



**FUNDAÇÃO
UNIVERSIDADE
FEDERAL DE
MATO GROSSO DO SUL**

**FACULDADE DE ENGENHARIAS,
ARQUITETURA E URBANISMO E GEOGRAFIA**

ENGENHARIA ELÉTRICA

Rastreamento do Ponto de Máxima Potência de um Sistema Fotovoltaico Utilizando Rede Neural Artificial

Mayara dos Santos Xavier

**Campo Grande MS
15 de fevereiro de 2022**



FUNDAÇÃO
UNIVERSIDADE
FEDERAL DE
MATO GROSSO DO SUL

FACULDADE DE ENGENHARIAS,
ARQUITETURA E URBANISMO E GEOGRAFIA

ENGENHARIA ELÉTRICA

Rastreamento do Ponto de Máxima Potência de um Sistema Fotovoltaico Utilizando Rede Neural Artificial

Mayara dos Santos Xavier

Orientador: Marcio Luiz Magri Kimpara

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à Universidade Federal de Mato Grosso do Sul na Faculdade de Engenharias, Arquitetura e Urbanismo e Geografia, como requisito parcial para obtenção do título de Engenheira Eletricista.

Campo Grande MS
15 de fevereiro de 2022

Rastreamento do Ponto de Máxima Potência de um Sistema Fotovoltaico Utilizando Rede Neural Artificial

Monografia apresentada à Universidade Federal de Mato Grosso do Sul na Faculdade de Engenharias, Arquitetura e Urbanismo e Geografia, para obtenção da Graduação em Engenharia Elétrica.

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Marcio Luiz Magri Kimpara
Orientador

Prof. Dr. Moacyr Aureliano Gomes de Brito

Prof. Dr. Wesley Nunes Gonçalves

Campo Grande MS
15 de fevereiro de 2022

DECLARAÇÃO DE AUTORIA E RESPONSABILIDADE

Mayara dos Santos Xavier, residente e domiciliado na cidade de Campo Grande, Estado do Mato Grosso do Sul, portador do RG de nº 2.110.734 e CPF nº 062.553.161-22, declaro que o “Trabalho de Conclusão de Curso” apresentado, com o título “Rastreamento de Máxima Potência de um Sistema Fotovoltaico Através de Redes Neurais Artificiais” é de minha autoria e assumo a total responsabilidade pelo seu conteúdo e pela originalidade do texto. Declaro que identifiquei e referenciei todas as fontes e informações gerais que foram utilizadas para construção do presente texto. Declaro também que este artigo não foi publicado, em parte, na íntegra ou conteúdo similar em outros meios de comunicação, tendo sido enviado com exclusividade para a Universidade Federal de Mato Grosso do Sul (UFMS).

Campo Grande, 15 de fevereiro de 2022.

Mayara dos Santos Xavier

Dedico este trabalho aos meus pais e familiares que sempre me incentivaram.

AGRADECIMENTOS

Agradeço aos meus pais e familiares que me ajudaram a chegar na faculdade e conseguir concluí-la. Agradeço a Deus por ter me dado força e sabedoria para concluir a faculdade. Agradeço também ao meu orientador Prof. Dr. Marcio Luiz Magri Kimpara por ter me auxiliado neste trabalho.

RESUMO

Esse trabalho tem como objetivo apresentar um estudo sobre dois métodos para rastreamento do ponto de máxima potência de um sistema fotovoltaico, sendo um deles um método mais convencional e outro utilizando Inteligência Artificial, tendo em vista que essa é uma área bastante necessária na extração de energia dos módulos. O método mais utilizado para realizar o rastreamento é o Perturba e Observa, sendo o método convencional, já o método de Inteligência Artificial é de Rede Neural Artificial que tem como uma vantagem ser mais eficiente e rápido que o método anterior. Para realizar esse estudo foi utilizado o software MATLAB/Simulink para fazer as simulações dos dois métodos. A partir das simulações foi possível verificar o comportamento dos dois métodos diante de variações nas condições atmosféricas, observando que no caso do Perturba e Observa a simulação rastreou bem o ponto de máxima potência, porém apresenta maior oscilação e, portanto, desperdício de energia. Já o caso do MPPT via Rede Neural Artificial apresentou uma boa resposta, sem tantas oscilações em torno do ponto de máxima potência, trazendo uma melhor precisão e rapidez no rastreamento.

Palavras-Chave: Rastreamento de Máxima Potência, Perturba e Observa, Redes Neurais Artificiais, Módulo Fotovoltaico.

ABSTRACT

This work aims to present a study on two methods for tracking the maximum power point of a photovoltaic system, one of which is a more conventional method and the other using Artificial Intelligence, aiming that this is an area that is very necessary to bring more efficiency of the panels. The most used method to perform the screening is Perturb and Observe, being the conventional method, since the Artificial Intelligence method is artificial neural network which has as an advantage to be more accurate and efficient than the previous method. To perform this study it was necessary to use the MATLAB/Simulink software to perform the simulations of both methods. With the simulations it was possible to verify the behavior of the two methods, in the case of Perturb and Observe the simulation tracked well the maximum power point, but presented greater oscillation. The case of the Artificial Neural Network presented a good response, without as many oscillations as the previous case, bringing a better precision to find the maximum power point.

Keywords: Maximum Power Tracking, Pertub and Observe, Artificial Neural Networks, Photovoltaic Module.

LISTA DE FIGURAS

<i>Número</i>		<i>Página</i>
Figura 1.1	Matriz Elétrica Brasileira.....	14
Figura 1.2	Matriz Elétrica do Brasil e do Mundo.....	15
Figura 1.3	Evolução de Energia Solar na Europa	16
Figura 1.4	Diagrama do Sistema da Busca do MPP	18
Figura 2.1	Corte Transversal de uma Pannel Fotovoltaico	22
Figura 2.2	Representação da Construção de um Arranjo Solar	22
Figura 2.3	Painéis em Paralelo	23
Figura 2.4	Painéis em Série	24
Figura 2.5	Painéis em Sistema Misto.....	25
Figura 2.6	Modelo de uma Célula Fotovoltaica	25
Figura 2.7	Curvas I-V e P-V de um Pannel Fotovoltaico.....	28
Figura 2.8	Diagrama dos Métodos mais Usados para Controle de MPPT	29
Figura 2.9	Casos Possíveis para o Método P&O.....	30
Figura 2.10	Neurônio Biológico e Artificial	31
Figura 2.11	Função de Ativação	32
Figura 2.12	Rede Neural Artificial <i>Perceptron</i>	33
Figura 2.13	Topologia do Conversor <i>Boost</i>	36
Figura 3.1	Curva I-V para Variação da Irradiância pelo PVsyst	38
Figura 3.2	Curva P-V para Variação da Irradiância pelo PVsyst	39
Figura 3.3	Curva I-V para Variação da Temperatura pelo PVsyst	40
Figura 3.4	Curva P-V para Variação da Temperatura pelo PVsyst	40
Figura 3.5	Curva I-V para Variação da Resistência Paralela pelo PVsyst.....	41

Figura 3.6	Curva P-V para Variação da Resistência Paralela pelo PVsyst.....	42
Figura 3.7	Curva I-V para Variação da Resistência Série pelo PVsyst	43
Figura 3.8	Curva P-V para Variação da Resistência Série pelo PVsyst	43
Figura 3.9	Modelo com Capacitor de Entrada	44
Figura 3.10	Fluxograma do Método P&O	45
Figura 3.11	Constante K Grande.....	48
Figura 3.12	Constante K Pequena	49
Figura 3.13	Arquitetura da Rede Neural Artificial Utilizada	50
Figura 3.14	Rede Neural Artificial Utilizada.....	50
Figura 3.15	Resultado do Treinamento da RNA.....	51
Figura 3.16	Curva de Regreção da RNA	51
Figura 4.1	Variação da Irradiância	53
Figura 4.2	Potência de Saída para o Método P&O	54
Figura 4.3	Potência de Saída para o Método RNA	55
Figura 4.4	Variação da Temperatura	56
Figura 4.5	Variação da Irradiância para a Variação da Temperatura.....	56
Figura 4.6	Potência de Saída do P&O para Variação de Temperatura e Irradiância	57
Figura 4.7	Potência de Saída do RNA para Variação de Temperatura e Irradiância.....	58

LISTA DE TABELAS

<i>Número</i>		<i>Página</i>
Tabela 3.1	Dados do Pannel Fotovoltaico.....	37
Tabela 3.2	Resistências Série e Paralelo.	38
Tabela 3.3	Dados para Dimencionamento do Conversor Boost	45
Tabela 3.4	Dados do Conversor Boost	46
Tabela 3.5	Conjunto de Dados para Treinamento da RNA	50
Tabela 3.6	Pesos Sinápticos.....	52

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	13
1.1. Contextualização Geral.....	13
1.2. Justificativa	17
1.3. Objetivos.....	18
1.3.1. Objetivo Geral	18
1.3.2. Objetivos Específicos.....	18
1.4. Organização do Trabalho:.....	18
2. Revisão Bibliográfica	20
2.1. Construção das Células e Módulos Fotovoltaicos	20
2.1.1. Células Fotovoltaicas.....	20
2.1.2. Módulos Fotovoltaicos.....	21
2.2. Topologias dos Painéis Fotovoltaicos.....	22
2.2.1. Sistema em Paralelo.....	22
2.2.2. Sistema em Série	22
2.2.3. Sistema Misto.....	23
2.3. Circuito Equivalente de uma Célula Fotovoltaica	24
2.4. Métodos de Busca do Ponto de Máxima Potência	26
2.5. Método Perturba e Observa (P&O).....	28
2.6. Redes Neurais Artificiais (RNA).....	29
2.6.1. Estrutura básica: Neurônio	30
2.6.2. Arquitetura da RNA.....	31
2.6.3. Treinamento da RNA.....	33
2.6.4. Validação da RNA	33
2.7. Redes Neurais Artificiais como Método de MPPT	34
2.8. Conversores CC/CC Aplicados em MPPT	34
2.8.1. Modo de Operação Conversor Boost.....	34
3. Metodologia e Desenvolvimento	36
3.1. Modelagem do Painel Fotovoltaico	36
3.1.1. Comportamento das Curvas com Variação de Parâmetros	37
3.2. Determinação do Capacitor de Entrada	43
3.3. Modelagem do Conversor Boost	43

3.4.	Modelagem do Método de P&O.....	45
3.3.	Modelagem do Método de RNA	48
4.	Resultados	52
4.1.	Variação da Irradiância.....	52
4.1.1.	Método P&O	53
4.1.2.	Método RNA.....	53
4.2.	Variação da Temperatura e da Irradiância	54
4.2.1.	Método P&O	56
4.2.2.	Método RNA.....	56
5.	Conclusões Gerais	58
6.	Referências	60
7.	Apêndice – Figuras Auxiliares.....	63
	Anexo A – Modelo de Simulação do Método P&O	63
	Anexo B – Modelo de Simulação do Método RNA.....	64
	Anexo C – Código do Método P&O.....	65

1. INTRODUÇÃO

1.1. CONTEXTUALIZAÇÃO GERAL

O desenvolvimento econômico e social de um país está ligado, principalmente, à disponibilidade de energia elétrica, tornando assim de grande importância o estudo e planejamento para a produção e distribuição deste bem. O Brasil, que possui uma das melhores matrizes energéticas do mundo, possui predominância em energias renováveis, sendo que 82,9% da energia elétrica produzida no país vem de fontes renováveis. Desse percentual, mais de 65% vem de usinas hidrelétricas [1], 10,9% corresponde à energia eólica e 2% vem da energia solar fotovoltaica [2], como pode ser visto na Figura 1.1.

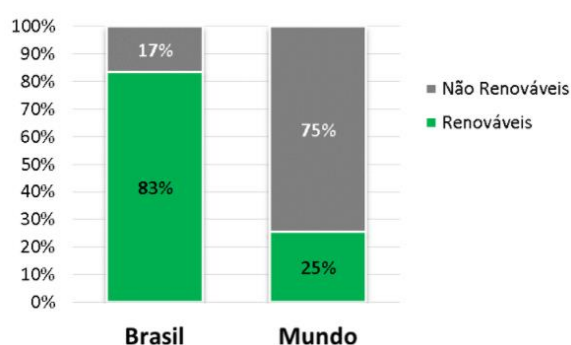
Figura 1.1 Matriz Elétrica Brasileira



Fonte: [2]

A matriz elétrica brasileira é bastante diversificada trazendo mais de 80% de fontes renováveis, já ao redor do mundo esse cenário é bem diferente, cerca de 25% das fontes da matriz elétrica são provenientes de fontes não renováveis como pode ser visto na Figura 1.2, mostrando como o Brasil está à frente de muitos países em relação a fontes limpas.

Figura 1.2 Matriz Elétrica do Brasil e do Mundo



Fonte: [1]

Apesar de o sistema hidrelétrico ser considerável renovável, existem limitações desse tipo de fonte de energia, a falta de chuva e o período de estiagem que vem tendo um aumento a cada ano que passa, leva ao aumento do uso de termoelétricas durante esse período. Com o uso de termoelétricas o preço de produção de energia elétrica acaba subindo, por isso houve a necessidade da criação de bandeiras tarifárias.

Existiam três tipos de bandeira tarifária: a bandeira verde, a amarela e a vermelha, sendo que a bandeira vermelha possui dois patamares dependendo do nível de térmicas que foram ligadas. Quanto maior a bandeira maior a tarifa adicional na conta de luz. A partir de setembro de 2021 foi implementado pela ANEEL (Agência Nacional de Energia Elétrica) uma nova bandeira tarifária, chamada de bandeira de escassez hídrica, pois é considerada a pior seca em 91 anos [3].

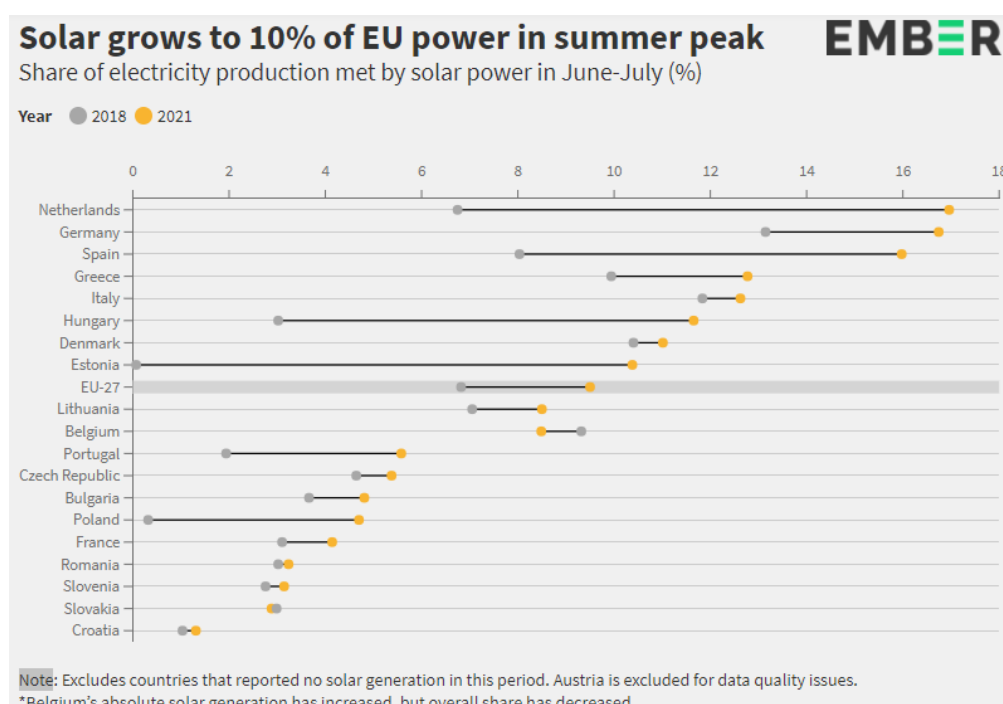
Por conta da escassez hídrica existe a necessidade de se buscar outras fontes de energia elétrica durante esses períodos. Visando isso, a região Nordeste vem sendo uma das principais produtoras de energias renováveis durante esse período de escassez, sendo que a região bateu um recorde na produção de energia solar no dia 19 de julho de 2021, onde foram gerados 2.211MW, suficiente para suprir 20% da demanda do Subsistema do Nordeste naquele momento [4].

