INSTITUTO FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO
BACHARELADO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

ANA CAROLINA CARVALHO CASSIANO

COMPARAÇÃO DE MÉTODOS DE ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS DE CURVAS CARACTERÍSTICAS DE MÓDULOS FOTOVOLTAICOS PARA USO EM UM EMULADOR FOTOVOLTAICO DE BAIXO CUSTO

Guarapari
2023

ANA CAROLINA CARVALHO CASSIANO

COMPARAÇÃO DE MÉTODOS DE ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS DE CURVAS CARACTERÍSTICAS DE MÓDULOS FOTOVOLTAICOS PARA USO EM UM EMULADOR FOTOVOLTAICO DE BAIXO CUSTO

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à Coordenadoria do Curso de Engenharia Elétrica do Instituto Federal do Espírito Santo - Campus Guarapari, como requisito parcial para a obtenção do título de bacharel em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Me. Bruno Neves Amigo

Coorientadora: Profa. Ma. Netalianne Mitchelle Fagundes Heringer

Guarapari

2023

(Biblioteca do Campus Guarapari)

C345c Cassiano, Ana Carolina Carvalho.

Comparação de métodos de estimação de parâmetros de curvas características de módulos fotovoltaicos para uso em um emulador fotovoltaico de baixo custo / Ana Carolina Carvalho Cassiano. - 2023.
74 f. : il.

Orientador: Bruno Neves Amigo
Coorientador: Netalianne Mitchelle Fagundes Heringer

TCC (Graduação) Instituto Federal do Espírito Santo, Campus Guarapari, Engenharia Elétrica, 2023.

1. Sistemas fotovoltaicos. 2. Estimação de parâmetros. 3. Emuladores. 4. Modelos matemáticos. I. Amigo, Bruno Neves. II. Heringer, Netalianne Mitchelle Fagundes. III.Título IV. Instituto Federal do Espírito Santo.

CDD: 621.3

Bibliotecário/a: Rosilene Supriano de Jesus Rosa nº CRB6-ES 627

ANA CAROLINA CARVALHO CASSIANO

COMPARAÇÃO DE MÉTODOS DE ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS DE CURVAS CARACTERÍSTICAS DE MÓDULOS FOTOVOLTAICOS PARA USO EM UM EMULADOR FOTOVOLTAICO DE BAIXO CUSTO

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à Coordenadoria do Curso de Engenharia Elétrica do Instituto Federal do Espírito Santo - Campus Guarapari, como requisito parcial para a obtenção do título de bacharel em Engenharia Elétrica.

Aprovado em 27 de Junho de 2023

COMISSÃO EXAMINADORA

Documento assinado digitalmente
gov.br
BRUNO NEVES AMIGO
Data: 07/07/2023 12:43:01-0300
Verifique em https://validar.iti.gov.br

Prof. Me. Bruno Neves Amigo
Instituto Federal do Espírito Santo
Orientador

Documento assinado digitalmente
gov.br
NETALIANNE MITCHELLE FAGUNDES HERII
Data: 10/07/2023 10:55:01-0300
Verifique em https://validar.iti.gov.br

Profa. Ma. Netalianne Mitchelle Fagundes Heringer
Instituto Federal do Espírito Santo
Coorientadora

Documento assinado digitalmente
gov.br
LEONARDO DE ASSIS SILVA
Data: 07/07/2023 21:48:28-0300
Verifique em https://validar.iti.gov.br

Prof. Me. Leonardo de Assis Silva
Instituto Federal do Espírito Santo
Examinador

Documento assinado digitalmente
gov.br
WAGNER TEIXEIRA DA COSTA
Data: 10/07/2023 10:31:46-0300
Verifique em https://validar.iti.gov.br

Prof. Dr. Wagner Teixeira da Costa
Instituto Federal do Espírito Santo
Examinador

Dedico este trabalho à Deus, minha fonte de inspiração e guia em todos os momentos da minha vida.

Aos meus pais, Adriana e Alencar, que sempre estiveram ao meu lado, oferecendo apoio incondicional, amor e cuidado.

Ao meu amado namorado, Wigner, que não me deixou desistir e sempre acreditou em mim.

Ao meu grande amigo, Maurício, pelos ensinamentos, apoio e encorajamento.

AGRADECIMENTOS

Agradeço à Deus pela vida e oportunidade de viver essa experiência acadêmica.

Aos meus pais, Alencar e Adriana, meu porto seguro. Sempre estiveram ao meu lado e me guiaram até aqui com muito amor e incentivo. Sou eternamente grata à vocês.

Aos meus professores, agradeço por cada aula, conversa e debate que tivemos. Vocês foram fundamentais nessa jornada. Em especial aos meus orientadores, Bruno e Netalianne, obrigada por confiarem em mim. Vou levar vocês pra sempre comigo!

Ao Maurício, professor e amigo, agradeço profundamente por ter me ajudado nessa caminhada. Por cada trabalho que desenvolvemos, conversas e encorajamento. Você é especial demais pra mim!

Aos meus colegas de turma, Tarsis e Wigner, agradeço por tudo que vivemos juntos ao longo do curso, em especial na pandemia. Vocês foram fundamentais nessa jornada e levarei vocês pra sempre no coração.

Ao meu namorado, Wigner, parceiro de faculdade e de vida. Obrigada por estar ao meu lado, por me dar forças, coragem e amor. Você veio como um presente pra mim.

Por fim, gostaria de agradecer a todos aqueles que, de uma forma ou de outra, contribuíram para o meu sucesso acadêmico. Seja através de palavras de incentivo, apoio emocional ou compartilhando recursos e conhecimentos, sua presença foi significativa e fez toda a diferença em minha jornada.

