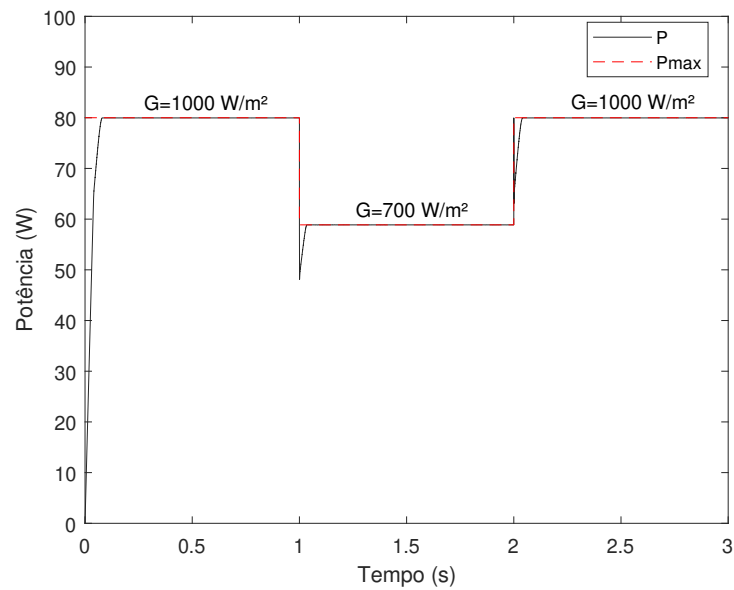


Figura 4.13: Rastreamento do PMP para diferentes níveis de sombreamento parcial.

4.2.2 Comparação com a técnica da condutância incremental

Os resultados a seguir apresentarão uma comparação da técnica da CIn com e sem a rede neural artificial. Considerando ainda que quatro painéis estão associados em série, as seguintes condições de simulação foram consideradas: $G_{max} = 800 \text{ W/m}^2$, $G_{min} = 400 \text{ W/m}^2$, $T = 25^\circ\text{C}$ e $F = 50\%$. A Figura 4.14 ilustra a curva P-V das condições impostas, em que o PMP de 32.99W encontra-se no valor de tensão 67.51V.

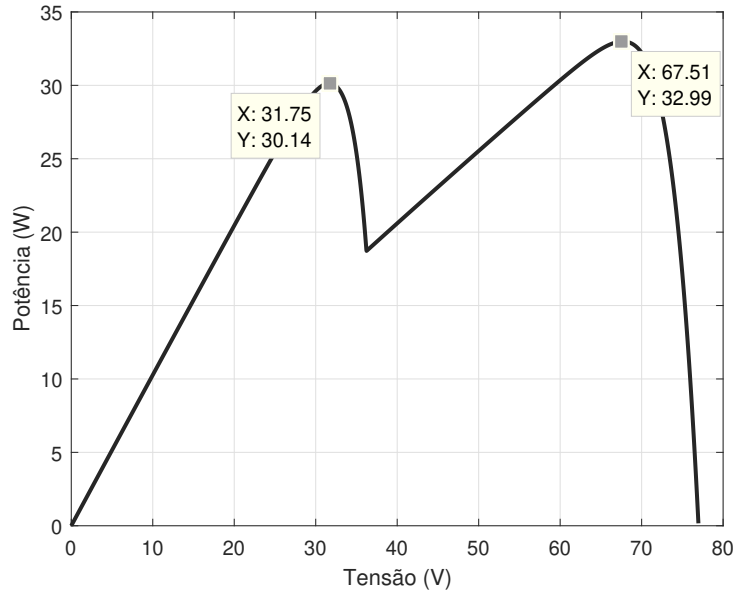


Figura 4.14: Curva P-V ($G_{max} = 800 \text{ W/m}^2$, $G_{min} = 400 \text{ W/m}^2$ e $F = 50\%$ - 4 painéis).

A Figura 4.15 traz o resultado da simulação comparando a técnica da CIn com a inclusão da rede neural treinada (CIn+RNA). Percebe-se que o PMP é alcançado pelo modelo proposto enquanto que a técnica da CIn convergiu para o ponto de máximo local. Como um máximo local atende as condições de busca do algoritmo da CIn, observa-se que a busca é interrompida neste caso. Por outro lado, a rede neural artificial foi capaz de fornecer uma tensão de referência inicial V_i que garantiu o rastreamento do PMP.