A energia solar centralizada, que são produzidas por grandes usinas, teve um grande aumento, sendo de, aproximadamente, 200% nos últimos três anos. Já a energia solar fotovoltaica distribuída, que é produzida no local de consumo, teve um aumento ainda maior, passando de 2.000%. Somente em 2020, segundo o Ministério de Minas e Energia, o aumento de produção de energia solar foi de 66% no país [4].

O Brasil é um país que possui uma grande vantagem em relação a energia solar, o país registra uma irradiação solar global em níveis altos em todo território brasileiro. Sendo considerado maior que muitos países europeus, onde a geração de energia solar fotovoltaica é bastante disseminada. Apesar de o Brasil possuir condições melhores de produzir energia solar quando comparada aos países da Europa, o país ainda está bem distante dos países europeus em relação a utilização da energia solar fotovoltaica.

Em 2021, nos meses de verão no hemisfério norte, cerca de 10% de toda energia produzida pelos países da União Europeia (UE) tiveram origem de fontes fotovoltaicas. Os países que mais produzem energia solar na Europa são Holanda, Alemanha e Espanha, que juntos representam 16% da geração de energia solar. A Holanda é o líder de produção de energia solar, destacando o crescimento de 7% em 2018 para 17% em 2021 [5] como pode ser visto na Figura 1.3.

Figura 1.3 Evolução de Energia Solar na Europa



Fonte: [5]

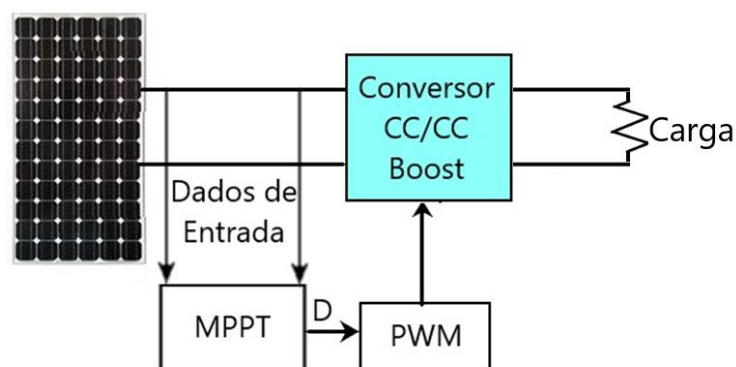
O alto custo da implementação dos painéis fotovoltaicos são um grande impasse que impede a disseminação no Brasil, entretanto, a competitividade acaba tornando os preços mais atrativos para o público, fazendo com que tenha cada vez mais uma redução do seu valor. Foi a partir da Resolução 482/2012 publicada pela ANEEL que regulamentou os sistemas de mini e micro geração distribuída no Brasil, garantindo que os consumidores, sejam eles residenciais, comerciais ou industriais, tenham a possibilidade de produzir a própria energia elétrica de fontes renováveis, como no caso de energia solar, podendo fornecer o excedente para a concessionária [6].

Com isso, a partir de 2012 houve um grande crescimento em módulos solares sendo instalados no Brasil, fazendo com que também houvesse um aumento dos estudos para trazer maior eficiência do sistema, seja no processo de conversão ou no rastreamento do ponto de máxima potência (MPPT, do inglês: *Maximum Power Point Tracking*), com um menor preço.

Os sistemas fotovoltaicos conseguem converter a irradiação solar em energia elétrica, que está em corrente contínua, porém é necessário que seja convertida em corrente alternada para que possa ser utilizado pelas residências, nos comércios ou indústria, para isso é utilizado um sistema conversor, que um sistema conversor, que dependendo da aplicação pode apresentar a associação de um conversor CC-CC a um conversor CC-CA, ou apenas um conversor CC-CA. Esse sistema tem como objetivo fazer com que a tensão de saída seja estável, quando opera de forma isolada, ou quando atua como fonte de corrente controlada quando conectado à rede, além de operar o painel solar próximo do ponto de máxima potência.

Como esse sistema depende de fatores climáticos, como a irradiação solar e a temperatura, existe a necessidade de buscar maneiras de melhorar a busca do MPP, para que o sistema opere na melhor das condições, trazendo maior eficiência ao sistema. A facilidade de implementação e eficiência dessas técnicas de MPPT são fatores importantes para decidir qual método utilizar. Dentre essas técnicas são encontrados o Perturba e Observa (P&O), a Condutância Incremental (CI), a Lógica Fuzzy (FLC), a Rede Neural Artificial (RNA), entre outros. Cada algoritmo apresenta alguma dificuldade na implantação, podendo ser as perdas de energia ou as de potência, ou até mesmo a pouca aplicabilidade e o alto custo [6].

Figura 1.4 Diagrama do Sistema da Busca do MPP



Fonte: Autora

Neste contexto, este trabalho consiste no desenvolvimento e simulação do algoritmo de rastreamento do ponto de máxima potência utilizando inteligência artificial, mais especificamente uma rede neural.

1.2. JUSTIFICATIVA

O uso de módulos fotovoltaicos vem crescendo significativamente nos últimos anos, trazendo uma maior diversidade na matriz energética do Brasil, então deve-se buscar modos de trazer cada vez mais eficiência para o sistema fotovoltaico. Uma das técnicas essenciais para esta finalidade é a utilização de algoritmos que permitem extrair a máxima potência dos painéis fotovoltaicos. Para isso, existem vários métodos de rastreamento do ponto de máxima potência, sendo um dos mais utilizados o método conhecido como P&O, devido a sua simplicidade. Porém, este método apresenta algumas desvantagens como oscilação em torno do ponto de máxima potência e dinâmica lenta, a depender do incremento escolhido, caso o método seja de passo fixo.

Desta forma, é importante explorar outras alternativas, como os métodos que utilizam inteligência artificial. Neste tipo de aplicação, a rede neural apresenta-se como uma boa solução, pois tem capacidade de interpolação entre as variadas condições climáticas, podendo trazer maior eficiência no rastreamento desejado.

1.3. OBJETIVOS

1.3.1. *Objetivo Geral*

O objetivo deste trabalho é implementar um método de rastreamento de ponto de máxima potência baseado em RNA para um sistema fotovoltaico desenvolvido no ambiente de simulação do software MATLAB/Simulink.

1.3.2. *Objetivos Específicos*

- Realizar o projeto de um conversor CC/CC para o painel fotovoltaico escolhido;
- Montar o sistema no simulador e gerar dados para treinamento da rede neural proposta;
- Implementar a RNA para obter o MPP do sistema fotovoltaico;
- Verificar e analisar a eficiência da RNA para obter o MPP do sistema fotovoltaico e comparar com o método P&O.

1.4. ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO:

No Capítulo 1 são apresentadas a contextualização geral sobre a energia fotovoltaica e a motivação da realização deste trabalho, mostrando a importância do estudo de técnica de MPPT.

No Capítulo 2 apresenta com a revisão bibliográfica sobre os módulos fotovoltaicos, suas características e as diferentes topologias, também são apresentados o conversor CC/CC *Boost* e os dois métodos utilizados no trabalho, o P&O e a RNA.

No Capítulo 3 são apresentados o desenvolvimento das simulações, mostrando a modelagem do sistema fotovoltaico, do conversor *Boost* e dos dois métodos utilizados, mostrando os parâmetros utilizados.

No Capítulo 4 são mostrados os resultados obtidos com a metodologia adotada, variando os dados para mostrar o funcionamento dos dois métodos.

No Capítulo 5 são tratadas as conclusões obtidas após realizar a pesquisa e o desenvolvimento das simulações para os dois métodos de rastreamento do ponto de máxima potência.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Neste capítulo é apresentada a revisão teórica sobre os módulos fotovoltaicos, bem como suas características, sobre as associações que são possíveis de serem realizadas e os métodos de MPPT.

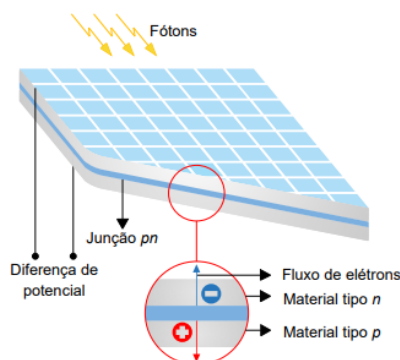
2.1. CONSTRUÇÃO DAS CÉLULAS E MÓDULOS FOTOVOLTAICOS

Para produzir a eletricidade proveniente da energia solar são utilizados os módulos fotovoltaicos, que são compostos por pequenas células fotovoltaicas. A célula fotovoltaica, um dispositivo semicondutor que consegue transformar a luz solar em energia elétrica através do efeito fotovoltaico. Como utilizar apenas uma célula fotovoltaica não é suficiente, as células são agrupadas em série para obter uma tensão maior, criando assim o módulo fotovoltaico [7].

2.1.1. *Células fotovoltaicas*

Uma célula fotovoltaica quando é exposta a uma irradiação proveniente da luz do sol, consegue converter essa energia solar diretamente em energia elétrica [8]. São fabricadas a partir de materiais semicondutores, sendo que o silício (Si) é o material mais utilizado, já que é um dos elementos mais abundantes da natureza, tornando assim o mais viável para que as células sejam fabricadas em larga escala [9]. Em uma célula fotovoltaica existe uma junção entre as duas camadas do semicondutor, conhecidas como região P e a região N, as quais possuem, respectivamente, um excesso de cargas positivas e negativas através da dopagem, que pode ser pela adição de Boro ou Gálio. Os fótons quando colidem com esse dispositivo semicondutor, forçam a ocorrência de uma transferência de elétrons entre as camadas de valência e de condução, criando assim uma corrente elétrica [6]. A Figura 2.1 ilustra essa estrutura.

Figura 2.1 Corte Transversal de um Painel Fotovoltaico



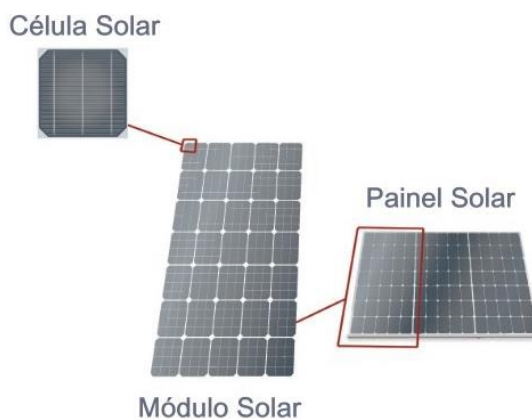
Fonte: [10]

2.1.2. Módulos fotovoltaicos

A tensão obtida pela célula fotovoltaica de silício é de aproximadamente 0,65 V, o que é muito baixa para a maioria das aplicações. Obedecendo às Leis de Kirchhoff, são associadas as células em série, resultando na soma individual das tensões, porém mantendo a corrente, e formando assim o módulo fotovoltaico. Os painéis comerciais mais encontrados no mercado são de 36, 60 ou 72 células fotovoltaicas em seus módulos [11].

A partir dos módulos fotovoltaicos que são construídos os painéis fotovoltaicos, sendo que a maioria apresenta apenas um módulo. Porém, existem casos de painéis com mais de um módulo colocados em paralelo para formar o painel fotovoltaico. A representação do painel solar pode ser vista na Figura 2.2.

Figura 2.2 Representação da Construção de um Arranjo Solar



Fonte: Adaptado de [12]

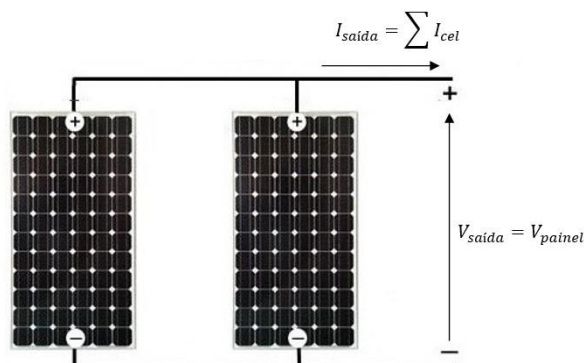
2.2. TOPOLOGIAS DOS PAINÉIS FOTOVOLTAICOS

Os painéis fotovoltaicos tem diferentes topologias para atender os diferentes casos, sendo que os painéis podem ser colocados em paralelo, em série ou de forma mista, uma associação em série e paralelo.

2.2.1. Sistema em paralelo

Na Figura 2.3 é ilustrado uma associação de painéis fotovoltaicos em paralelo. A corrente de saída desse sistema é a somatória das correntes dos painéis. A corrente do painel é a mesma que a da célula, já a tensão de saída é a tensão de um painel, ou seja, o sistema mantém a tensão e aumenta a corrente. Essa topologia geralmente é usada em sistemas de pequeno porte, como em residências. Uma vantagem desse sistema é que se um painel deixar de funcionar, somente ele não irá fornecer energia, os demais estarão funcionando, em contrapartida, esse sistema acentua as perdas por efeito *Joule*.

Figura 2.3 Painéis em Paralelo



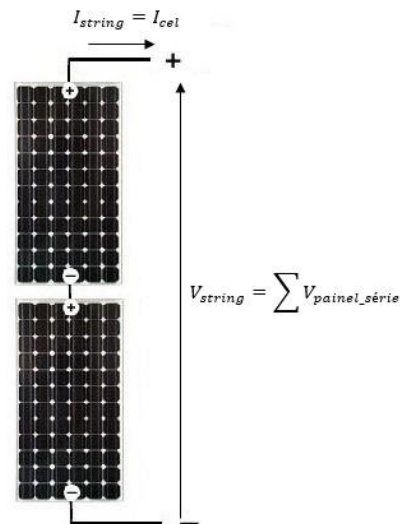
Fonte: Autora

2.2.2. Sistema em série

Na Figura 2.4 é ilustrado uma associação de painéis fotovoltaicos em série, que formam uma *string*. A tensão da *string* desse sistema é a somatória das tensões dos painéis, já a corrente da *string* é a mesma que a corrente do painel, ou seja, o sistema mantém a corrente e aumenta a tensão. Essa topologia geralmente é adotada em sistemas que necessitam de maior a tensão. Esse sistema apresenta uma menor perda por efeito *Joule* que o sistema anterior, porém

caso uma das placas seja obstruída, o sistema não irá fornecer energia. Para que isso não ocorra, podem ser inseridos diodos de *bypass* em paralelo para evitar este problema.

Figura 2.4 Painéis em Série

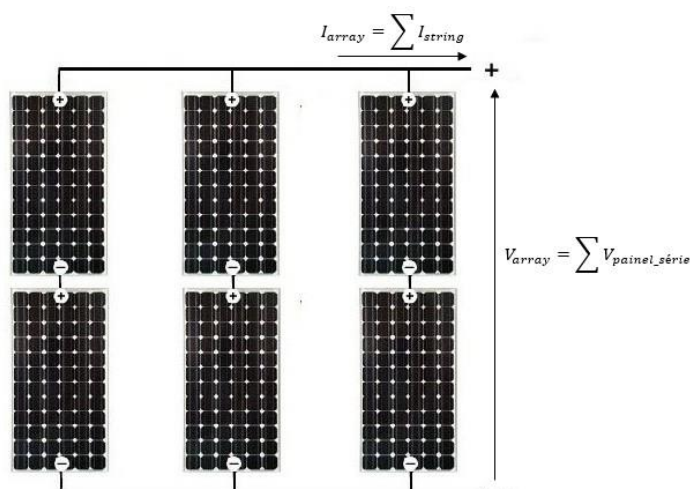


Fonte: Autora

2.2.3. Sistema misto

Existe uma topologia que junta as duas topologias anteriores, sendo ela a topologia mista, onde existe painéis em série e painéis em paralelo, também chamado de *array*, conforme pode ser visto na Figura 2.5. Nesse caso, a tensão da *array* é a somatória da tensão dos painéis em série, já a corrente da *array* é a somatória da corrente das *strings*, ou seja, o sistema aumenta tanto a tensão quanto a corrente.