"Aves de mesma plumagem voam juntas"

Wendell Carvalho

RESUMO

A realização de pesquisas no setor da energia fotovoltaica apresenta alguns desafios, como a necessidade de um grande número de módulos, disponibilidade de grandes áreas físicas para instalação dos sistemas, medição e controle das variáveis climáticas, entre outros. Com isso, tem se tornado comum trabalhar com sistemas fotovoltaicos simulados nos laboratórios. Está em desenvolvimento no Ifes (Instituto Federal do Espírito Santo) campus Guarapari um emulador fotovoltaico (FV) de baixo custo, que permite simular o comportamento real de um conjunto de módulos específicos. Esse dispositivo faz uso de um conversor CC-CC, um controlador e tem como referência um modelo matemático que caracteriza um módulo FV. Entretanto, tal modelo apresenta alguns parâmetros que necessitam de estimação, para melhor representar um determinado módulo escolhido, sob diferentes condições climáticas. Considerando esse contexto, o objetivo deste trabalho é comparar métodos de estimação de parâmetros na representação de um módulo FV e validar os resultados obtidos na arquitetura do microcontrolador utilizado no Emulador FV do Ifes. Para isso, o modelo matemático que representa o módulo fotovoltaico escolhido é baseado em uma representação de circuitos denominado Modelo com Resistência em Paralelo. Os métodos de estimação utilizados foram o Algoritmo Genético (AG), Evolução Diferencial (ED) e Otimização por Enxame de Partículas (*Particle Swarm Optimization* - PSO). Como referência para a implementação dos algoritmos e comparação dos resultados, foi utilizada a resposta de uma simulação realizada com uma biblioteca existente para emulação de módulos fotovoltaicos no *Simulink*®, que faz uso do mesmo modelo matemático e disponibiliza como resposta diversos módulos comerciais. Os resultados obtidos pelos três algoritmos foram satisfatórios, visto que o erro percentual foi menor que a tolerância indicada pelo fabricante do módulo escolhido, KC130TM, destacando-se o algoritmo ED que obteve os parâmetros mais próximos da curva quando comparado à referência.

Palavras-chave: Estimação de Parâmetros. Módulo Fotovoltaico. Modelo com Resistência em Paralelo. Algoritmo Genético. Evolução Diferencial. Otimização por Enxame de Partículas.

ABSTRACT

Research in the photovoltaic energy sector presents several challenges, such as the need for a large number of modules, availability of large physical areas for system installation, measurement and control of climatic variables, among others. Consequently, it has become common to work with simulated photovoltaic systems in laboratories. A low-cost photovoltaic emulator (FV) is being developed at Ifes (Federal Institute of Espírito Santo) campus Guarapari, which allows simulating the real behavior of a specific set of modules. This device uses a DC-DC converter, a controller, and relies on a mathematical model that characterizes an FV module as a reference. However, this model has certain parameters that need to be estimated in order to better represent a chosen module under different climatic conditions. Considering this context, the objective of this work is to compare parameter estimation methods for representing an FV module and validate the results obtained on the microcontroller architecture used in the Ifes FV Emulator. For this purpose, the mathematical model representing the chosen photovoltaic module is based on a circuit representation called Parallel Resistance Model. The estimation methods used were the Genetic Algorithm (GA), Differential Evolution (DE), and Particle Swarm Optimization (PSO). As a reference for implementing the algorithms and comparing the results, the response of a simulation carried out with an existing library for photovoltaic module emulation in Simulink® was used. This library also utilizes the same mathematical model and provides the response for various commercial modules. The results obtained by the three algorithms were satisfactory, as the percentage error was lower than the tolerance indicated by the manufacturer of the chosen KC130TM module. Among the algorithms, DE stood out for obtaining parameters that were closest to the curve compared to the reference.

Keywords: parameter estimation. photovoltaic module. parallel resistance model. Genetic Algorithm. Differential Evolution. Particle Swarm Optimization.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Configuração de uma célula fotovoltaica 20
Figura 2 – Tipos de módulos fotovoltaicos 21
Figura 3 – Demonstração de célula, módulo FV e arranjo fotovoltaico 21
Figura 4 – Sistema de geração fotovoltaica 22
Figura 5 – Efeito da irradiância em módulos FV 23
Figura 6 – Potência em função da variação de tensão de um módulo FV 23
Figura 7 – Efeito da variação da irradiância em módulos FV 24
Figura 8 – Efeito da variação da temperatura em módulos FV 24
Figura 9 – Efeito da variação da irradiância e temperatura no ponto de máxima potência em módulos FV 25
Figura 10 – Circuito equivalente do modelo ideal 26
Figura 11 – Circuito equivalente do modelo ideal em curto 27
Figura 12 – Efeito da variação do fator de idealidade do diodo 28
Figura 13 – Circuito equivalente do modelo com resistência em série 29
Figura 14 – Efeito da variação da resistência em série 30
Figura 15 – Circuito equivalente com resistência em paralelo 31
Figura 16 – Efeito da variação da resistência em paralelo 32
Figura 17 – Circuito equivalente com dois diodos 33
Figura 18 – Efeito da variação da corrente de saturação reversa do diodo de recombinação 33
Figura 19 – Processo do Algoritmo Genético 35
Figura 20 – Processo de reprodução do algoritmo genético 36
Figura 21 – Processo principal da ED 38
Figura 22 – Processo de geração do vetor de mutação para uma função bidimensional 38
Figura 23 – Fluxograma do PSO 40
Figura 24 – Metodologia 41
Figura 25 – Curvas características do módulo KC130TM pelo *datasheet* 42
Figura 26 – Estrutura usada para a comparação dos resultados estimados com o PV Array *Simulink*® 43
Figura 27 – Comparação do resultado AG e *Simulink*® para variação da irradiância 55