Em destaque, dois pontos foram marcados da curva CIn+RNA. O ponto a) representa o ponto de máxima potência local do sistema cujo valor é de 30,14 W. Enquanto que o ponto b) é o ponto o qual a tensão de referência de saída do bloco MPPT V_{ref} chaveia entre o valor V_i fornecida pela RNA e a tensão recebida pela técnica CIn. Como o valor de tensão no ponto de operação de b) é superior ao ponto a) a técnica combinada com a rede neural

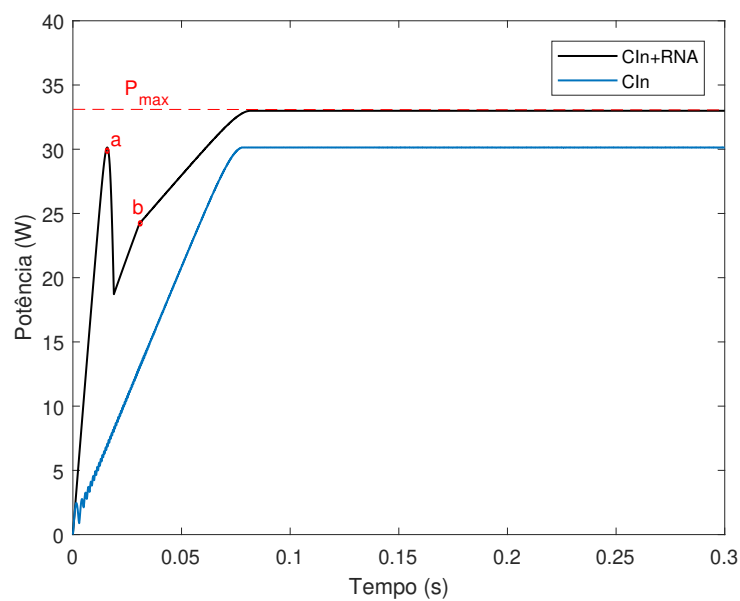


Figura 4.15: Resultado da simulação - *string* de 4 painéis.

A Figura 4.16 ilustra o comportamento da tensão do arranjo fotovoltaico durante o rastreamento do PMP. Percebe-se o surgimento de duas regiões, em que primeiramente atua a RNA fornecendo V_i como tensão de referência e no momento em que o arranjo alcança esse valor, passa então a atuar o rastreamento pela CIn.

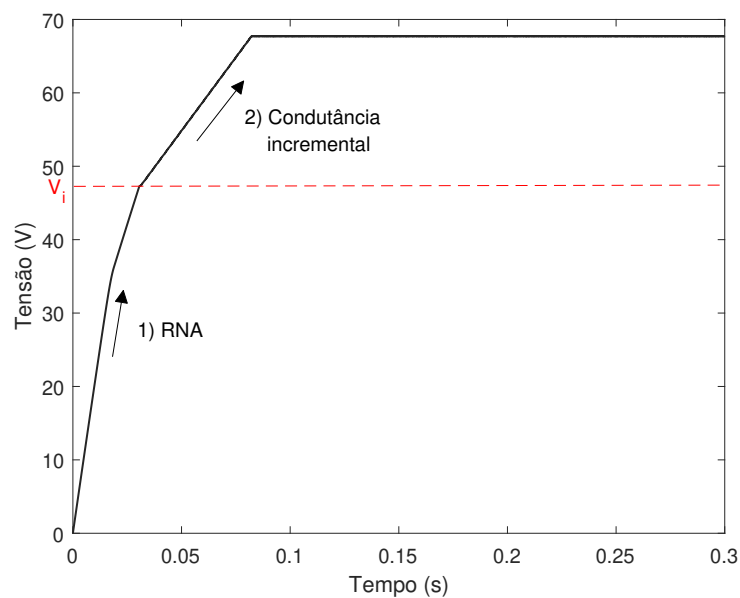


Figura 4.16: Comportamento da tensão do arranjo fotovoltaico no sistema CIn+RNA.

Considerando-se um arranjo de cinco painéis, as seguintes condições foram simuladas: $G_{max} = 1000 \text{ W/m}^2$, $G_{min} = 400 \text{ W/m}^2$, $T = 35^\circ\text{C}$ e $F = 20\%$. Nessa situação, a Figura 4.17 ilustra que o PMP é o primeiro ponto máximo existente durante a varredura de tensão. Por isso, o rastreamento exposto na Figura 4.18 demonstra que ambas técnicas convergiram para o PMP.