Figura 2.5 Painéis em Sistema Misto

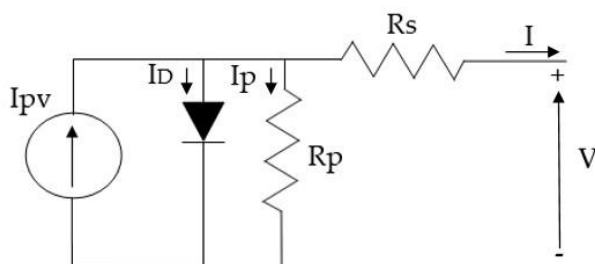


Fonte: Autora

2.3. CIRCUITO EQUIVALENTE DE UMA CÉLULA FOTOVOLTAICA

Como foi mencionado anteriormente, pode-se compreender o funcionamento de uma célula fotovoltaica através de uma junção PN, que ao ser exposta a radiação do sol gera uma corrente elétrica. Com isso é possível representar essa corrente elétrica como uma fonte de corrente que está em paralelo com um diodo, que representa o material semicondutor da célula fotovoltaica. Existem perdas no sistema fotovoltaico, sendo essas perdas representadas por duas resistências, uma é a resistência que está em paralelo R_p que representa as perdas por correntes parasitas e a outra é a resistência em série R_s que representa as perdas dos contatos metálicos, ou seja, as perdas por efeito Joule. Pode-se verificar o circuito descrito na Figura 2.6.

Figura 2.6 Modelo de uma Célula Fotovoltaica



Fonte: Autora

Desta forma pode-se obter a corrente de saída utilizando as Leis de Kirchhoff no circuito acima:

$$I = I_{pv} - I_D - I_P \quad (1)$$

Em que:

I é a corrente de saída.

I_{pv} é a corrente fotovoltaica.

I_D é a corrente do diodo.

I_P é a corrente das perdas do sistema.

A corrente fotovoltaica depende da irradiância e da temperatura, portanto pode ser representada da seguinte forma [12]:

$$I_{pv} = N_p \cdot [I_{sc} + K_i(T - T_r)] \frac{S}{S_r} \quad (2)$$

Onde:

N_p é o número de placas em paralelo.

I_{sc} é a corrente de curto-circuito.

K_i é o coeficiente de temperatura da corrente de curto-circuito.

T é a temperatura do módulo.

T_r é a temperatura de referência (25°C).

S é a irradiância do módulo.

S_r é a irradiância de referência (1000 W/m²).

Pode-se obter a corrente do diodo através da seguinte expressão [12]:

$$I_D = I_o \left[e^{\frac{V+I.R_s}{A.V_t}} - 1 \right] \quad (3)$$

$$I_o = N_p \cdot I_{o,cell} \quad (4)$$

$$V_t = \frac{N_s \cdot k \cdot T}{q} \quad (5)$$

Onde:

I_o é a corrente de saturação reversa do módulo.

q é a carga do elétron ($1,60218 \cdot 10^{-19}$ C).

V é a tensão do módulo.

I é a corrente do módulo.

A é o fator de idealidade da junção (1,3).

k é a Constante de Boltzmann ($1,3806 \cdot 10^{-23}$ J/K).

N_s é o número de células em série.

Por fim, a corrente das perdas é obtida através da seguinte expressão [12]:

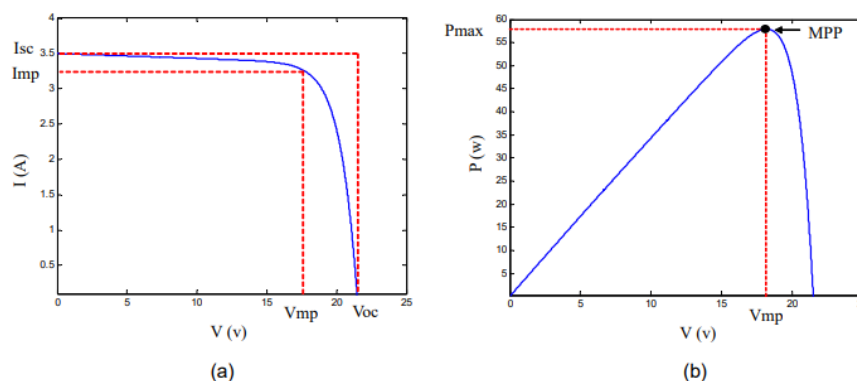
$$I_P = \frac{V+I.R_s}{R_p} \quad (6)$$

2.4. MÉTODOS DE BUSCA DO PONTO DE MÁXIMA POTÊNCIA

Em geral, os módulos fotovoltaicos comerciais atualmente têm eficiência em torno de 20%, podendo variar ligeiramente. Desta forma para obter maior eficiência no sistema fotovoltaico é preciso encontrar um método que busque o MPP com maior precisão, sem que o método eleve o investimento do sistema, buscando sempre trazer uma maior economia. Existem duas curvas que representam o sistema fotovoltaico, sendo elas a curva I-V e a curva P-V. Na Figura 2.7 pode-se observar as curvas características de um painel fotovoltaico genérico. É possível notar que a I_{sc} representa o valor máximo da corrente de

carga (ou corrente de curto-circuito), já V_{oc} representa o máximo valor da tensão do painel fotovoltaico.

Figura 2.7 Curvas I-V e P-V de um Painel Fotovoltaico



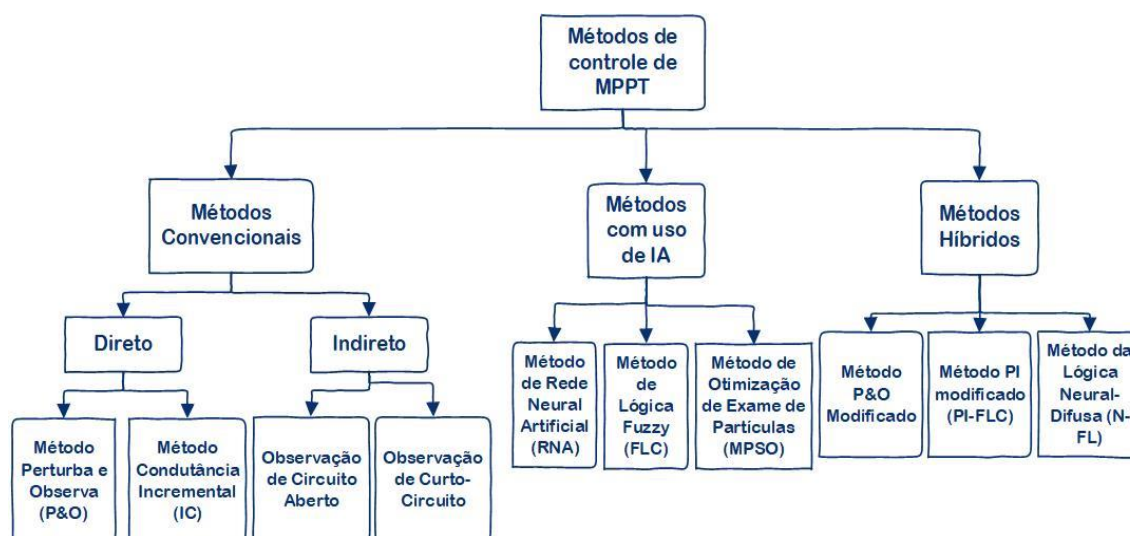
Fonte: [13]

O MPP varia conforme se altera as condições de irradiância e a temperatura, modificando assim as curvas características. Com essa variação é necessária a implementação de um sistema que rastreie e acompanhe a variação do MPP em cada instante de tempo. O MPPT é um algoritmo que consegue controlar o conversor CC/CC para operar sempre no ponto de máxima potência. Em outras palavras, através do MPPT é possível variar o *duty cycle* (D) do conversor, fazendo assim os painéis operarem no MPP.

Os métodos que buscam o MPP variam entre sua complexidade de implementação, da velocidade com que convergem ao valor do MPP, dos custos, dos sensores que serão utilizados, da sua eficiência, entre outros aspectos. Um dos métodos mais utilizados atualmente é o método P&O, mas existem outros métodos que podem ser estudados para trazer maior eficiência, sendo um desses métodos o de RNA [10].

Na Figura 2.8 é possível ver os métodos mais utilizados para realizar a busca do MPP, sendo que os métodos podem ser divididos em 3 principais grupos, o grupo dos métodos convencionais, o grupo do método de IA e o grupo de métodos híbridos. O método de P&O é um método convencional direto, ou seja, esse método de MPPT não precisa de dados do módulo para rastrear, apenas com o algoritmo é possível encontrar o MPP. E o segundo método é o RNA que entra como um dos métodos de IA.

Figura 2.8 Diagrama dos Métodos mais Usados para Controle de MPPT

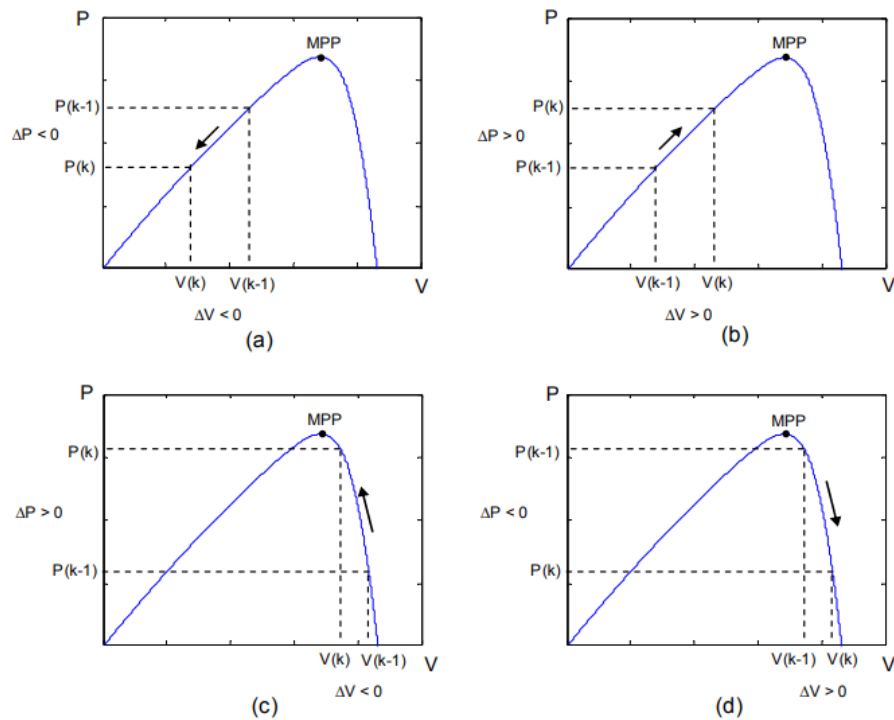


Fonte: Autora

2.5. MÉTODO PERTURBA E OBSERVA (P&O)

O método P&O é um dos métodos mais utilizados para rastrear o ponto de máxima potência por conta de sua fácil implementação. Quando esse sistema está operando é induzida uma perturbação na tensão e em seguida é medido a potência. Caso a potência aumentar, então significa que o ponto de operação está se aproximando do MPP, fazendo com que o sentido da perturbação seja o mesmo que o anterior. Se a potência diminuir, significa que o ponto de operação está se afastando do MPP, com isso a próxima perturbação será no sentido oposto da perturbação anterior. Na Figura 2.9 é possível ver o funcionamento desse método.

Figura 2.9 Casos Possíveis para o Método P&O



Fonte: [13]

A principal desvantagem deste método é que, como a perturbação é contínua, nunca será atingido o MPP de fato, ou seja, o ponto de operação do sistema ficará oscilando em torno do MPP, mas nunca será o MPP. Se a perturbação for pequena, o ponto de operação irá se aproximar mais do MPP, porém isso deixaria o sistema muito lento, fazendo com que demore muito para encontrar o MPP. Métodos mais atuais, derivados do P&O tradicional, utilizam incremento variável para melhorar a precisão e tempo de resposta do sistema.

2.6. REDES NEURAIS ARTIFICIAIS (RNA)

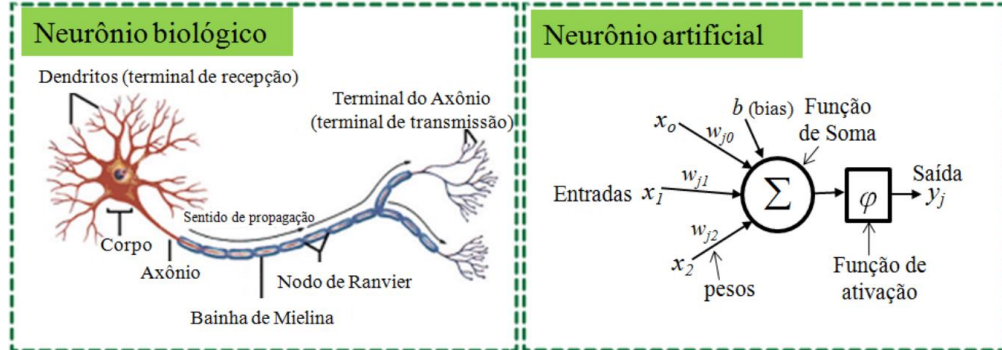
A técnica de redes neurais artificiais se baseia no comportamento das células nervosas biológicas, ou seja, os neurônios artificiais buscam reproduzir a fisiologia de uma rede neural dos seres humanos. As RNAs são basicamente sistemas paralelamente distribuídos, que são compostos por unidades de processamento (nós) interconectados que calculam com base nos valores de entrada, os pesos em cada camada [6].

2.6.1. Estrutura básica: Neurônio

Como dito anteriormente as RNAs buscam reproduzir o comportamento dos neurônios humanos. Na Figura 2.10, é possível ver a semelhança de um neurônio biológico com um neurônio artificial, onde as entradas do neurônio artificial (x_i) são como os dendritos (terminais de recepção) de um neurônio biológico, a função de soma (Σ) representa o corpo do neurônio biológico, a função de ativação (φ) representa a atuação das reações químicas ao longo do neurônio biológico e a saída (y_j) representa os terminais do Axônio. O índice i é o número de entradas da RNA e o índice j é o número de neurônios [14].

Existe também um conjunto de pesos sinápticos (w_{ji}) que representa as conexões sinápticas dos neurônios, ou seja, é onde ocorre o processamento de informações. No neurônio biológico, cada Dendrito possui reações diferentes, podendo ter caráter excitatório ou inibitório ao neurônio pós-sináptico. Os pesos desempenham a disposição excitatório ou inibitória das entradas [14].

Figura 2.10 Neurônio Biológico e Artificial



Fonte: [14]

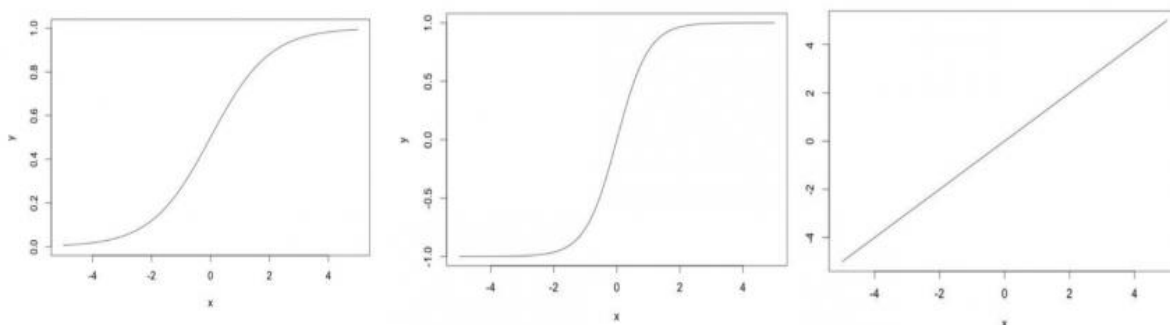
Sendo assim é possível representar matematicamente a saída de um neurônio artificial:

$$y_j = \varphi\left(\sum_{i=1}^N w_{ji} \cdot x_i + b\right) \quad (7)$$

O termo b adicionado ao modelo matemático é o bias ou limiar de ativação. Durante o processo de treinamento, os pesos sinápticos e limiares devem ser ajustados para acontecer o aprendizado do neurônio.