Figura 28 – Comparação do resultado AG e *Simulink*® para variação de temperatura 56
Figura 29 – Erro estimação AG 57
Figura 30 – Comparação do resultado AG, *Simulink*® e COSTA (2010) para variação da irradiância 57
Figura 31 – Comparação do resultado AG, *Simulink*® e COSTA (2010) para variação da temperatura 58
Figura 32 – Comparação do erro estimação AG e Costa 2010 58
Figura 33 – Comparação do resultado ED e *Simulink*® para variação da irradiância 60
Figura 34 – Comparação do resultado ED e *Simulink*® para variação de temperatura 60
Figura 35 – Erro estimação ED 61
Figura 36 – Comparação do resultado ED, *Simulink*® e COSTA (2010) para variação da irradiância 62
Figura 37 – Comparação do resultado ED, *Simulink*® e COSTA (2010) para variação da temperatura 62
Figura 38 – Comparação do erro estimação ED e COSTA (2010) 63
Figura 39 – Comparação do resultado PSO e *Simulink*® para variação da irradiância 64
Figura 40 – Comparação do resultado PSO e *Simulink*® para variação de temperatura 65
Figura 41 – Erro estimação PSO 66
Figura 42 – Validação da estimação dos parâmetros do ED na ESP32 67

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Especificações do módulo KC130TM 42
Quadro 2 – Configurações padrão do AG 45
Quadro 3 – Definições dos intervalos para os testes do AG 46
Quadro 4 – Teste 1 - Especificações do AG padrão 48
Quadro 5 – Teste 2 - População modificada para 160 48
Quadro 6 – Teste 3 - Taxa de *crossover* modificada para 0.80 48
Quadro 7 – Teste 4 - Taxa de mutação modificada para 0,20 48
Quadro 8 – Teste 5 - Número de gerações alterado para 200 49
Quadro 9 – Teste 6 - Número de gerações alterado para 200 + função *elitcount* de 5% 49
Quadro 10 – Teste 7 -Número de gerações alterado para 200 + função *elitcount* de 10% 49
Quadro 11 – Configurações padrão do ED 50
Quadro 12 – Testes com algoritmo ED 51
Quadro 13 – Configurações padrão PSO 52
Quadro 14 – Testes com algoritmo PSO 53
Quadro 15 – Resultado estimação de parâmetros com AG 55
Quadro 16 – Resultado estimação de parâmetros com ED 59
Quadro 17 – Resultado estimação de parâmetros com PSO 64

LISTA DE SIGLAS

ABSOLAR	Associação Brasileira de Energia Solar
AG	Algoritmo Genético
CRESESB	Centro de Referência para Energia Solar e Eólica
ED	Evolução Diferencial
EPE	Empresa de Pesquisa Energética
FA	Função de aptidão
FV	Fotovoltaico
Ifes	Instituto Federal do Espírito Santo
MVMO	Otimização de Mapeamento de Média e Variância
NR	Newton Raphson
PSO	Otimização por Enxame de Partículas
STC	*Standard Test Conditions*

LISTA DE SÍMBOLOS

I	corrente de saída do painel FV [A]
I_{ph}	corrente fotogerada [A]
I_d	corrente do diodo de difusão [A]
I_{cc}	corrente de curto-circuito do módulo [A]
G_{mod}	irradiância do módulo [W/m^2]
T_{mod}	temperatura do módulo [K]
G_{ref}	irradiância de referência ($1000W/m^2$)
$I_{cc_{ref}}$	corrente de curto circuito em condição padrão de teste - STC [A]
α	coeficiente de temperatura para corrente de curto circuito
T_{ref}	temperatura de referência ($298K$)
I_0	corrente de saturação reversa do diodo de difusão [A]
V	tensão de saída do módulo (V)
q	carga elementar do elétron [$1,609 \cdot 10^{-19}C$]
n_s	número de células em série que compõem o módulo FV
m	fator de idealidade do diodo
k	constante de Boltzman [$1,380 \cdot 10^{-23}J/K$]
R_s	resistência série [Ω]
R_p	resistência em paralelo [Ω]
I_{02}	corrente de saturação reversa do diodo de recombinação [A]
m_2	fator de idealidade do diodo de recombinação
V'	tensão espelhada [V]
V_{oc}	tensão de circuito aberto [V]

V	tensão do módulo [V]
K	ganho de corrente [A]
τ	constante de tensão [V]

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO 16
1.1 TRABALHOS RELACIONADOS 18
1.2 OBJETIVOS 19
1.2.1 Objetivo geral 19
1.2.2 Objetivos específicos 19
2 REFERENCIAL TEÓRICO 20
2.1 CONCEITOS FUNDAMENTAIS DE MÓDULOS FOTOVOLTAICOS . 20
2.2 FATORES EXTERNOS QUE INFLUENCIAM OS MÓDULOS FOTOVOLTAICOS 23
2.3 MODELOS MATEMÁTICOS DE MÓDULOS FOTOVOLTAICOS . . . 25
2.3.1 Modelo Ideal 25
2.3.2 Modelo com Resistência em Série 29
2.3.3 Modelo com Resistência em Paralelo 30
2.3.4 Modelo com dois diodos 32
2.4 MÉTODOS DE ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS 34
2.4.1 Algoritmo Genético 34
2.4.2 Evolução Diferencial 37
2.4.3 Otimização por Enxame de Partículas 39
3 EXPERIMENTOS E RESULTADOS 41
3.1 EXPERIMENTOS 42
3.1.1 Implementação do modelo com resistência em paralelo no *Simulink*® 43
3.1.2 Desenvolvimento do Algoritmo Genético no *Matlab*® 44
3.1.3 Testes do Algoritmo Genético no *Matlab*® 46
3.1.4 Desenvolvimento do algoritmo Evolução Diferencial no *Matlab*® 50
3.1.5 Testes do algoritmo Evolução Diferencial no *Matlab*® 51
3.1.6 Desenvolvimento do algoritmo Otimização por Enxame de Partículas no *Matlab*® 52
3.1.7 Testes do algoritmo Otimização por Enxame de Partículas no *Matlab*® 53
3.2 RESULTADOS 54