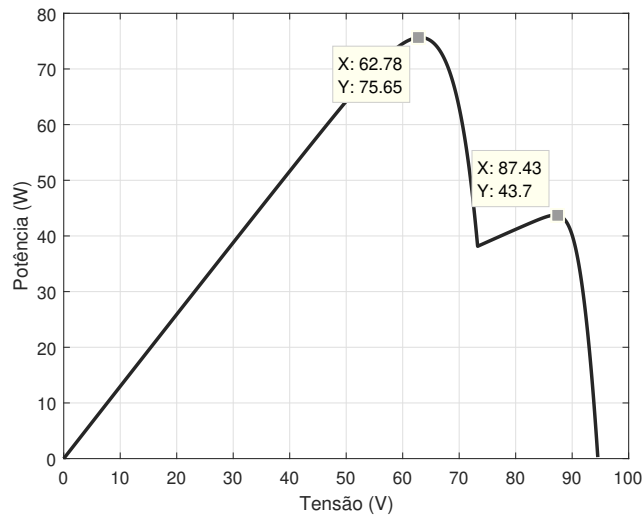


Figura 4.17: Curva P-V ($G_{max} = 1000 \text{ W/m}^2$, $G_{min} = 400 \text{ W/m}^2$ e $F = 20\%$ - 5 painéis).

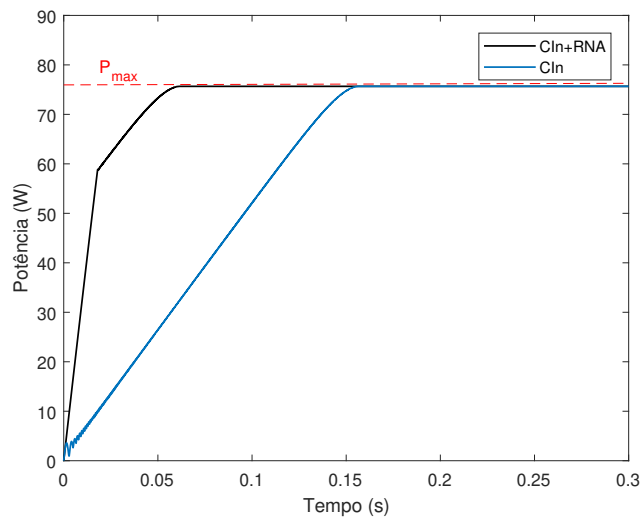


Figura 4.18: Resultado da simulação - *string* de 5 painéis.

No último caso analisado, seis painéis foram conectados em um arranjo fotovoltaico. Neste caso, com $K = 2$ foram considerados $G_{max} = 800 \text{ W/m}^2$, $G_{min} = 700 \text{ W/m}^2$, $T = 15^\circ\text{C}$ e $F = 50\%$. Da mesma forma que os casos anteriores, a convergência para o PMP ocorreu com a combinação da RNA e a técnica da CIn mesmo sob condições de variações de temperatura.

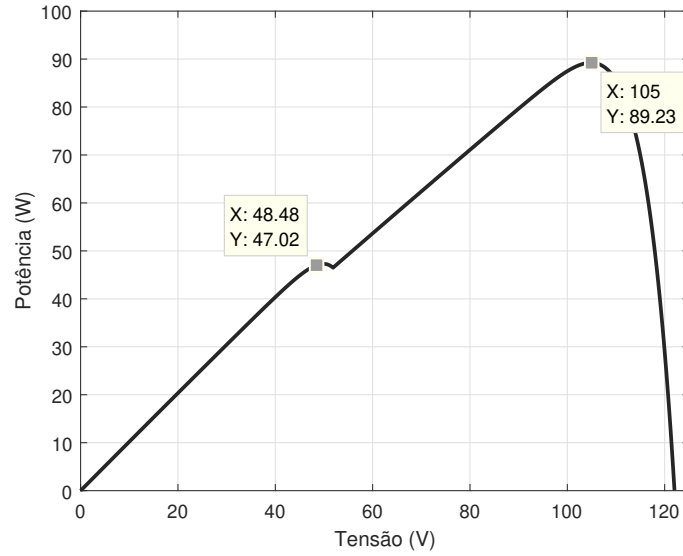


Figura 4.19: Curva P-V ($G_{max} = 800 \text{ W/m}^2$, $G_{min} = 700 \text{ W/m}^2$ e $F = 50\%$ - 6 painéis).