Existem diferentes funções de ativação, na Figura 2.11 é apresentada três tipos, sendo a primeira a função logística sigmoide, a segunda é a função de tangente hiperbólica, e a terceira é a função linear de ativação.

Figura 2.11 Funções de Ativação



Fonte: Autora

A equação 8 representa a função logística sigmoide, que é a mais utilizada por redes neurais que necessitam de ter na saída apenas números positivos, pode ter valores entre 0 e 1.

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (8)$$

A função de tangente hiperbólica é a mais utilizada das funções de ativação, podendo ter valores entre -1 e 1, conforme a equação 9.

$$f(x) = \tanh(x) \quad (9)$$

A equação 10 representa a função linear de ativação, sendo essa a função de ativação mais simples, já que não altera a saída de um neurônio, geralmente é utilizada nas camadas de saída.

$$f(x) = x \quad (10)$$

2.6.2. Arquitetura da RNA

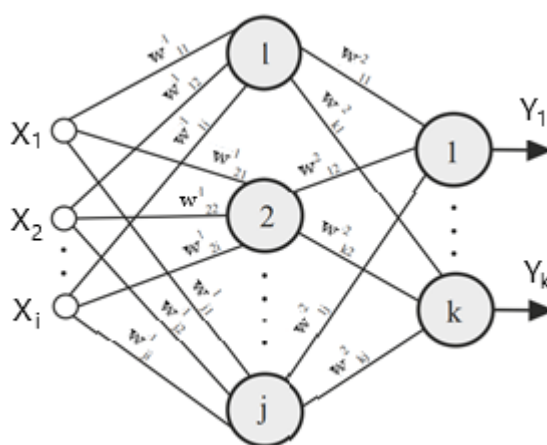
A RNA é formada por três ou mais camadas, sendo elas uma camada de entrada, uma ou mais camadas intermediárias e uma camada de saída. Sendo:

- Camada de entrada: a camada que recebe os dados de entrada. Normalmente as entradas são padronizadas para facilitar as faixas de trabalho nas quais a função de ativação deve atuar, no caso da função logística, cada entrada deve ser normalizada para uma faixa entre [0, 1].
- Camada intermediária ou oculta: a camada é responsável por todo o processamento do conhecimento da rede, onde os neurônios ficam responsáveis por extrair e armazenar o conhecimento advindo do meio externo.
- Camada de saída: a camada que obtém todo o sinal processado pela rede.

Existem diferentes tipos de arquiteturas e de topologias para as RNAs. No caso da arquitetura, ela define, se será necessário ou não o uso de realimentação, ou se terá uma rede de camada simples ou múltipla. Sua topologia define o número de neurônios que cada camada vai possuir, ou o número de camadas ocultas no caso de uma rede de camadas múltiplas [6].

A *Perceptron* de Múltiplas Camadas (PMC) é uma das topologias mais adotadas para rastrear o MPP. As Redes PMC solucionam problemas com entradas e saídas não lineares. A Figura 2.12 representa uma RNA *perceptron* de múltiplas camadas com i entradas, j neurônios na camada oculta e k neurônios na camada de saída.

Figura 2.12 Rede Neural Artificial *Perceptron*



Fonte: Adaptado de [12]

2.6.3. *Treinamento da RNA*

A característica mais importante de uma RNA é a sua capacidade de aprender com base em exemplos, com o objetivo de alcançar o valor de saída desejado ou chegar o mais próximo desse resultado. Para que isso ocorra é necessário que a RNA seja treinada através de um processo iterativo de ajustes que são aplicados aos pesos sinápticos, minimizando assim o erro com o ajuste dos pesos realizado de forma sequencial. O algoritmo *backpropagation* (regra delta generalizada) é um dos algoritmos mais usados para treinamento de uma RNA, sendo que possui dois passos principais [14]:

1. *Forward* (propagação): Nesse passo as amostras de entradas são aplicadas na rede, e as informações são propagadas até a última saída. Os pesos não são ajustados nesse processo.
2. *Backward* (retropropagação): Nesse passo os pesos são ajustados através do desvio do valor desejado do padrão de saída, calculando assim o erro de propagação de volta.

É realizada a iteração repetidamente das amostras de entrada e saída com ajuste dos pesos até que um critério de parada seja atingido. Cada iteração de um conjunto de treinamento com as amostras de entrada e saída é chamado de época, e cada época possui todas amostras de treinamento. Para dizer que a rede teve sucesso em medir comportamentos é utilizado a quantificação do erro quadrático médio [12].

2.6.4. *Validação da RNA*

Após a rede ser treinada e apresentar um erro em um nível aceitável, a RNA deve ser testada para verificar a capacidade de generalização obtida no treinamento. Essa validação deve ser feita com as amostras de entrada e de saída não utilizados no treinamento. Durante a validação, os pesos sinápticos não são ajustados, portanto é utilizada apenas o passo Forward, ou seja, são aplicadas na camada de entrada novas entradas, na camada intermediária são processadas essas novas entradas e na camada de saída apresentam-se os resultados, assim como no treinamento, no entanto sem a retropropagação [6].

2.7. REDES NEURAIS ARTIFICIAIS COMO MÉTODO DE MPPT

As técnicas de Inteligência Artificial (IA) vêm sendo utilizadas por vários pesquisadores para realizar a modelagem e a simulação de sistemas fotovoltaicos. Os pesquisadores Mellit e Kalogirou mostram que a principal técnica de IA utilizada é de RNAs [14]. Esta técnica possui um bom comportamento de saída para rastrear o MPP mesmo quando tem uma grande variação na temperatura e na irradiância, porém, cada sistema fotovoltaico precisará de uma RNA específica [15], já que a rede “aprende” as características dos módulos utilizados.

Existem diferentes variáveis de entrada para uma RNA visando rastrear o MPP de um sistema fotovoltaico. Geralmente são utilizadas a irradiância solar e a temperatura, contudo podem ser usadas outras variáveis presentes no catálogo do fabricante como V_{oc} , I_{sc} , V_{mp} e I_{mp} [14]. Tendo em vista que através de RNAs é possível ter uma precisão maior do MPP, é proposto utilizar essa técnica para aproximar o MMP teórico do arranjo fotovoltaico através da medição de irradiância e temperatura, como dados de entrada da RNA.

2.8. CONVERSORES CC/CC APLICADOS EM MPPT

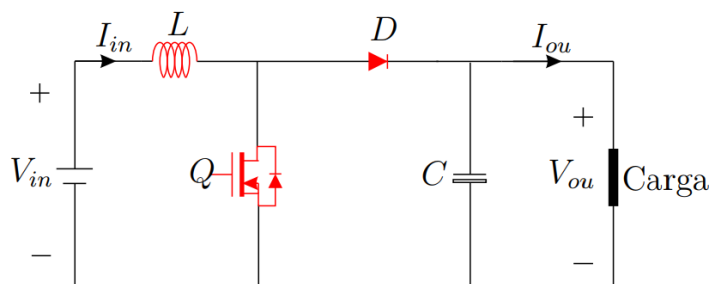
Como dito anteriormente é necessário o uso de um conversor CC/CC para implementar o MPP em sistemas fotovoltaicos. Existem diversos tipos de conversores, sendo eles o *Buck*, o *Boost*, o *Buck-Boost*, o *Cuk*, entre outros. Esses conversores são circuitos que controlam a tensão na saída, através da variação dos tempos de comutação, que é feito pelo transistor, este por sua vez, sendo controlado através de modulação por largura de pulso (PWM – do inglês *Pulse Width Modulation*) [7]. Algumas destas topologias atuam como elevadores de tensão, abaixadores de tensão ou ambos. Tendo em vista as características de cada conversor foi escolhido o conversor *Boost*, que tem a capacidade de elevar a tensão [12].

2.8.1. Modo de operação conversor *Boost*

O conversor *Boost* é um conversor elevador de tensão, onde através do transistor opera de forma chaveada, sendo que é possível determinar a razão de elevação da tensão

(ganho estático) controlando o tempo em que o transistor conduz ou deixa de conduzir. O circuito é composto por um indutor L , um transistor Q , um diodo D e um capacitor C , conforme pode ser visto na Figura 2.13.

Figura 2.13 Topologia do Conversor *Boost*



Fonte: [7]

Se o transistor está conduzindo ($0 \leq t < t_{on}$), o indutor está conectado diretamente a fonte de tensão V_{in} . Com isso a sua corrente cresce linearmente, já o diodo é reversamente polarizado, fazendo com que a carga e o capacitor não sejam atendidos pela fonte de tensão V_{in} . Portanto a carga recebe a tensão do capacitor. Se o transistor está desligado ($t_{on} \leq t < T_s$), o indutor, que está com energia armazenada, transfere energia através do diodo para a carga e o capacitor, com isso a sua corrente decremente linearmente.

Com isso é possível estabelecer três modos de condução do conversor *Boost*, dependendo da corrente de entrada. Se a corrente do indutor não retorna à zero em um ciclo de comutação ele atua no modo de condução contínua (MCC). Se a corrente do indutor atingir o valor zero antes de um ciclo de comutação ele atua no modo de condução descontínua (MDC). Mas caso a corrente do indutor vai à zero e torne a crescer o modo é de condução crítica (MCCR). O modo de operação para obter o MPP será o modo de condução contínua, por causa da necessidade de se ter uma corrente de entrada com a menor variação possível [7].

3. METODOLOGIA E DESENVOLVIMENTO

Neste capítulo, é realizada a modelagem do painel fotovoltaico para implementar no Simulink com os dados de um painel da Kyocera. Também foi feita a modelagem do conversor *Boost*, além das modelagens do algoritmo do método P&O e do método de RNA.

3.1. MODELAGEM DO PAINEL FOTOVOLTAICO

O painel selecionado para o desenvolvimento da modelagem e simulação do sistema fotovoltaico foi o painel KD315GX-LPB, da fabricante Kyocera. Na Tabela 3.1 é possível verificar os valores utilizados para modelagem do painel que é disponibilizado pela própria fabricante. Os dados estão em STC (do inglês *Standard Testing Conditions*) que são as condições padrão de teste, com valores base de irradiância de 1000 W/m² e temperatura de 25 °C.

Tabela 3.1 Dados do Painel Fotovoltaico

Descrição	Variável	Valor
Potência Máxima	Pmp	315W
Tensão de Circuito Aberto	Voc	49,2V
Corrente de Curto-circuito	Isc	8,50A
Tensão de Máxima Potência	Vmp	39,8V
Corrente de Máxima Potência	Imp	7,92A
Número de Células em Série	Ns	80
Número de Células em Paralelo	Np	1
Coeficiente de Isc	Ki	0,061%/°C
Coeficiente de Voc	Kv	-0,36%/°C

Fonte: Autora

Para realizar a simulação de um sistema solar no software PVsyst para ver o comportamento das curvas do sistema são necessários outros parâmetros que não estão presentes no *datasheet* do fabricante da placa solar utilizada, sendo eles a resistência série e a resistência paralela, portanto, é necessário encontrar esses parâmetros. Para isso utilizou-se o

Simulink para obter os valores aproximados das resistências. Na Tabela 3.2 é possível encontrar as resistências utilizadas para realizar a simulação no PVsyst.

Tabela 3.2 Resistências Série e Paralelo

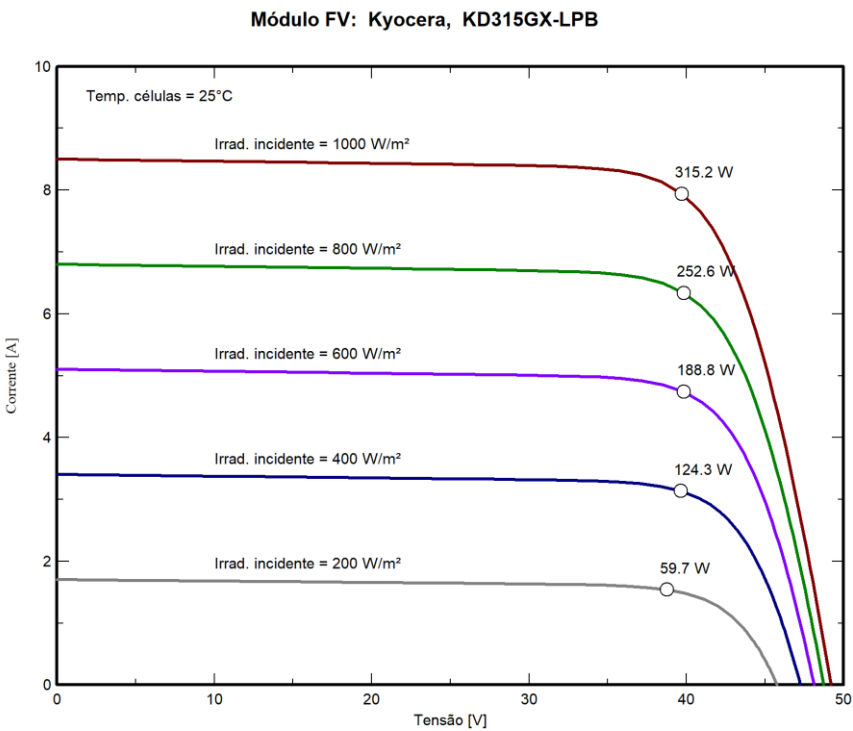
Descrição	Variável	Valor
Resistência Série	Rs	0,42Ω
Resistência Paralelo	Rp	300Ω

Fonte: Autora

3.1.1. Comportamento das curvas com variação de parâmetros

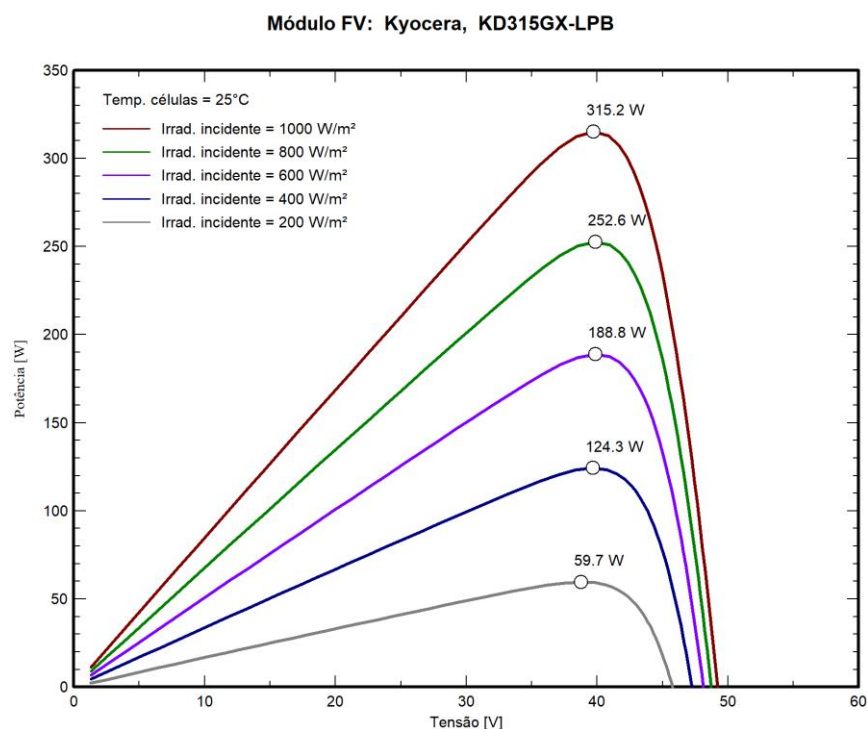
Dentro do PVsyst pode ser encontrados vários gráficos que mostram a influência de alguns parâmetros que podem afetar as curvas características de corrente em função da tensão e potência em função da tensão. Nas figuras 3.1 e 3.2 é possível verificar a influência da irradiância nas curvas.