3.2.1 Resultados do Algoritmo Genético 54
3.2.2 Resultados do algoritmo Evolução Diferencial 59
3.2.3 Resultados do algoritmo Otimização por Enxame de Partículas . 63
3.2.4 Resultado da validação na arquitetura do microcontrolador do emulador fotovoltaico em desenvolvimento no Ifes campus Guarapari 66
4 CONCLUSÃO 68
REFERÊNCIAS 70
ANEXO A – *DATASHEET MÓDULO KC130TM* **. 73**

1 INTRODUÇÃO

A primeira revolução industrial causou não só impacto na economia dos países, mas também influenciou de maneira direta o crescimento do consumo de energia elétrica mundial. Esse aumento provocou uma preocupação com o meio ambiente, visto que a queima do carvão mineral era a fonte de energia predominante da época e lidera atualmente a matriz elétrica mundial com 36,8% (EPE, 2021). Diante disso, buscou-se a diversificação das fontes de energia e estudos nas áreas de energia limpa com destaque para a energia solar fotovoltaica (FV) que apresenta muitas vantagens.

A energia do sol está ligada diretamente ou indiretamente a todas as fontes de energia existentes, sendo a energia solar FV a aplicação direta desse recurso. Na segunda guerra mundial, a corrida espacial em 1950 e a crise do petróleo em 1970, foram grandes propulsores para o desenvolvimento dessa tecnologia, entretanto, o alto custo das células fotovoltaicas inviabilizou a produção em larga escala (CRESESB, 2014). Atualmente, com o avanço da tecnologia e aumento das pesquisas, o uso da energia solar fotovoltaica tornou-se acessível e ganhou grande visibilidade, visto que a energia da luz do sol se trata de um recurso abundante e a transformação em energia elétrica envolve um sistema simples, de fácil implementação e manutenção.

No Brasil, o setor de energia solar FV está em grande expansão, ocupando o 4º lugar no *ranking* dos países que mais cresceram em 2021 (ABSOLAR, 2022a). Em abril de 2022, o Brasil ultrapassou a marca de geração da usina hidrelétrica de Itaipu com capacidade instalada de 14 GW (ABSOLAR, 2022b). É importante observar que essa fonte de energia ocupa 1,7% da matriz elétrica do Brasil e 8,2% da matriz elétrica mundial (EPE, 2021). Assim, percebe-se que o setor de energia solar FV está em expansão no Brasil e no mundo com grande potencial para novas pesquisas e desenvolvimento de ferramentas que auxiliem no estudo de módulos FV.

Entretanto, a expansão da tecnologia ainda apresenta alguns desafios. Um fator limitante para as pesquisas experimentais realizadas com sistemas fotovoltaicos é a necessidade da montagem dos módulos, visto que requer uma área considerável para implementação e um ambiente muito bem controlado, que faz uso de dispositivos de alto desempenho para monitoramento dos dados. A fim de simplificar esse processo

para estudos e análises nesse setor, um emulador fotovoltaico de baixo custo está em desenvolvendo de forma concomitante a este trabalho no Ifes campus Guarapari.

O emulador fotovoltaico é um sistema que reproduz o comportamento de arranjos FV. Para isso, ele é composto por um conversor CC-CC controlado por corrente, tendo como referência um modelo que representa um conjunto de módulos a partir de uma representação de circuitos elétricos. Em resumo, o emulador FV viabiliza ao usuário a escolha dos seguintes parâmetros: forma de conexão do arranjo, irradiância e temperatura dos conjuntos de módulos. Tais parâmetros serão utilizados como entrada da plataforma, que entrega como saída valores de tensão e corrente elétrica correspondentes. A fidelidade na representação dos módulos pelo emulador FV, irá depender, dentre outros fatores, do modelo escolhido para emular a corrente elétrica do arranjo e também dos parâmetros estimados para a representação do módulo definido.

No caso dos trabalhos desenvolvidos no Ifes campus Guarapari, será utilizado o modelo com resistência em paralelo, escolhido por se tratar de um modelo consolidado e muito utilizado na literatura, como em SURICHAQUI, FROTA e TICONA (2015), CORRÊA (2018), silva, FRANCO e VIEIRA (2018) e SILVEIRA *et al.* (2019). Além disso, este modelo faz parte da representação de arranjos FV em uma biblioteca do *Simulink*®, o que viabiliza comparações em *software*. Por outro lado, faz-se necessário a investigação do modelo com resistência em paralelo na arquitetura do microcontrolador que será utilizado na implementação do emulador FV que está em desenvolvimento.

Diante do apresentado, foram escolhidos os algorítimos evolutivos Algoritmo Genético, Evolução Diferencial e Otimização por Enxame de Partículas para a estimação dos parâmetros devido a facilidade de implementação, visto que é possível encontrar ótimas soluções sem a manipulação matemática das equações do modelo (SILVA; FERREIRA; BERTOLANI, 2014). Dessa forma, foi possível comparar os métodos de forma a entregar os parâmetros mais adequados para serem usados no trabalho do emulador FV. Os valores contidos na biblioteca do *Simulink*® para um determinado módulo FV foram usados como referência. Além disso, foi feita uma validação na arquitetura do microcontrolador utilizado no emulador FV para confiabilidade dos parâmetros.