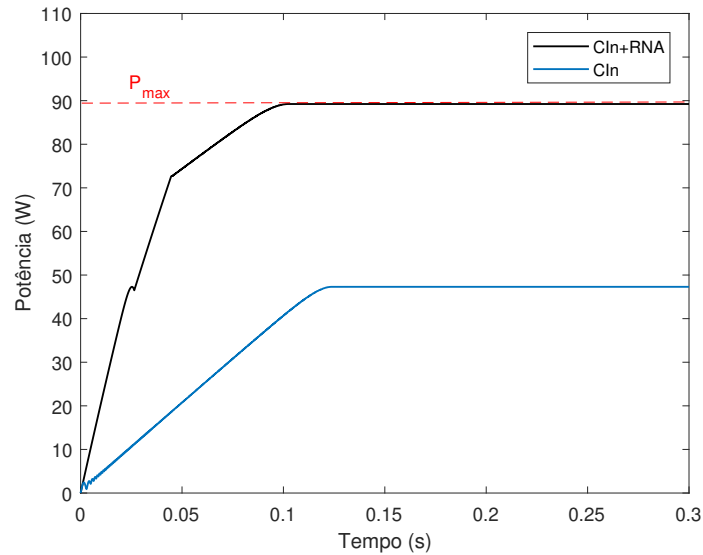


Figura 4.20: Resultado da simulação - *string* de 6 painéis.

CONCLUSÃO

Este trabalho propõe a utilização de rede neural artificial em conjunto com técnicas tradicionais para a localização de pontos de máxima potência em sistemas de geração fotovoltaica a fim de melhorar o desempenho de técnicas clássicas, especialmente em situações de sombreamento parcial. A rede neural é utilizada neste caso para estimar uma tensão de referência inicial para os métodos de rastreamento de pontos de máxima potência que nem sempre são capazes de rastrear o máximo global sob condições de sombreamento.

O trabalho iniciou-se introduzindo e descrevendo o comportamento das células e módulos fotovoltaicas quanto aos princípios físicos e matemático o qual determinam sua operação e descrevem seu modelo, sendo a base para o desenvolvimento dos demais tópicos do projeto. Além disso, realizou-se um estudo de um conversor CC-CC tipo *boost* na aplicação de rastreador de máxima potência, em que foi apresentado de que forma realiza-se o rastreio e sua região de operação. Descreveu-se também os principais métodos de rastreamento do ponto de máxima potência, apontando-se seus respectivos algoritmos de implementação e seus pontos positivos e negativos. O terceiro capítulo destinou-se a descrever o sistema implementado. Foram apresentados os conceitos básicos sobre redes neurais artificiais necessários para desenvolvê-la, além de detalhar os passos para realizar o seu treinamento. Em seguida, foi apresentado um modelo matemático linearizado para o conversor *boost* utilizado para o rastreamento do ponto de máxima potência em sistemas fotovoltaicos.

Os resultados demonstraram que, além de garantir convergência ao ponto de máxima potência em condições de sombreamento, a rede neural artificial tornou o sistema mais rápido pois parte do tempo gasto pela busca foi substituída pela definição da tensão

de referência inicial. Devido a flexibilidade do circuito em permitir a inserção de novos painéis, diversos cenários de sombreamento foram comparados, incluindo mudanças de temperatura. Foi comprovado que a combinação das duas técnicas alcançou os melhores resultados em todas as simulações, tornando o sistema mais dinâmico, rápido e eficiente. No entanto, a cada modificação no sistema da condição primária de três painéis, um novo ganho linear deverá ser reprogramado na saída do controlador. Além disso, para reduzir os custos da aquisição de um piranômetro, um circuito auxiliar composto por um fotodi-odo ou uma célula solar deverá ser desenvolvido para estimar o valor de radiação solar incidente nos painéis. Este valor não requer um grau de precisão alto, já que a proposta da técnica é deslocar o ponto inicial de rastreamento para uma região a qual o algoritmo da condutância incremental convergirá ao ponto de máxima global.

No decorrer desta dissertação, identificaram-se como trabalhos futuros a elaboração de um algoritmo de busca do ponto de máxima potência considerando diferentes níveis de sombreamento parcial em um único cenário, visto que o treinamento e simulações consideraram apenas um único valor de sombreamento para que na curva P-V surgisse apenas um ponto de máximo local.