Figura 3.1 Curva I-V para Variação da Irradiância pelo PVsyst



Fonte: Autora

Figura 3.2 Curva P-V para Variação da Irradiância pelo PVsyst

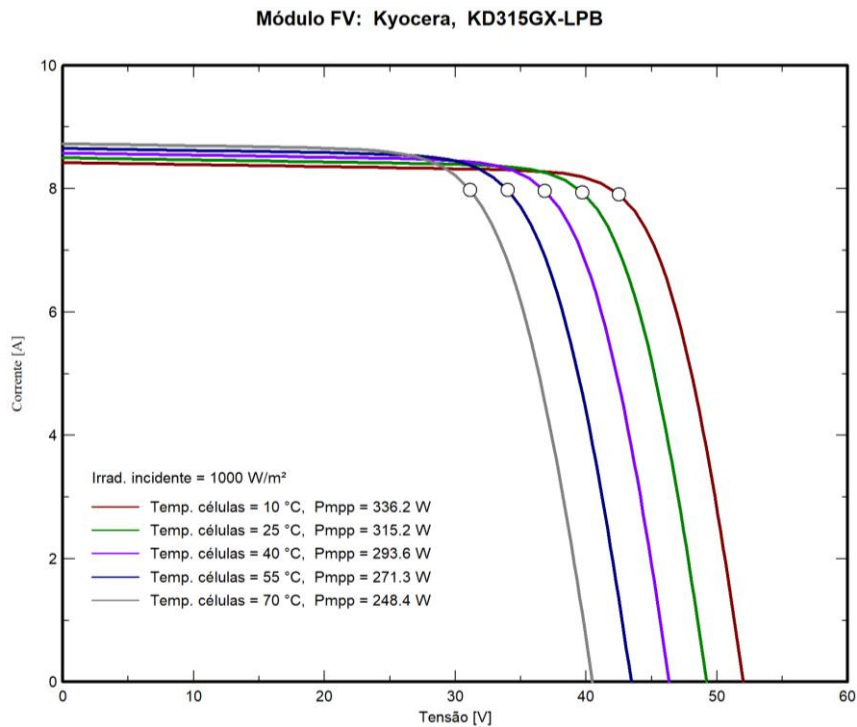


Fonte: Autora

Pode-se observar com essas curvas que a tensão de máxima potência quase não sofre variações independentemente do valor da irradiância, o que altera é o valor da corrente do painel, quanto menor a irradiância menor é a corrente.

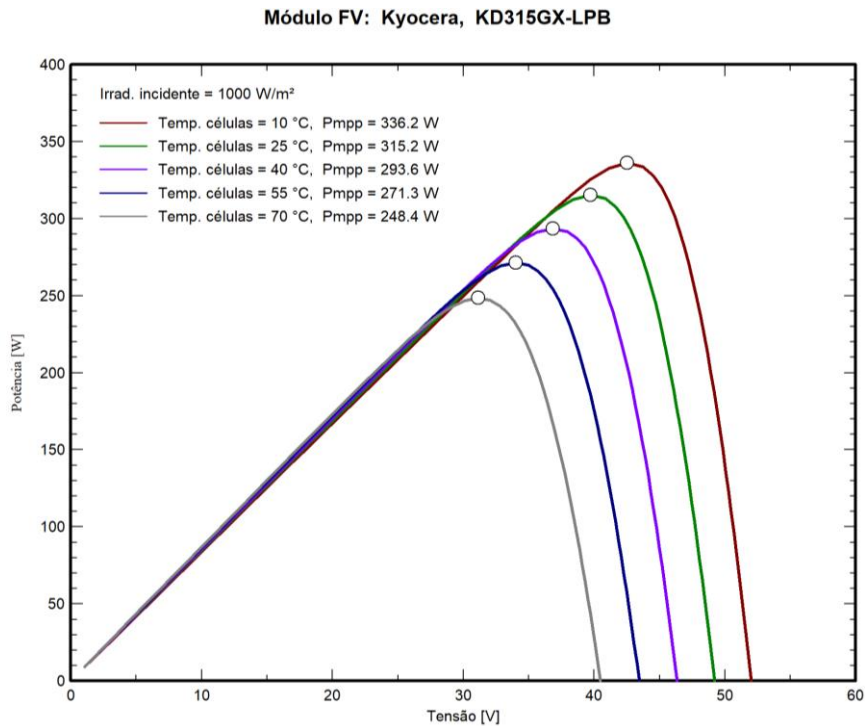
A influência da temperatura no painel está representada nas Figuras 3.3 e 3.4, onde a temperatura é variada de 10 a 70°C. Pode-se notar que a corrente quase não tem variação, já a tensão de máxima potência tem uma variação de acordo com o valor da temperatura, quanto menor a temperatura maior é a tensão. É possível perceber o comportamento dos coeficientes de temperatura, a corrente aumenta num fator de $K_i = 0,061 \text{ } \%/^{\circ}\text{C}$ e a tensão reduz num fator de $K_v = -0,36 \text{ } \%/^{\circ}\text{C}$.

Figura 3.3 Curva I-V para Variação da Temperatura pelo PVsyst



Fonte: Autora

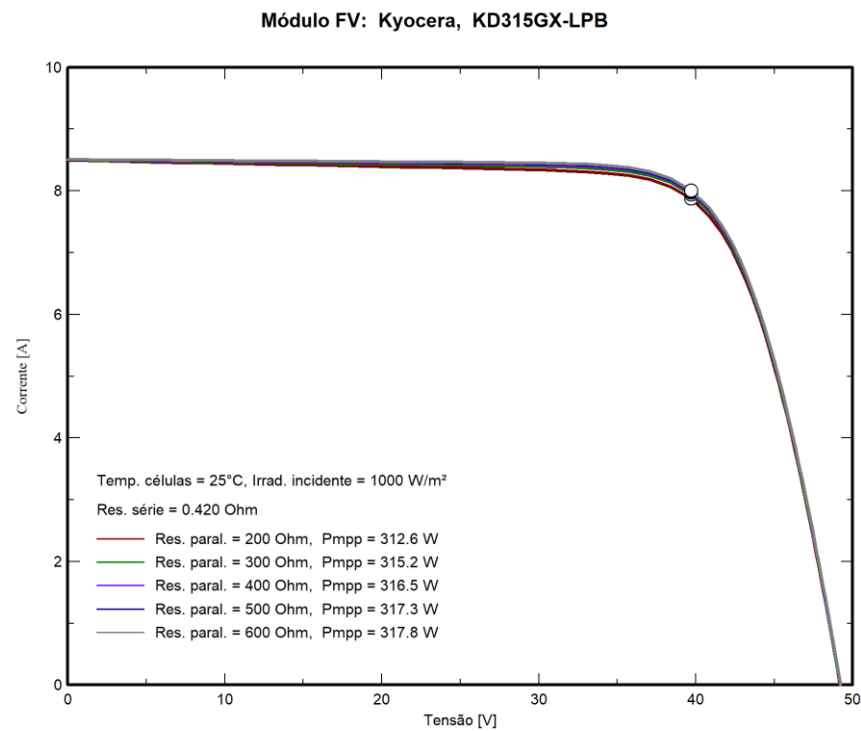
Figura 3.4 Curva P-V para Variação da Temperatura pelo PVsyst



Fonte: Autora

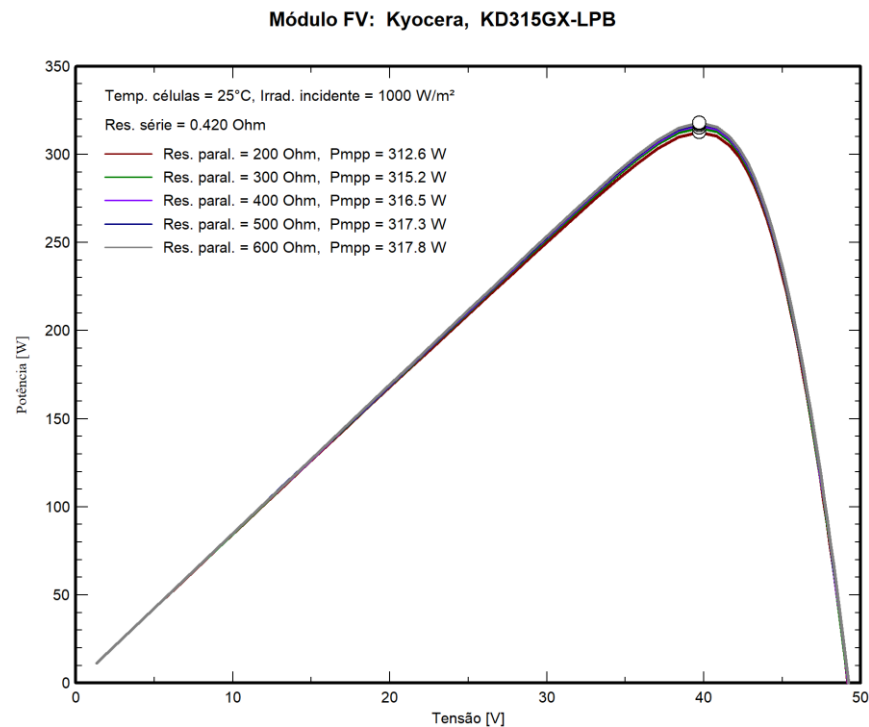
A influência da resistência paralela pode ser vista nas Figuras 3.5 e 3.6, onde percebe-se que a variação de R_p , que foi de 200 a 600 Ω , quase não altera as curvas da corrente em função da tensão e da potência em função da tensão, ou seja, a resistência paralela tem pouca influência na potência gerada.

Figura 3.5 Curva I-V para Variação da Resistência Paralela pelo PVsyst



Fonte: Autora

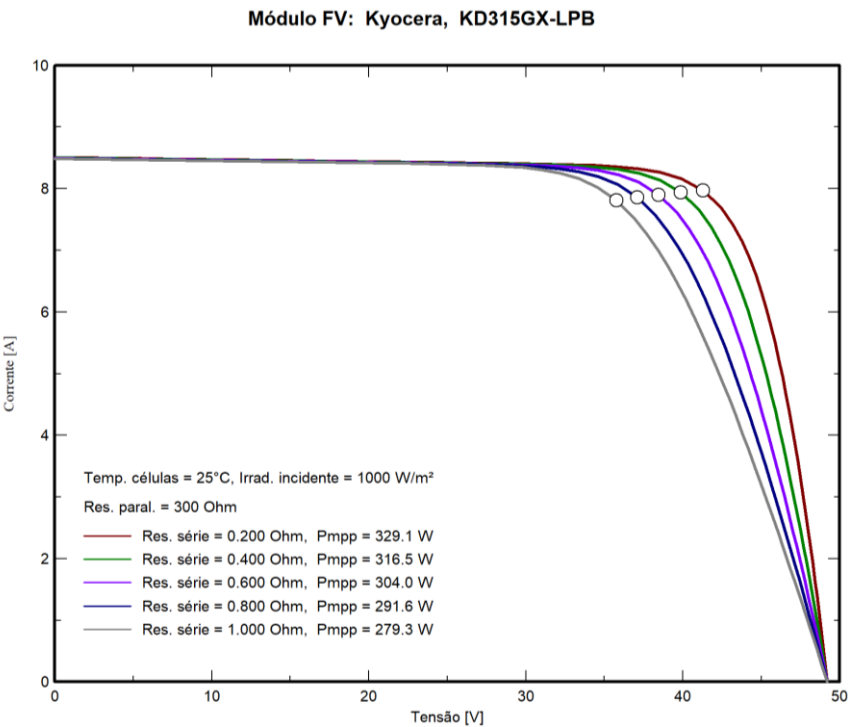
Figura 3.6 Curva P-V para Variação da Resistência Paralela pelo PVsyst



Fonte: Autora

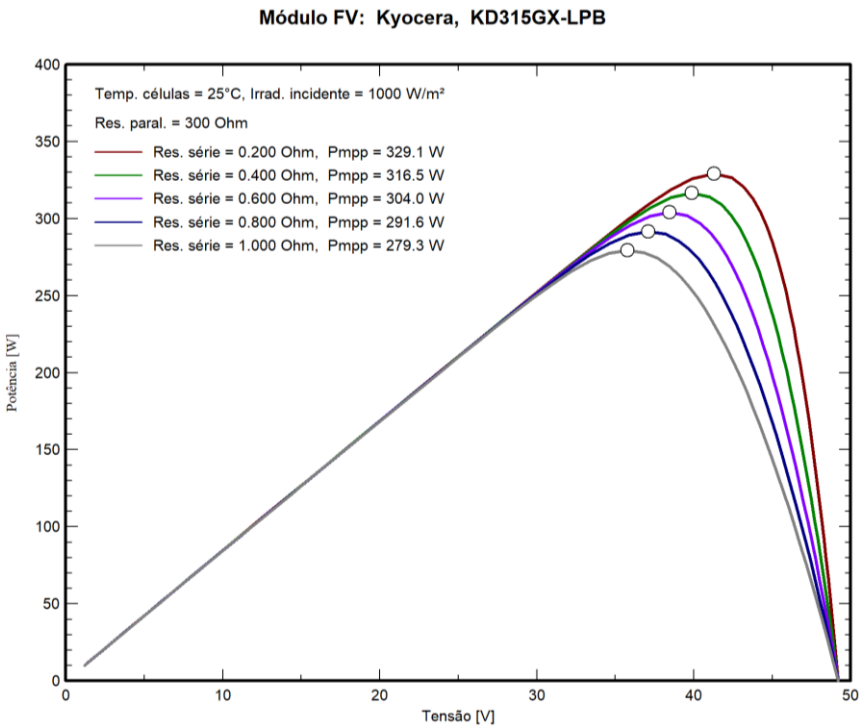
A resistência série é um dos parâmetros que não são disponibilizado pelo fabricante, portanto deve-se estimar o valor dessa resistência. As resistências internas dos painéis têm um impacto na qualidade do painel, os painéis que possuem uma baixa resistência série e uma alta resistência paralela tem uma qualidade mais alta. Nas Figuras 3.7 e 3.8 é possível verificar a influência dos valores da resistência série, quanto maior é o R_s menor é a tensão na máxima potência, trazendo uma redução do rendimento do painel.

Figura 3.7 Curva I-V para Variação da Resistência Série pelo PVsyst



Fonte: Autora

Figura 3.8 Curva P-V para Variação da Resistência Série pelo PVsyst

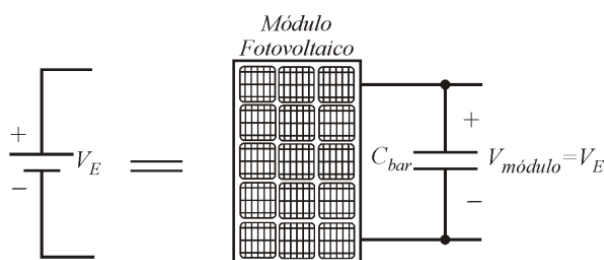


Fonte: Autora

3.2. DETERMINAÇÃO DO CAPACITOR DE ENTRADA

É colocado um capacitor em paralelo ao sistema fotovoltaico para que tenha o comportamento de fonte de tensão, conforme a Figura 3.9. Essa configuração é bastante comum, pois permite o desacoplamento entre módulo e o conversor CC-CC, para minimizar a influência do *ripple* de corrente do conversor na flutuação de tensão do FV. [16].

Figura 3.9 Modelo com Capacitor de Entrada



Fonte: [16]

Quanto maior a capacitância C_{bar} , maior é a inércia da tensão de saída do sistema fotovoltaico, ou seja, o modelo do sistema fotovoltaico estará mais próximo ao comportamento de uma fonte de tensão. Porém, para casos de rastreamento do MPP, a tensão de saída se altera constantemente, necessitando de realização de várias simulações para verificar qual o capacitor adequado para o sistema fotovoltaico. Foram realizadas simulações do painel com o capacitor através do Simulink encontrando assim o valor da capacitância, que foi de $C_{bar} = 330 \mu F$.