1.1 TRABALHOS RELACIONADOS

Em SURICHAQUI, FROTA e TICONA (2015) é proposto a estimação de parâmetros elétricos de um painel FV, por meio de uma proposta de modificação do algoritmo de Levenberg-Marquardtuma. Os valores de corrente obtidos se apresentaram próximos às especificações técnicas do fabricante, porém no ponto de máxima potência o algoritmo apresentou maior divergência de valores.

CORRÊA (2018) estima os parâmetros de um painel escolhido usando o algoritmo de otimização de mapeamento de média e variância (MVMO), também aplicado ao modelo com resistência em paralelo. O método apresentou rápida convergência a valores ótimos, e robustez em relação aos valores iniciais dados.

Já em REIS *et al.* (2018) são utilizados dois métodos de estimação de parâmetros: Newton Raphson (NR) e Algoritmo Genético (AG). O método NR apresentou pequeno esforço computacional, e bons resultados de aproximação, porém para que haja convergência da solução é necessário um bom direcionamento dos valores iniciais. O método AG apresentou resultados menos precisos, sendo indicado pela autora como aporte para apontar valores iniciais para o método NR.

Outro algoritmo de otimização é o *Firefly* que tem como inspiração o comportamento de vaga-lumes, utilizado por silva, FRANCO e VIEIRA (2018) para estimação de dois parâmetros de um módulo FV e, a partir deles, os outros três parâmetros foram calculados. Os autores apresentam que essa estimação reduz o espaço de busca e diminui a complexidade computacional. Os resultados da simulação mostram que o algoritmo *Firefly* realiza a estimação de parâmetros obtendo o menor erro dentre os trabalhos comparados.

Em SILVEIRA *et al.* (2019) é aplicado ao modelo com resistência em paralelo o algoritmo evolutivo Evolução Diferencial (ED), visto que pode ser utilizado na busca de pontos ótimos globais apresentando rápida convergência, configuração de poucas variáveis de controle e precisão. Os dados fornecidos pelo fabricante foram usados como entrada no ED. O objetivo desse trabalho era minimizar o erro entre a curva I-V de referência e a curva I-V obtida. Os resultados de simulação mostraram que os parâmetros

desejados são efetivamente estimados em um pequeno número de iterações e rápida convergência.

COSTA (2010) desenvolve uma nova modelagem para módulos fotovoltaicos baseado no espelhamento da resposta de um sistema de primeira ordem. Para estimação de parâmetros deste modelo foram testados dentre outros métodos, o Algoritmo Genético e a Evolução Diferencial. O ED obteve melhor desempenho e, junto ao modelo proposto, apresentou baixo esforço computacional e baixo tempo de cálculo.

1.2 OBJETIVOS

1.2.1 Objetivo geral

Esse trabalho possui como objetivo geral a comparação e validação dos métodos Algoritmo Genético, Evolução Diferencial e Otimização por Enxame de Partículas aplicados ao modelo matemático com resistência em paralelo, a fim de indicar os parâmetros mais adequados para uso em um emulador fotovoltaico que está em desenvolvimento no Ifes campus Guarapari.

1.2.2 Objetivos específicos

- Escolher uma modelagem matemática para representação de arranjos fotovoltaicos;
- Definir as técnicas de estimação de parâmetros a serem empregadas;
- Realizar o levantamento das curvas do módulo fotovoltaico escolhido considerando diferentes valores de irradiância e temperatura;
- Implementar em *software* as técnicas de estimação de parâmetros definidas;
- Indicar a técnica de estimação mais adequada para uso no emulador fotovoltaico;
- Validar os parâmetros na arquitetura utilizada no microcontrolador do emulador fotovoltaico.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

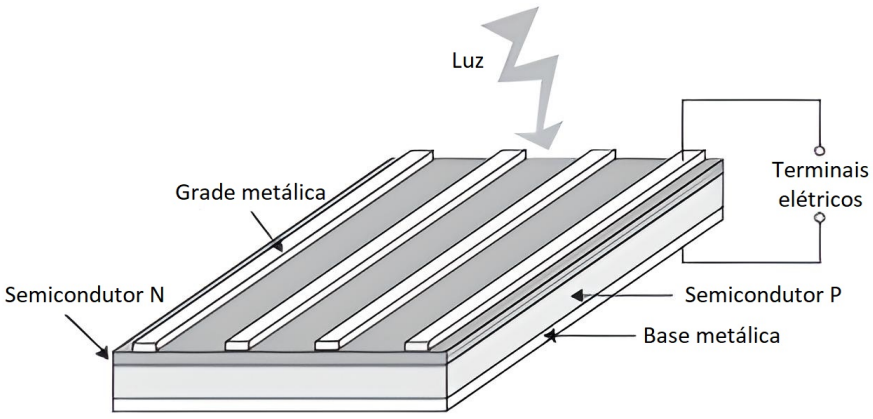
Para a comparação de métodos de estimação de parâmetros no modelo com resistência em paralelo é importante estudar os conceitos fundamentais dos painéis fotovoltaicos (FV), fatores externos que os influenciam, modelos matemáticos de módulos FV e métodos de estimação de parâmetros. A seguir, serão abordados esses temas e o respectivo desenvolvimento ao longo da literatura.

2.1 CONCEITOS FUNDAMENTAIS DE MÓDULOS FOTOVOLTAICOS

Em 1839, o físico francês Alexandre Edmund Becquerel descobriu o efeito fotoelétrico, transformação da energia luminosa em energia elétrica, através do surgimento de uma tensão entre eletrodos em uma solução de eletrólito (BECQUEREL, 1839). Somente em 1954 foi gerada a primeira célula solar com área de dois centímetros quadrados e eficiência de 6%. Com o avanço tecnológico, em 2004, já se produzia as células em grande escala - cerca de um bilhão (VALLÊRA; BRITO, 2006).