Procedimento para determinar R_p e R_s de um painel solar

1. Fixa-se o valor de R_p em 20Ω
2. Começando com R_s em $1\text{ m}\Omega$ incrementa-se o valor da resistência série até que a curva I-V fornecida pelo fabricante fique com a mesma inclinação após o PMP
3. Reduz-se o valor de R_p até que a potência seja igual ao do PMP.
4. Conferir que na curva P-V o valor de tensão no PMP coincida com o valor do catálogo, caso ocorra isso, conclui-se o processo.
5. Se a tensão não for a desejada, deslocar o PMP para esquerda aumentando R_p e R_s ou deslocar para a direita diminuindo R_p e R_s .

Código Painei

```
1 *****
2 % Descricao:Modelo do painel solar
3 % Autor: Tiago Targino Sepulveda
4 *****
5 function [Ipa,P]=Pv(Vpa,S,T) %Define a corrente e potencia de saida
6
7 persistent Sant
8 if isempty(Sant)
9     Sant=1000;
10 end
11 %definicao parametros do painel - 20W
12 *****
13 Rs=0.002;
14 Rp=32;
15 Ns=36;
16 Voc=21.0;
17 Voc=Voc/Ns;
18 Isc=1.29;
19 a=0.001005;
20 n=1.2;
21 k=1.38e-23;
22 q=1.6e-19;
23 EG=1.1;
24 Tr=273+25;
25 *****
26 %calculo da corrente de saida
27 T=273+T;
28 Vt=n*k*T/q;
29 V=Vpa/Ns;
30 Iph=(Isc+a*(T-Tr))*Sant/1000;
31 Irr=(Isc-Voc/Rp)/exp(q*Voc/n/k/Tr-1);
32 Ir=Irr*(T/Tr)^3*exp(q*EG/n/k*(1/Tr-1/T));
33
34 I=0;
35 for j=1:5;
36     I=I-(Iph-I-Ir*(exp((V+I*Rs)/Vt)-1)-(V+I*Rs)/Rp)/...
37     (-1-Ir*exp((V+I*Rs)/Vt)*Rs/Vt-Rs/Rp);
```

```
38 end
39
40 Ipa=I;
41 P=Vpa*I;
42 Sant=S;
```

Técnicas MPPT

```
1 *****
2 % Descricao: Metodo da tensao constante
3 % Autor: Tiago Targino Sepulveda
4 *****
5 function Vref=fcn(V)
6
7 persistent Vant
8 if isempty(Vant)
9 Vant=0;
10 end
11
12 Kcv=0.001; %passo
13 Vmax=16.8; %Tensao para Maxima potencia
14 Vnovo=0; %Variavel auxiliar
15
16 if V>Vmax
17 Vnovo=Vant-Kcv;
18 elseif V<Vmax
19 Vnovo=Vant+Kcv;
20 elseif V == Vmax;
21 Vnovo=Vant;
22 end
23 Vref = Vnovo;
24 Vant= Vnovo;
```

```
1 *****
2 % Descricao: Metodo do Perturba e Observa
3 % Autor: Tiago Targino Sepulveda
4 *****
5 function Vref=PeO(Vnovo,Inovo)
6
7 persistent Pant Vant V
8 if isempty(Pant)
9 Vant=0;
10 Pant=0;
```

```

11 V=0;
12 end
13
14 Pnovo=Vnovo*Inovo; %calculo da nova potencia
15 Kvc=0.05; %definicao do passo
16
17 if (Pnovo-Pant) ≠0
18 if (Pnovo-Pant)>0
19 if (Vnovo-Vant)>0
20 Vref= V+Kvc;
21 else
22 Vref= V-Kvc;
23 end
24 else
25 if(Vnovo-Vant)>0
26 Vref= V-Kvc;
27 else
28 Vref= V+Kvc;
29 end
30 end
31 else
32 Vref=V;
33
34 end
35 %update - salvar valores
36 Vant=Vnovo;
37 Pant=Pnovo;
38 V=Vref;

```

```

1 *****
2 % Descricao: Metodo da condutancia incremental
3 % Autor: Tiago Targino Sepulveda
4 *****
5 %Metodo da condutancia incremental;
6 function Vref=Cin(Vnovo,Inovo)
7
8 persistent Vant V Iant
9 if isempty(Vant)
10 Vant=0;
11 Iant=0;
12 V=0;
13 end
14