3.3. MODELAGEM DO CONVERSOR BOOST

Para realizar a modelagem do conversor *Boost* é necessário adotar parâmetros iniciais do sistema fotovoltaico que será utilizado no trabalho. Para isso é definido que o sistema será composto por 5 conjuntos em paralelo com 3 módulos em série cada, a Tabela 3.3 representa as especificações do sistema para realização da modelagem do conversor.

Tabela 3.3 Dados Para Dimensionamento do Conversor *Boost*

Descrição	Variável	Valor
Potência do Sistema Fotovoltaico	P	4728W
Tensão de Saída	V_o	300V
Tensão de Entrada	V_i	119,4V
Frequência de comutação	F_s	10 kHz
Corrente de Saída	I_o	15,76A
Ondulação de corrente	Δi	0,2
Ondulação de tensão	Δv	0,01

Fonte: Autora

A representação da variação da corrente sobre o indutor Δi_L é representada pelas equações (11) e (12).

$$i_L(t) = \frac{1}{L} \int_0^t V_i dt + i_L(0) \quad (11)$$

$$i_L(t) = \frac{V_i}{L} t + i_L(0) \quad (12)$$

Considerando $t = 0$, a corrente no indutor é mínima $i_L(0) = I_{\min}$, e em $t = D \cdot T_s$, a corrente no indutor é máxima $i_L(D \cdot T_s) = I_{\max}$, com isso obtém-se as equações (13) e (14).

$$I_{\max} = \frac{V_i}{L} D \cdot T_s + I_{\min} \quad (13)$$

$$I_{\max} - I_{\min} = \frac{V_i}{L} D \cdot T_s \quad (14)$$

Como $T_s = \frac{1}{f_s}$ e $\Delta I_L \cdot I_L = I_{\max} - I_{\min}$ tem-se:

$$L = \frac{V_i \cdot D}{f_s (\Delta I_L \cdot I_L)} \quad (15)$$

A corrente do capacitor é expressa pela equação (16):

$$i_c(t) = C \frac{dV_c(t)}{dt} \quad (16)$$

Como no primeiro estágio acontece a variação da tensão no capacitor tem-se:

$$I_o = C \frac{\Delta V}{T_{on}} \quad (17)$$

Como $T_{on} = \frac{D}{f_s}$, resulta em (18):

$$C = \frac{I_o \cdot D}{f_s (\Delta V_o \cdot V_o)} \quad (18)$$

A razão cíclica de chaveamento e a resistência de carga são dados pelas equações (19) e (20).

$$\frac{V_o}{V_i} = \frac{1}{1-D} \quad (19)$$

$$R = \frac{V_o^2}{P} \quad (20)$$

Com as equações (15), (18), (19) e (20) é possível encontrar os valores do ganho, da resistência, do indutor e do capacitor do conversor *Boost*, onde os seus valores podem ser vistos na Tabela 3.4.

Tabela 3.4 Dados do Conversor *Boost*

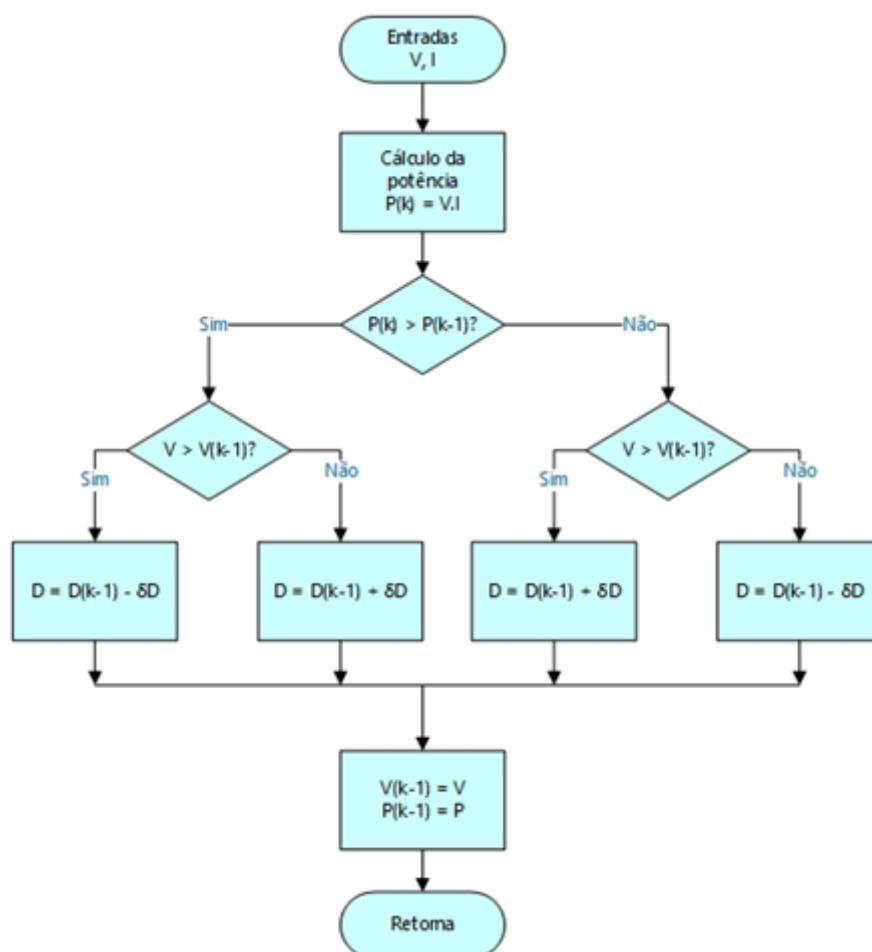
Descrição	Variável	Valor
Razão Cíclica	D	0,6
Resistência do Conversor	R	11,57Ω
Indutância do Conversor	L	2,3mH
Capacitância do Conversor	C	316,27μF

Fonte: Autora

3.4. MODELAGEM DO MÉTODO DE P&O

A Figura 3.10 representa o fluxograma do método P&O. O fluxograma mostra o algoritmo usado neste trabalho (Anexo C), tendo como parâmetros de entrada os valores de tensão e de corrente do painel fotovoltaico que são obtidos através de sensores. O algoritmo escolhido perturba a variável D, outros podem perturbar tensão ou corrente.

Figura 3.10 Fluxograma do Método P&O



Fonte: Autora

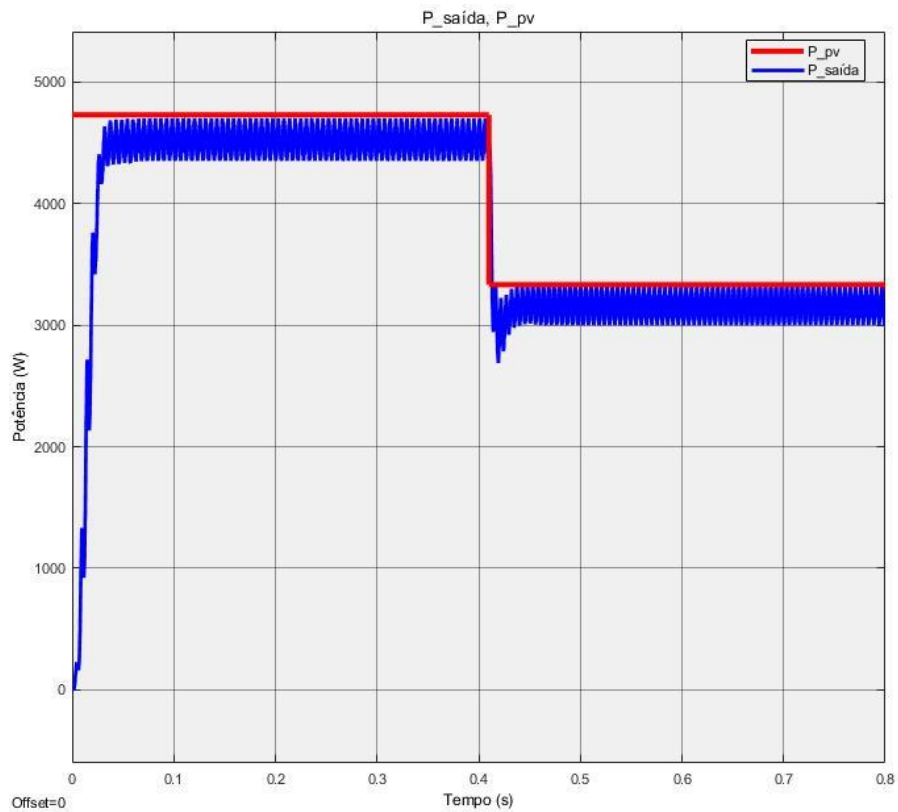
Como pode ser visto no fluxograma acima pode haver um incremento ou decremento do *duty cycle* do conversor. Esse incremento de D (δD) é dado pela seguinte expressão:

$$\delta D = K \quad (21)$$

Se a constante K for muito grande, a resposta transitória será melhor, porém apresentará muitas oscilações em regime permanente. Já no caso de a constante K ser muito pequena levará a um menor erro em regime permanente, porém a resposta será lenta, podendo operar fora do MPP em mudanças rápidas da irradiância e da temperatura. Para realizar a modelagem do P&O foi utilizado uma constante K de 0,0006.

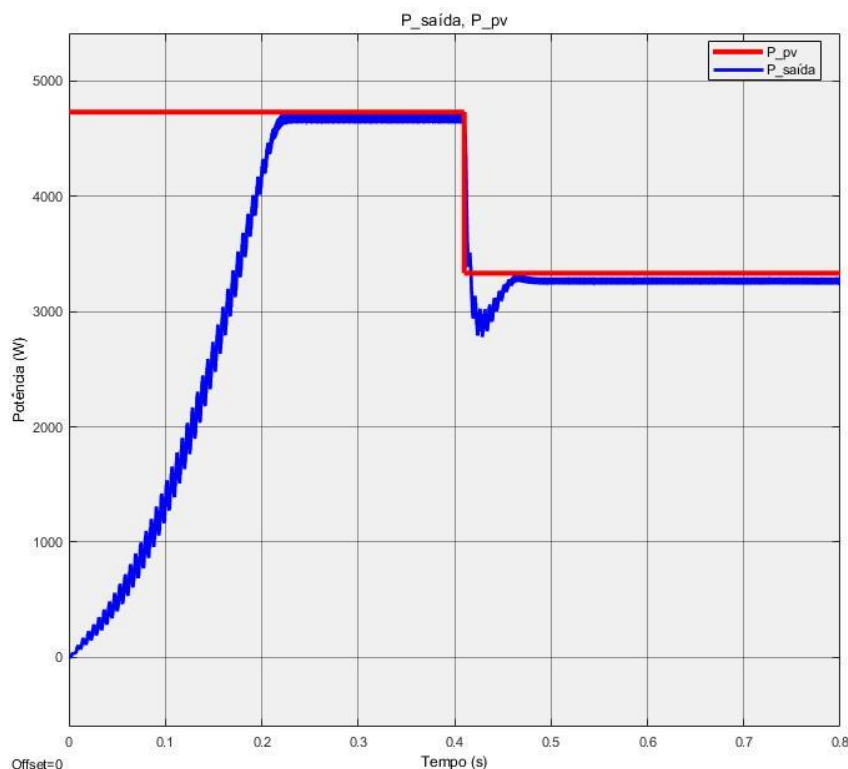
Caso a constante K seja grande, $K=0,0014$, o sistema terá uma resposta mais rápida, porém com maiores oscilações, conforme pode ser visto na Figura 3.11. Caso o K seja pequeno ($K=0,00008$) o sistema terá uma resposta com menor oscilação, porém, o tempo de resposta fica mais lento, conforme pode ser analisado na Figura 3.12.

Figura 3.11 Constante K Grande



Fonte: Autora

Figura 3.12 Constante K Pequena

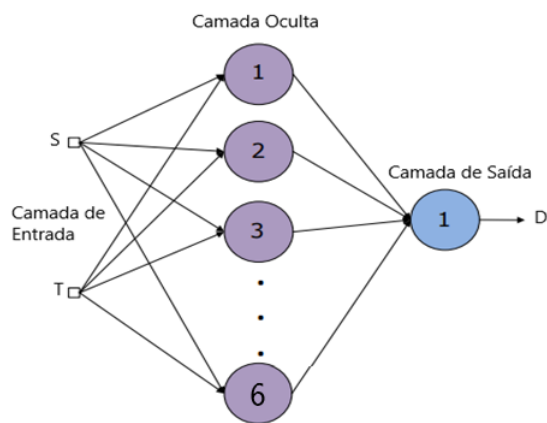


Fonte: Autora

3.5. MODELAGEM DO MÉTODO DE RNA

A implementação do método de RNA, neste trabalho, tem como objetivo estimar o valor do *duty cycle* aplicado ao conversor *Boost* diante das variações da temperatura (T) e da irradiância, sendo uma função do tipo $D = f(S, T)$. Para realizar a modelagem do algoritmo, foi utilizada uma RNA do tipo *perceptron* de múltiplas camadas, ou seja, que possui uma camada de entrada, uma camada oculta e uma camada de saída, sendo que a camada oculta possui seis neurônios. Para definir o número de neurônios foram realizadas diferentes simulações, alterando os números dos neurônios, por tentativa e erro e analisando o comportamento da rede. O número de neurônios foi decidido após a obtenção de um resultado satisfatório para o rastreamento desejado. A Figura 3.13 ilustra o modelo da RNA proposta.

Figura 3.13 Arquitetura da Rede Neural Artificial Utilizada



Fonte: Autora

Para obter os dados para treinamento da RNA, foram variadas as condições de irradiância e temperatura e calculado o valor do *duty cycle* de máxima potência para cada situação. Para gerar a RNA, foram utilizados 1160 dados diferentes, conforme mostra a Tabela 3.5.

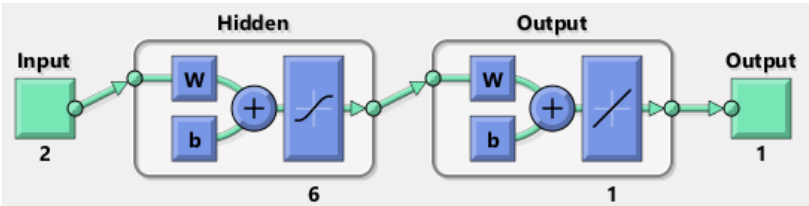
Tabela 3.5 Conjunto de Dados para Treinamento da RNA

G (W/m) \ T (°C)	10	15	...	65
200	0,073	0,077	...	0,111
300	0,253	0,256	...	0,285
...	...	...	...	...
1000	0,596	0,598	...	0,615

Fonte: Autora

Para gerar e treinar a rede de RNA foi utilizado o Toolbox do MATLAB, sendo que a camada oculta teve a função de ativação do tipo tangente hiperbólica, já na camada de saída foi utilizada a função linear de ativação, conforme pode ser visto na Figura 3.14.