Esse fenômeno ocorre quando há incidência da radiação solar sobre uma célula constituída de materiais semicondutores com propriedades particulares. Na Figura 1 é mostrada a composição de uma célula FV: duas camadas de materiais semicondutores, P e N, grade metálica superior que tem como função receber a radiação do sol e uma base metálica inferior que coleta a energia elétrica.

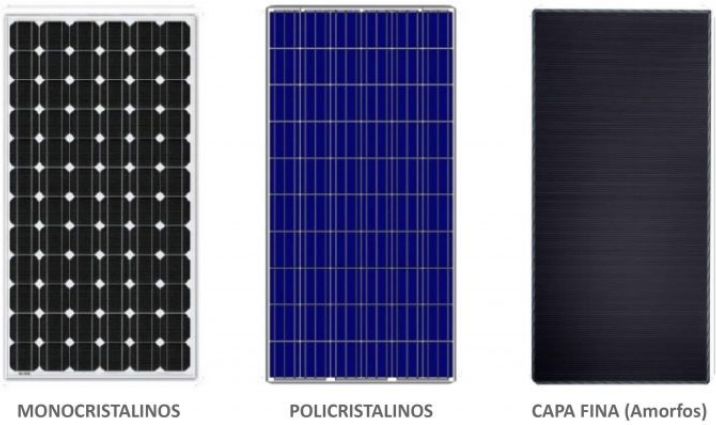
Figura 1 – Configuração de uma célula fotovoltaica



Fonte: (VILLALVA; FOTOVOLTAICA, 2015).

Os tipos de células fotovoltaicas estão diretamente relacionados ao processo de fabricação, dependendo do material semicondutor utilizado. Dentre os semicondutores, o mais usado na fabricação de módulos FV é o silício, podendo ser formados de cristais monocristalinos, policristalinos ou de silício amorfo, como é mostrado na Figura 2. Em aplicações espaciais, a confecção das células é feita de Gálio (GaAs) e fosfeto de Índio (InP), visto que possuem maior rendimento e resistência à radiação (SILVA, 2015).

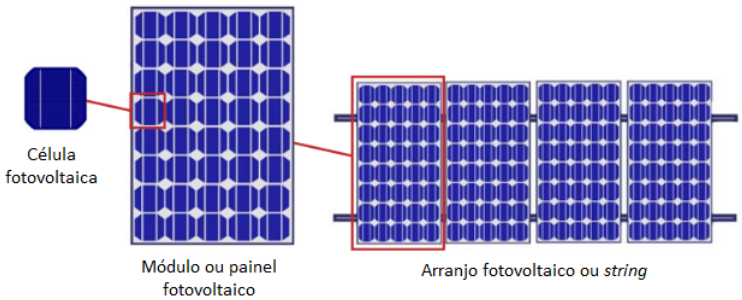
Figura 2 – Tipos de módulos fotovoltaicos



Fonte: (SERRANO, 2017).

Hierarquicamente, a célula fotovoltaica é o elemento base dos painéis FV. Como possuem tensão e corrente limitadas, gerando, atualmente entre 1 W e 3 W com 100 cm² e 200 cm² (COELHO *et al.*, 2008), são associadas em série ou paralelo, formando os módulos fotovoltaicos, a fim de atender as exigências da carga. Estes também podem ser associados, gerando os arranjos de módulos ou *string*. A Figura 3 exemplifica essas associações.

Figura 3 – Demonstração de célula, módulo FV e arranjo fotovoltaico



Fonte: Adaptado de (MORAIS, 2020).

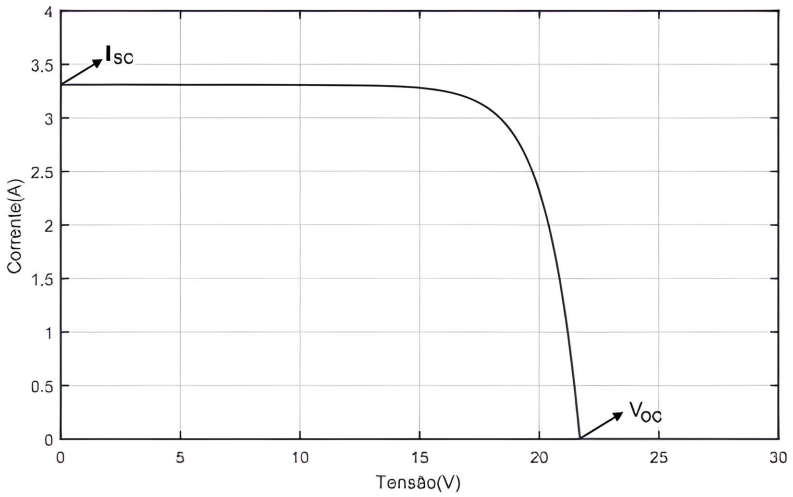
A Figura 4 ilustra um sistema de energia fotovoltaica *off grid*, não conectado à rede de distribuição, contendo: (1) painéis FV, (2) controlador de carga, (3) baterias e (4) inversor de frequência para cargas que utilizam corrente alternada. O sistema também pode estar conectado à rede, *on grid*, ou operar em conjunto com outra fonte de geração, sistema híbrido.

Figura 4 – Sistema de geração fotovoltaica

Fonte: (SOLAR, 2022).