```

```

15 dI= Inovo-Iant;
16 dV= Vnovo-Vant;
17 G=Inovo/Vnovo;
18 dG=dI/dV;
19 dw=0.001; %condicao de folga
20 Kvc=0.01; %tamanho do passo
21
22 if (dV) ≠ 0
23 if ( (dG) +G)>dw/2
24 Vref=V+Kvc;
25 else
26 if ( (dG) +G)>-dw/2
27 Vref=V;
28 else
29 Vref=V-Kvc;
30 end
31 end
32
33 else
34 if (dI) ==0
35 Vref=V;
36 else
37 if (dI>0)
38 Vref=V+Kvc;
39 else
40 Vref=V-Kvc;
41 end
42 end
43 end
44
45 %update - salvar valores
46 Vant=Vnovo;
47 Iant=Inovo;
48 V=Vref;

```

```

1 *****
2 % Descricao: Metodo da CIn com ANN
3 % Autor: Tiago Targino Sepulveda
4 *****
5
6 function Vref=cinann(Vnovo, Inovo, Vi)
7
8 persistent Pant Vant V Iant aux Viant

```

```
9  if isempty(Pant)
10  Vant=0;
11  Pant=0;
12  V=0;
13  Iant=0;
14  aux=0;
15  Viant=0;
16  end
17
18  if Viant==Vi && aux==0 %condicao para a CIn
19  %implementacao da CIn
20  dI= Inovo-Iant;
21  dV= Vnovo-Vant;
22  G=Inovo/Vnovo;
23  dG=dI/dV;
24  dw=0.001;      %faixa toleravel para CIn
25  dK=0.01;       %definicao do passo
26
27  if (dV) ≠0
28  if ((dG)+G)>dw/2
29  Vref=V+dK;
30  else
31  if ((dG)+G)>-dw/2
32  Vref=V;
33  else
34  Vref=V-dK;
35  end
36  end
37
38  else
39  if (dI)==0
40  Vref=V;
41  else
42  if(dI>0)
43  Vref=V+dK;
44  else
45  Vref=V-dK;
46  end
47  end
48
49  end
50  %Salvar os valores para a proxima iteracao
51  Vant=Vnovo;
52  Iant=Inovo;
53  V=Vref;
```

```
54 Viant=Vi;
55 else
56 aux=1 % significa que um Vi novo foi calculado pela RNA
57 Vref=Vi;
58 end
59
60 if aux==1 %condicao para um novo Vi
61 if abs(Vant-Vi)> 1
62 Vref=Vi
63 else
64 aux=0 % realiza a troca para a CIn
65 Vref=Vi
66 end
67 end
68
69 %update
70 Vant=Vnovo;
71 Iant=Inovo;
72 V=Vref;
73 Viant=Vi;
74 end
```


Referências Bibliográficas

AGANAH, K. A.; LEEDY, A. W. A constant voltage maximum power point tracking method for solar powered systems. In: IEEE. *2011 IEEE 43rd Southeastern Symposium on System Theory*. [S.l.], 2011. p. 125–130.

ANEEL. *Brasil ultrapassa marca de 1GW em geração distribuída*. [S.l.], 2019, acesso em 20 ago. 2020. Disponível em: <https://www.aneel.gov.br/sala-de-imprensa-exibicao>.

BACHA, S. et al. Power electronic converters modeling and control. *Advanced textbooks in control and signal processing*, Springer, v. 454, p. 454, 2014.

BIDRAM, A.; DAVOUDI, A.; BALOG, R. S. Control and circuit techniques to mitigate partial shading effects in photovoltaic arrays. *IEEE Journal of Photovoltaics*, IEEE, v. 2, n. 4, p. 532–546, 2012.

COELHO, R. F. *Estudo dos conversores Buck e Boost aplicados ao rastreamento de máxima potência de sistemas solares fotovoltaicos*. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2008.

GOLDEN, A. *Case Study: Solar cells*. 2020. [Acesso 19-Agosto-2020]. Disponível em: <https://slideplayer.com/slide/6855683/>.

GOW, J.; MANNING, C. Development of a photovoltaic array model for use in power-electronics simulation studies. *IEE Proceedings-Electric Power Applications*, IET, v. 146, n. 2, p. 193–200, 1999.