Figura 3.14 Rede Neural Artificial Utilizada



Fonte: Autora

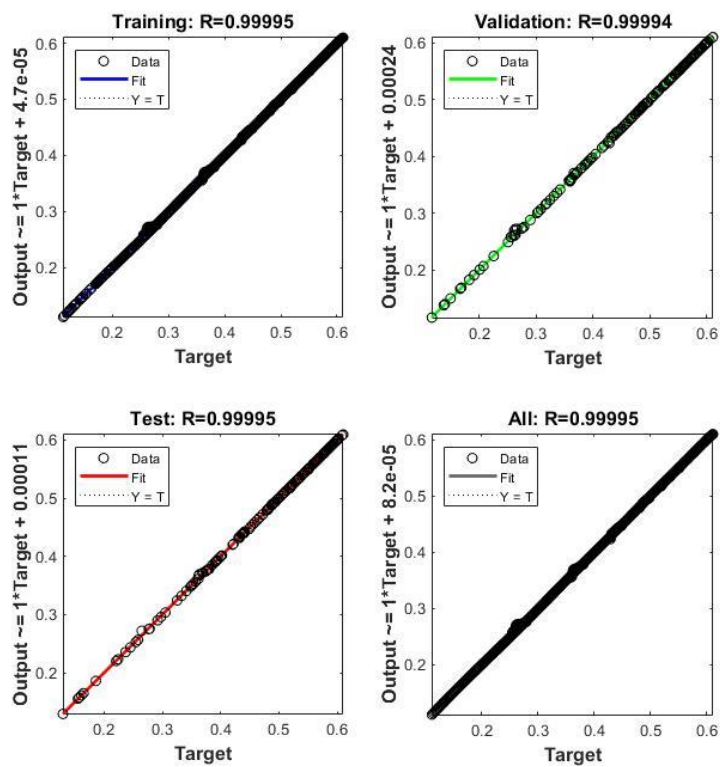
Para realizar o treinamento da RNA, foram utilizados 70% dos dados, o que corresponde a 812 pontos. Para validação e a testagem, foram utilizados 174 dados cada, ou seja, 15% do universo de dados para cada. O erro quadrático médio ficou em torno de $1,5 \cdot 10^{-6}$ utilizando as seis camadas ocultas, conforme pode ser visto na Figura 3.15. A curva de regressão do treinamento, validação, teste e de todos os processos juntos pode ser vista na Figura 3.16.

Figura 3.15 Dados do Treinamento, da Validação e do Teste da RNA

	Samples	MSE	R
Training:	812	1.53568e-6	9.99949e-1
Validation:	174	1.85428e-6	9.99939e-1
Testing:	174	1.20886e-6	9.99952e-1

Fonte: Autora

Figura 3.16 Curva de Regressão da RNA



Fonte: Autora

Após o treinamento da RNA é possível verificar o número de épocas, ou seja, o número de iterações da rede que foi de 358, também é possível obter o tempo que demorou para realizar o treinamento, que foi de 2 segundos. Existe outro dado importante para a RNA, que são os valores dos pesos sinápticos, que pode ser visto na Tabela 3.6.

Tabela 3.6 Pesos Sinápticos

Pesos Sinápticos
0.34830124
0.02047623
0.64077815
0.13198968
-2.76895136
0.02907557

Fonte: Autora

Nota-se que a rede foi capaz de aprender a variação do D diante de variações na temperatura e irradiância, mesmo esta variação sendo não-linear. Desta forma, enquanto o P&O utiliza um incremento constante, pode-se dizer que a rede aplicará incrementos variáveis entre um ponto de operação e outro.

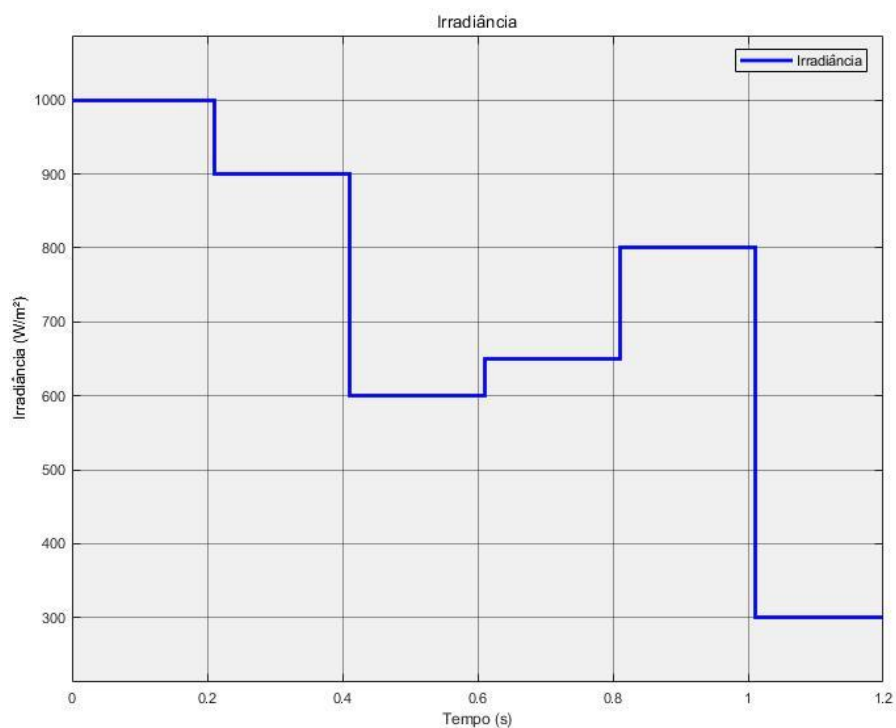
4. RESULTADOS

Neste capítulo são apresentados os resultados de simulações do modelo (Anexos A e B) construído em ambiente Matlab/Simulink para os dois métodos de MPPT utilizados. Para tanto, foram variadas as condições de irradiância e temperatura e avaliada a resposta do sistema em termos de potência.

4.1. VARIAÇÃO DA IRRADIÂNCIA

Para verificar o funcionamento dos métodos P&O e rede neural foram realizadas simulações variando a irradiância e mantendo a temperatura em 25°C. Neste cenário busca-se verificar o desempenho de cada método para o rastreamento do sistema solar escolhido. O perfil de variação da irradiância está representada na Figura 4.1.

Figura 4.1 Variação da Irradiância

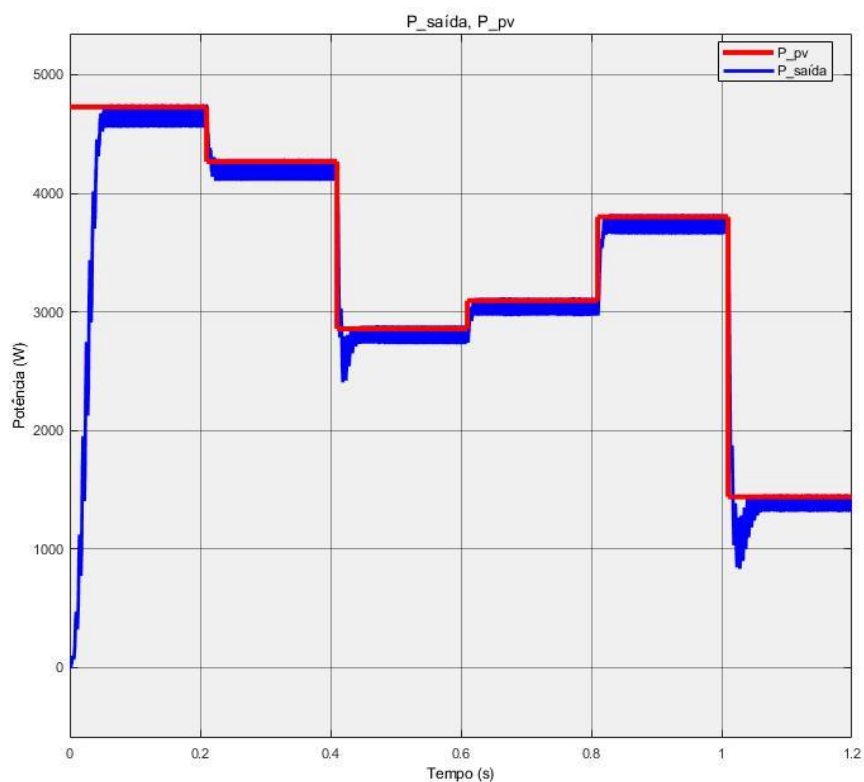


Fonte: Autora

4.1.1. Método de P&O

O resultado da potência drenada do painel utilizando o método P&O é mostrado na Figura 4.2. Como pode ser visto, o método P&O possui uma variação acentuada em torno do ponto de máxima potência, criando uma maior oscilação. Com a utilização deste método, o sistema levou cerca de 60 ms para atingir o primeiro ponto de rastreo. Para verificar se o sistema tem um bom desempenho é utilizado um fator de rastreamento (FR), que indica quanto de energia foi obtida através do MPPT em relação à potência máxima do módulo fotovoltaico. No caso do primeiro teste do método de P&O, o fator foi de 95,17%.

Figura 4.2 Potência de Saída para o Método P&O



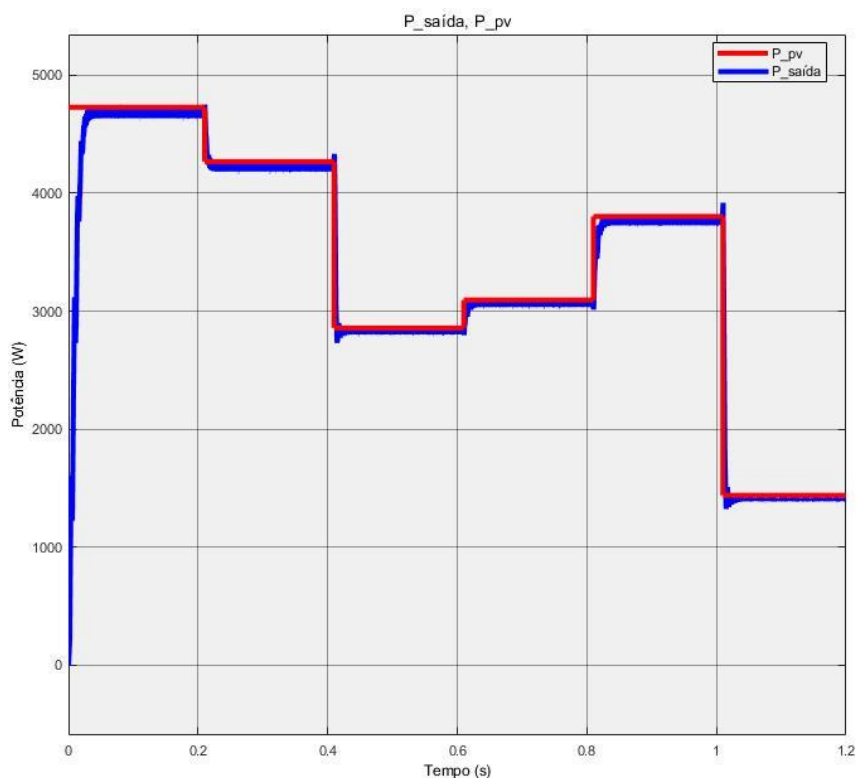
Fonte: Autora

4.1.2. Método RNA

O resultado da potência de saída do conversor *Boost* do método RNA é mostrado na Figura 4.3. O método RNA possui uma menor oscilação em torno do ponto de máxima potência, e ainda, a utilização deste método permitiu o alcance do primeiro ponto de rastreo em 45 ms, indicando uma vantagem em relação ao método P&O. Esse fato também pode ser observado no ponto de redução brusca da irradiância, sendo que o rastreo foi atingido em

apenas 40 ms, ao contrário do método P&O, que demorou 50 ms para tanto. Outra diferença é que com a variação da irradiância o método de RNA não possui undershoot, ao contrário do método de P&O. O fator de rastreamento do primeiro teste de RNA foi maior que o método de P&O, atingindo 97,94%.

Figura 4.3 Potência de Saída para o Método RNA

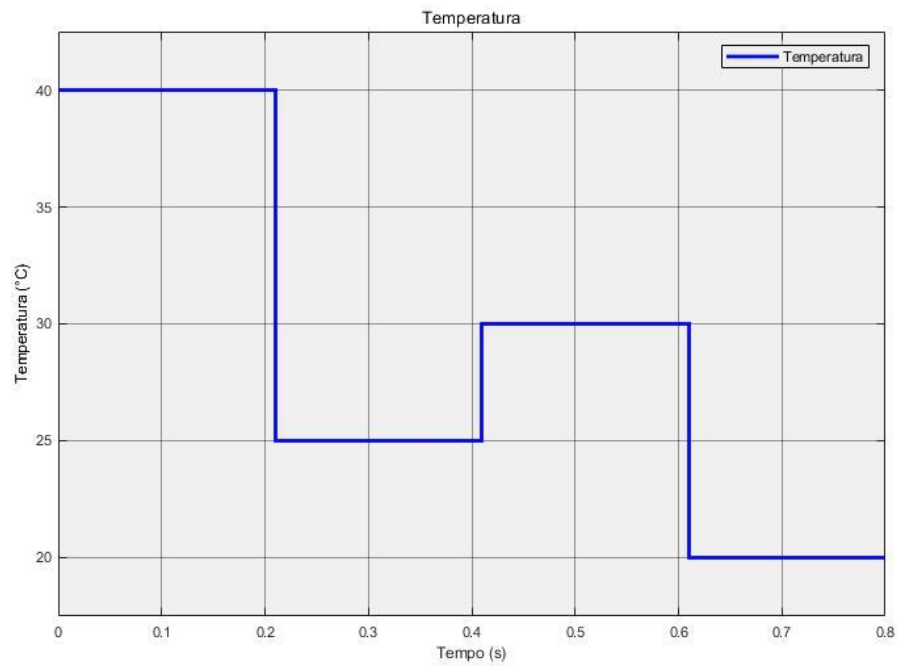


Fonte: Autora

4.2. VARIAÇÃO DA TEMPERATURA E DA IRRADIÂNCIA

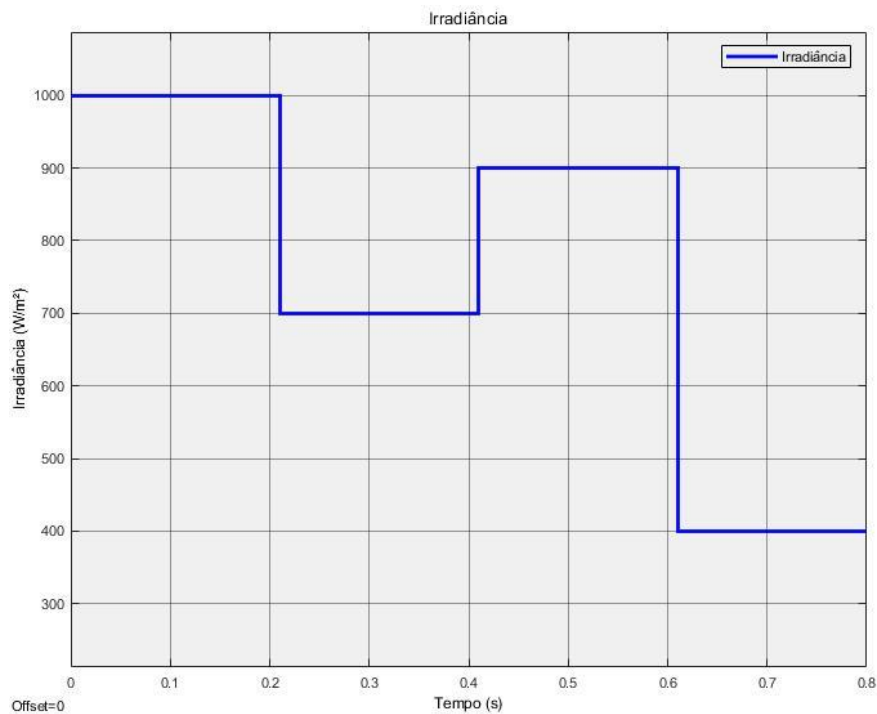
Como a temperatura do painel varia ao longo do dia, uma análise que permite uma visão mais prática da realidade consiste em verificar as respostas dos métodos de MPPT frente à variação em conjunto da temperatura e irradiância. O perfil de temperatura testado considera uma variação de temperatura de 20 °C a 40 °C. Já para a irradiância, foram utilizados valores entre 400 W/m² e 1000 W/m². Ambos os perfis são mostrados nas Figuras 4.4 e 4.5.