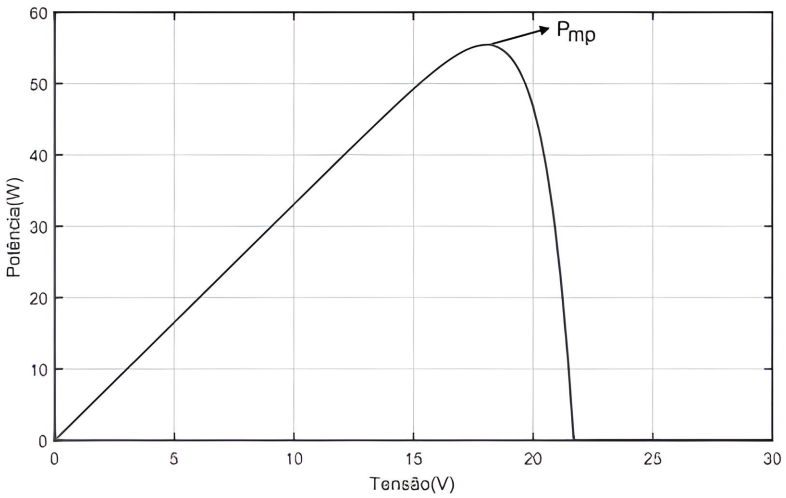
Outro ponto importante a ser tratado é a relação entre a tensão e a corrente nesses dispositivos, visto que não possuem uma saída linear em seus terminais. Assim, o ponto de operação do painel está relacionado com a carga conectada. Para mostrar esse efeito, a Figura 5 exibe o comportamento da corrente e a Figura 6 da potência com uma variação de tensão nos terminais de um painel - Curva I-V e Curva P-V. Nota-se que são destacados a corrente de curto circuito (Isc), tensão de circuito aberto (Voc) e o ponto de máxima potência (Pmp) (HERINGER, 2016). Dessa forma, para maior eficiência, é ideal que a incidência dos raios solares seja ortogonal aos módulos e a tensão deve ser ajustada sempre para o ponto ótimo de potência que é observado no joelho da curva I-V.

Figura 5 – Efeito da irradiância em módulos FV



Fonte: (HERINGER, 2016).

Figura 6 – Potência em função da variação de tensão de um módulo FV

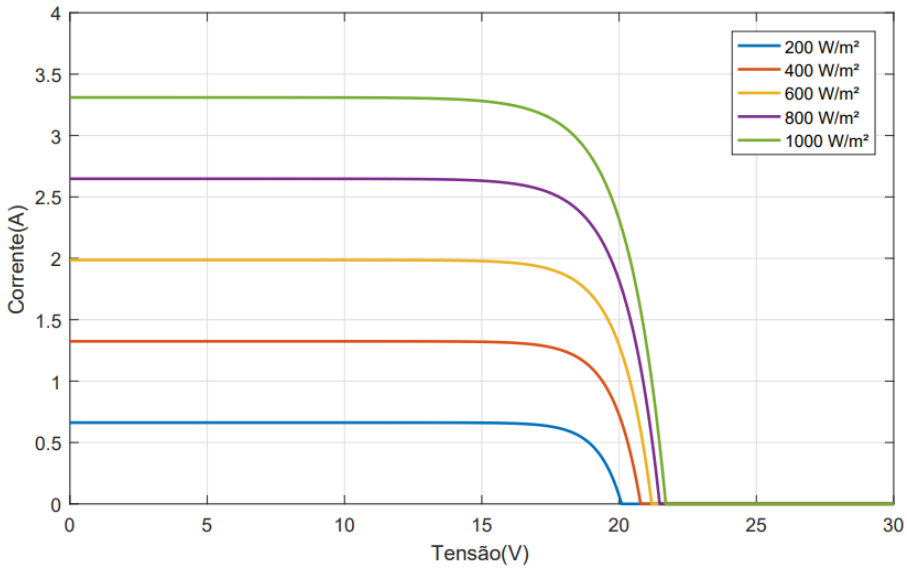


Fonte: (HERINGER, 2016).

2.2 FATORES EXTERNOS QUE INFLUENCIAM OS MÓDULOS FOTOVOLTAICOS

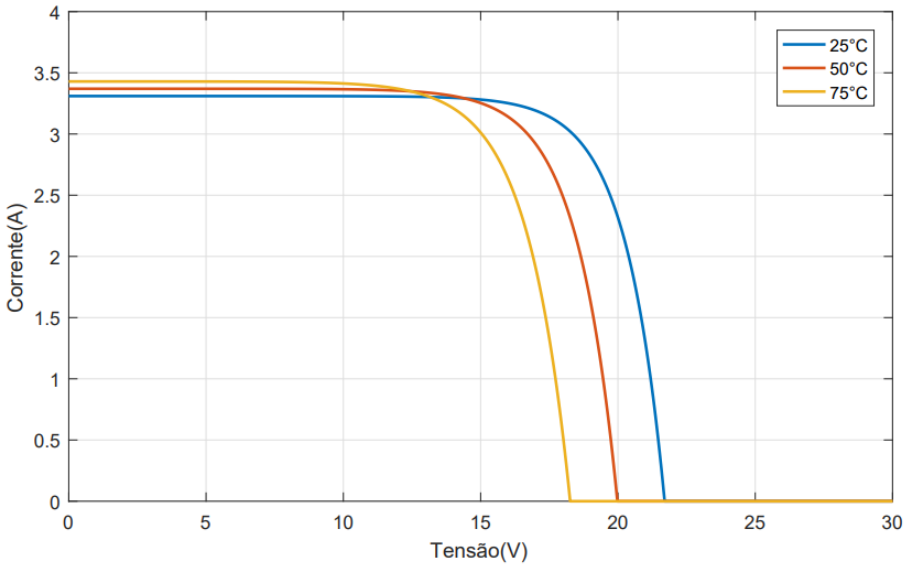
A irradiância e a temperatura são os dois principais fatores que afetam as características elétricas dos módulos. A medida que a irradiância aumenta, a corrente do módulo aumenta linearmente e a tensão não sofre grandes alterações, como mostrado na Figura 7. Contudo, com o aumento da temperatura, a tensão de saída disponível diminui. A Figura 8 mostra esse efeito para três valores de temperatura usuais.