HAYKIN, S. *Neural Networks and Learning Machines, 3/E*. [S.l.]: Pearson Education India, 2010.

KIM, D. Normalization methods for input and output vectors in backpropagation neural networks. *International journal of computer mathematics*, Taylor & Francis, v. 71, n. 2, p. 161–171, 1999.

LEEDY, A. W.; GUO, L.; AGANAH, K. A. A constant voltage mppt method for a solar powered boost converter with dc motor load. In: IEEE. *2012 Proceedings of IEEE Southeastcon*. [S.l.], 2012. p. 1–6.

LIU, C.; WU, B.; CHEUNG, R. Advanced algorithm for mppt control of photovoltaic systems. In: CITESEER. *Canadian Solar Buildings Conference, Montreal*. [S.l.], 2004. v. 8, p. 20–24.

MARTÍNEZ, M. A.; ANDÚJAR, J. M.; ENRIQUE, J. M. A new and inexpensive pyranometer for the visible spectral range. *Sensors*, Molecular Diversity Preservation International, v. 9, n. 6, p. 4615–4634, 2009.

- MASOUM, M. A.; DEHBONEI, H.; FUCHS, E. F. Theoretical and experimental analyses of photovoltaic systems with voltage and current-based maximum power-point tracking. *IEEE Transactions on energy conversion*, IEEE, v. 17, n. 4, p. 514–522, 2002.
- NASCIMENTO, C. A. D. Princípio de funcionamento da célula fotovoltaica. *Diss. Universidade Federal de Lavras*, 2004.
- ORSETTI, C. et al. Reliable and inexpensive solar irradiance measurement system design. *Procedia Engineering*, Elsevier, v. 168, p. 1767–1770, 2016.
- PINHO, J. T.; GALDINO, M. A. Manual de engenharia para sistemas fotovoltaicos. *Rio de Janeiro*, p. 47–63, 2014.
- ROBERTS, S. *DC/DC book of knowledge: Practical tips for the User*. [S.l.]: Recom, 2015.
- SAFARI, A.; MEKHILEF, S. Simulation and hardware implementation of incremental conductance mppt with direct control method using cuk converter. *IEEE transactions on industrial electronics*, IEEE, v. 58, n. 4, p. 1154–1161, 2010.
- SALAM, Z.; AHMED, J.; MERUGU, B. S. The application of soft computing methods for mppt of pv system: A technological and status review. *Applied Energy*, Elsevier, v. 107, p. 135–148, 2013.
- SALAS, V. et al. Review of the maximum power point tracking algorithms for stand-alone photovoltaic systems. *Solar energy materials and solar cells*, Elsevier, v. 90, n. 11, p. 1555–1578, 2006.
- SEGUEL, J. I. L. Projeto de um sistema fotovoltaico autônomo de suprimento de energia usando técnica mppt e controle digital. *Master Degree Dissertation-Research Focus: Power Electronics, PPGEE-UFMG*, 2009.
- SERA, D. et al. On the perturb-and-observe and incremental conductance mppt methods for pv systems. *IEEE journal of photovoltaics*, IEEE, v. 3, n. 3, p. 1070–1078, 2013.
- SIBI, P.; JONES, S. A.; SIDDARTH, P. Analysis of different activation functions using back propagation neural networks. *Journal of theoretical and applied information technology*, v. 47, n. 3, p. 1264–1268, 2013.
- SOLAR ELECTRIC SUPPLY. *20W Photovoltaic module*. [S.l.], 2012. Rev. 1.
- TEY, K. S.; MEKHILEF, S. Modified incremental conductance mppt algorithm to mitigate inaccurate responses under fast-changing solar irradiation level. *Solar Energy*, Elsevier, v. 101, p. 333–342, 2014.
- VILLALVA, M. G.; GAZOLI, J. R.; FILHO, E. R. Comprehensive approach to modeling and simulation of photovoltaic arrays. *IEEE Transactions on power electronics*, IEEE, v. 24, n. 5, p. 1198–1208, 2009.
- WU, W. et al. Dsp-based multiple peak power tracking for expandable power system. In: IEEE. *Eighteenth Annual IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition, 2003. APEC'03*. [S.l.], 2003. v. 1, p. 525–530.

YE, Z.; WU, X. Compensation loop design of a photovoltaic system based on constant voltage mppt. In: IEEE. *2009 Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference*. [S.l.], 2009. p. 1–4.