Figura 4.4 Variação da Temperatura



Fonte: Autora

Figura 4.5 Variação da Irradiância para a Variação da Temperatura

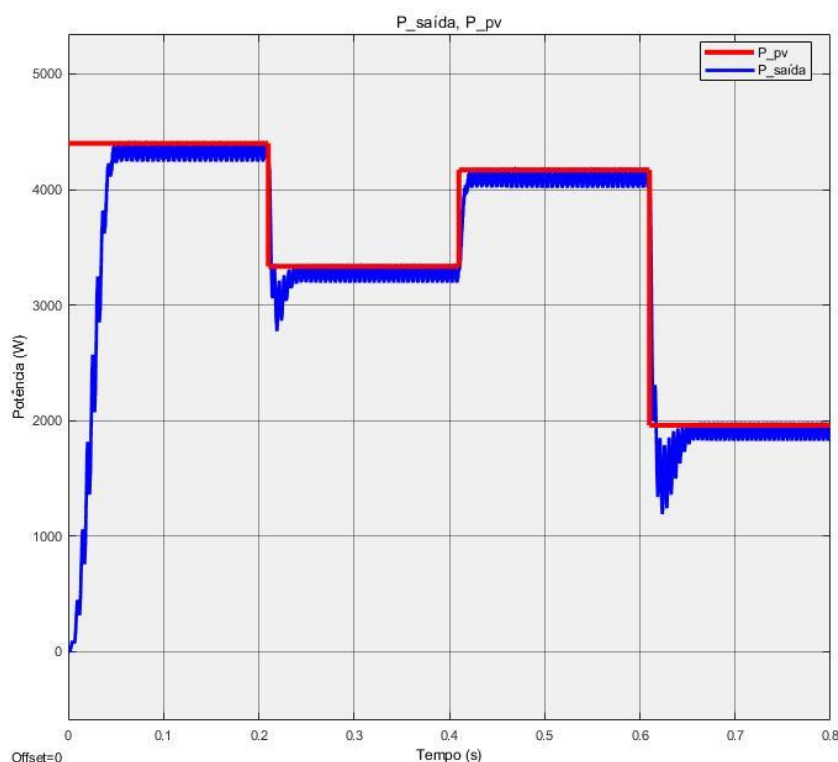


Fonte: Autora

4.2.2. Método de P&O

Assim como no caso de variação de irradiância, o método P&O para o caso de variação de temperatura e variação de irradiância consegue rastrear de maneira satisfatória o ponto de máxima potência apresentando ainda certa oscilação em torno do ponto de máxima potência, conforme pode ser visto na Figura 4.6. No segundo teste do método de P&O o fator de rastreamento foi de 93,96%.

Figura 4.6 Potência de Saída do P&O para Variação de Temperatura e Irradiância

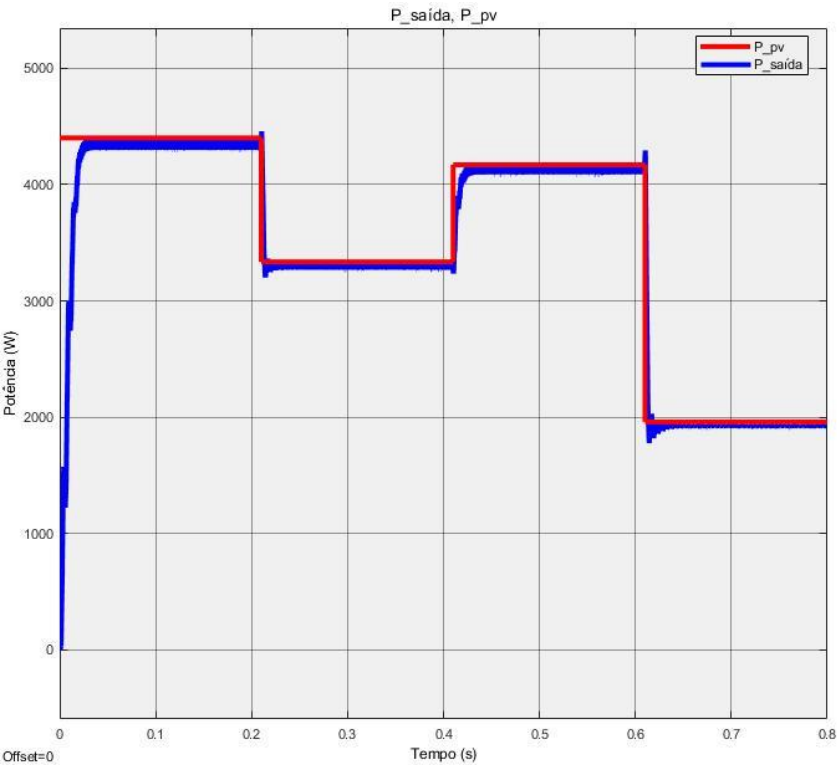


Fonte: Autora

4.2.3. Método de RNA

Na Figura 4.7 é possível verificar a curva de rastreamento do ponto de máxima potência com as variações de temperatura e irradiância do método RNA. Observa-se que o sistema de RNA consegue apresentar um erro menor que o método P&O na busca do ponto de máxima potência, além de apresentar menores oscilações. O método de rastreamento que utiliza a RNA apresenta também um menor tempo para o rastreamento do primeiro ponto máximo. Para o segundo teste do método de RNA obteve um fator de rastreamento de 97,48%, maior que do método P&O.

Figura 4.7 Potência de Saída do RNA para Variação de Temperatura e Irradiância



Fonte: Autora

5. CONCLUSÕES GERAIS

A busca por métodos de rastreo do ponto de máxima potência de sistemas fotovoltaicos, que sejam mais eficientes e confiáveis, é vital para a continuidade do desenvolvimento da tecnologia, tendo em vista que a utilização de energia solar vem crescendo consideravelmente.

Nesse trabalho foram simulados dois métodos de rastreamento de ponto de máxima potência para painéis solares, sendo um deles convencional, o P&O, e o outro um sistema baseado em RNA. O sistema modelado é composto por cinco arranjos de três módulos em paralelo cada, tendo um conversor CC/CC *Boost* para obter o ponto de máxima potência.

O método P&O apesar de ser muito utilizado e apresentar ótimos resultados para o rastreo do ponto de máxima potência, muitas vezes apresenta acentuada oscilação em torno do ponto de máxima potência, além de ter uma resposta mais lenta para variações bruscas de temperatura e de irradiância.

O método de RNA se mostrou trabalhoso, tendo a necessidade de realizar várias simulações para obter os dados de entrada, G e T , e a resposta do *duty cycle* para essas variações, pois é sabido que para o bom funcionamento de uma rede neural, é necessária uma grande amostra de dados. A topologia utilizando seis neurônios na camada oculta foi suficiente para obter um erro quadrático médio aceitável. Como o *duty cycle* não tem uma resposta linear frente às variações de temperatura e irradiância, o método RNA consegue trazer uma boa resposta, já que esse método é capaz de modelar características não lineares. As simulações demonstram que a RNA conseguiu obter resultados satisfatórios para o rastreo da MPP, tendo resposta rápida, precisa e com menor oscilação no ponto de máxima potência quando comparada ao método de P&O convencional aplicado ao mesmo modelo.

Nesse projeto não foram levados em consideração os custos de implementação de cada método apresentado. Deve ser observado, por exemplo, que para a implementação prática do método de RNA existe a necessidade da utilização de sensores para medição da temperatura e da irradiância, uma vez que tais dados compõem as informações de entrada da

rede. Além disso, para cada tipo de painel deverá ser realizado um novo treinamento da RNA, pois a rede aprende o comportamento específico de cada painel.

Por fim, pode-se citar algumas possibilidades de trabalhos futuros relacionados ao tema deste trabalho. Uma delas é a comparação experimental de desempenho entre os dois métodos avaliados, inclusive com a utilização de dados reais de variação de temperatura e irradiância medidos ao longo do dia. Outra possibilidade é a avaliação do comportamento da rede para dados estimados da temperatura ou da irradiância na entrada, ao invés de se utilizar sensores. Além disso, uma pesquisa complementar seria a comparação dos métodos já estudados com outros métodos de MPPT.

6. REFERÊNCIAS

- [1] MINISTÉRIO DE MINAS E ENERGIA (Brasil). Empresa de Pesquisa Energética. Matriz Energética e Elétrica. In: **Matriz Energética e Elétrica**. Brasil, 2021. Disponível em: <https://www.epe.gov.br/pt/abcdenergia/matriz-energetica-e-eletrica>. Acesso em: 26 out. 2021.
- [2] GOVERNO DO BRASIL (Brasil). Entenda como a matriz elétrica brasileira está mudando: Usinas híbridas, que utilizam mais de um tipo de fonte de geração de energia elétrica, têm ganhado espaço. In: **Entenda como a matriz elétrica brasileira está mudando**: Usinas híbridas, que utilizam mais de um tipo de fonte de geração de energia elétrica, têm ganhado espaço. Brasil, 30 ago. 2021. Disponível em: www.gov.br/pt-br/noticias/energia-minerais-e-combustiveis/2021/08/entenda-como-a-matriz-eletrica-brasileira-esta-mudando. Acesso em: 7 set. 2021.
- [3] EMPRESA BRASIL DE COMUNICAÇÃO (Brasil). Agência Brasil. Aneel cria nova bandeira tarifária, e conta de luz fica mais cara: Custo de 100 kilowatt-hora passará de R\$ 9,49 para R\$ 14,20 até abril. In: VILELA, Pedro Rafael. **Aneel cria nova bandeira tarifária, e conta de luz fica mais cara**: Custo de 100 kilowatt-hora passará de R\$ 9,49 para R\$ 14,20 até abril. Brasil, 31 ago. 2021. Disponível em: <https://agenciabrasil.ebc.com.br/economia/noticia/2021-08/aneel-cria-nova-bandeira-tarifaria-e-counta-de-luz-fica-mais-cara>. Acesso em: 7 set. 2021.
- [4] GOVERNO DO BRASIL (Brasil). Região Nordeste bate recorde na geração de energia eólica e solar: A geração instantânea foi suficiente para atender a 20% da demanda do Subsistema do Nordeste no momento. In: VILELA, Pedro Rafael. **Região Nordeste bate recorde na geração de energia eólica e solar**: A geração instantânea foi suficiente para atender a 20% da demanda do Subsistema do Nordeste no momento. Brasil, 27 jul. 2021. Disponível em: <https://www.gov.br/casacivil/pt-br/assuntos/noticias/2021/julho/regiao-nordeste-bate-recorde-na-geracao-de-energia-eolica-e-solar>. Acesso em: 7 set. 2021.
- [5] EMBER (European). EU solar power hits new record peak this summer. In:

- BROADBENT, Hannah. **EU solar power hits new record peak this summer**. European, 18 ago. 2021. Disponível em: <https://ember-climate.org/commentary/2021/08/18/eu-solar-power-hits-new-record-peak-this-summer/>. Acesso em: 7 set. 2021.
- [6] SEVERO, Luana Barcelos. **Rastreamento de máxima potência através de redes neurais artificiais aplicado a um sistema fotovoltaico conectado à rede**. 2019. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharel em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal do Pampa, Alegrete, 2019.
- [7] GIL, Gloria Milena Vargas. **Estudo, Simulação e Implementação de um Sistema Fotovoltaico de Baixa Potência usando Controle por Modos Deslizantes**. 2019. Dissertação (Doutorado em Engenharia Elétrica) - Escola Politécnica da Universidade Federal de São Paulo, São Paulo, 2019.
- [8] ZILLES, Roberto E et al. **Sistemas Fotovoltaicos Conectados à Rede Elétrica**. São Paulo: Editora de Textos, p. 13, 2012.
- [9] REIS, Laiz Rocha de Deus. **Determinação de parâmetros de módulos fotovoltaicos utilizando o método de newton raphson e algoritmos genéticos**. 2018. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2018.
- [10] NOVAIS, Hiago Henrique Borigoto de. **Análise e implementação de técnicas de rastreamento do ponto de máxima potência para sistemas fotovoltaicos**. 2016. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Engenharia Elétrica), Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Pato Branco, 2016.
- [11] PORTAL SOLAR (Brasil). **Célula fotovoltaica: Veja como funciona uma célula fotovoltaica e quais os cuidados que você precisa ter antes de comprar**. In: **Célula fotovoltaica: Veja como funciona uma célula fotovoltaica e quais os cuidados que você precisa ter antes de comprar**. Brasil, 2020. Disponível em: <https://www.portalsolar.com.br/celula-fotovoltaica.html>. Acesso em: 11 set. 2021.
- [12] CARPES, Felipe da Cunha. **Rastreamento de máxima potência fotovoltaica através de redes neurais artificiais perceptron multicamadas**. 2017. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal do Pampa, Alegrete, 2017.
- [13] SEGUEL, Julio Igor López. **Projeto de um sistema fotovoltaico autônomo de suprimento de energia usando técnica MPPT e controle digital**. 2009. Dissertação

(Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2009.

[14] NOVAIS, Hiago Henrique Borigoto de. **Análise e implementação de técnicas de rastreamento do ponto de máxima potência para sistemas fotovoltaicos**. 2016.

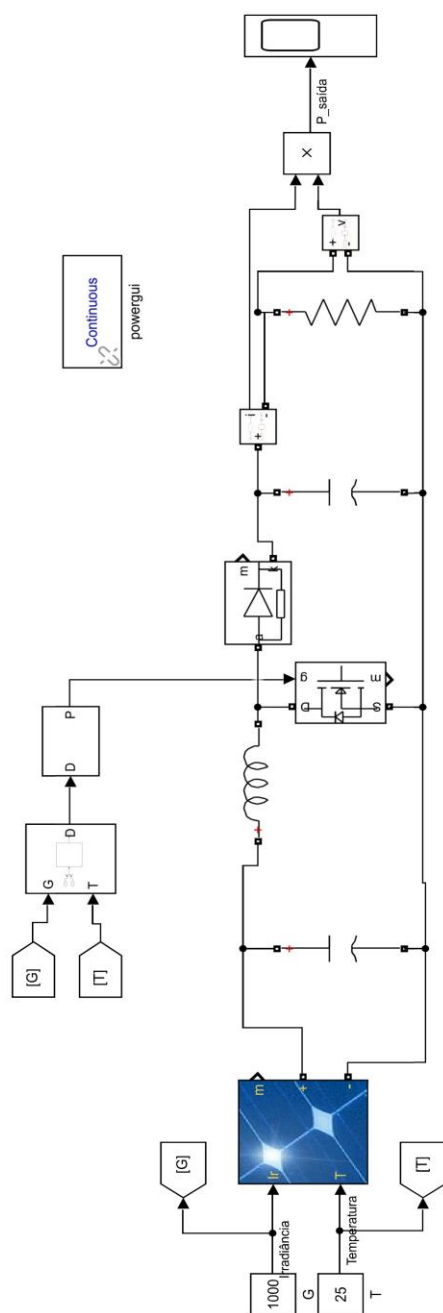
Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Engenharia Elétrica) - Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Pato Branco, 2016.

[15] FARIA, Waltenir Alves de. **Estudo do sombreamento parcial em módulos fotovoltaicos através da resistência série e das redes neurais artificiais**. 2014. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2014.

[16] REMES, Chrystian Lenon. **Caracterização por simulação numérica de painéis fotovoltaicos e método de rastreamento do máximo ponto de potência baseado em redes neurais artificiais**. 2013. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Engenharia Elétrica) - Universidade do Estado de Santa Catarina, Joinville, 2013.

[17] COELHO, Roberto Francisco. **Estudo dos conversores buck e boost aplicados ao rastreamento de máxima potência de sistemas solares fotovoltaicos**. 2008. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2008.

Anexo B – Modelo de Simulação do Método RNA



Anexo C – Código do Método P&O

```
function D = PeO(V,I)

persistent Vold

persistent Pold

persistent Dold

if isempty(Vold)

    Vold = 0;

end

if isempty(Pold)

    Pold = 0;

end

if isempty(Dold)

    Dold = 0.95;

end

D = Dold;

P=V*I;

if (P-Pold)>0

    if (V-Vold)>0

        D = Dold - 0.0006;

    elseif (V-Vold)<0

        D = Dold + 0.0006;
```

```
    end

elseif (P-Pold)<0

    if (V-Vold)>0

        D = Dold + 0.0006;

    elseif (V-Vold)<0

        D = Dold - 0.0006;

    end

end

end

if D<=0

    D=0;

elseif D>=0.95

    D=0.95;

end

Vold = V;

Pold = P;

Dold = D;
```