Figura 7 – Efeito da variação da irradiância em módulos FV



Fonte: (HERINGER, 2016).

Figura 8 – Efeito da variação da temperatura em módulos FV

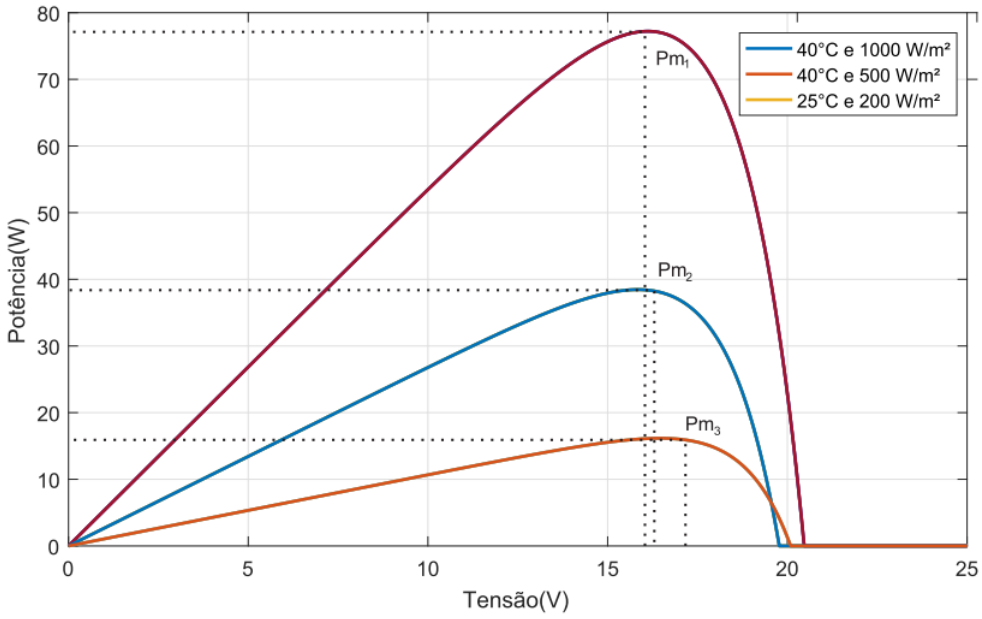


Fonte: (HERINGER, 2016).

Em geral, o sistema de geração FV apresenta componentes e mecanismos para realizar um ajuste sobre o valor de tensão de saída dos módulos, de tal forma que esta viabilize a operação sempre no ponto de fornecimento da maior potência possível. Este valor, entretanto, pode variar com as modificações climáticas como apresentado anteriormente. Ou seja, a combinação do aumento da temperatura e a diminuição da irradiância, alteram a potência de saída que, por consequência, modifica o ponto

de operação esperado. A Figura 9 exibe o comportamento do ponto de operação do módulo para a máxima potência com variação dessas condições climáticas.

Figura 9 – Efeito da variação da irradiância e temperatura no ponto de máxima potência em módulos FV



Fonte: (HERINGER, 2016).

2.3 MODELOS MATEMÁTICOS DE MÓDULOS FOTOVOLTAICOS

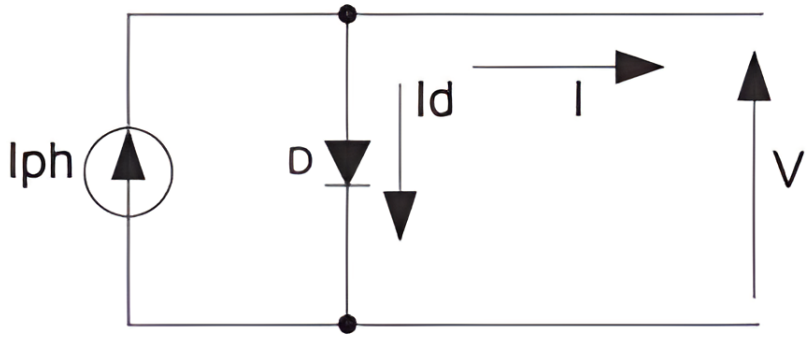
Nesta seção serão abordados os modelos usados para dimensionamento e simulação de sistemas fotovoltaicos, visto que esses modelos descrevem a característica elétrica dos módulos com circuitos equivalentes de forma simplificada. Segundo NETO (2006), quatro modelos principais de circuitos elétricos podem descrever os módulos FV: modelo ideal, modelo com resistência em série, modelo com resistência em paralelo e modelo com dois diodos.

2.3.1 Modelo Ideal

O modelo ideal para representação de um módulo fotovoltaico (FV) é o modelo mais simples encontrado na literatura. Este modelo considera o módulo como uma fonte de corrente ideal, que gera uma corrente constante independentemente da tensão aplicada. Além disso, o modelo ideal assume que não há perdas no módulo FV, ou seja, toda a energia incidente é convertida em eletricidade. Na Figura 10 é mostrado o

circuito equivalente desse modelo com a corrente fotogerada e a corrente do diodo de difusão.

Figura 10 – Circuito equivalente do modelo ideal



Fonte: (COSTA, 2010).

A Equação 2.1 descreve o circuito como:

$$I = I_{ph} - I_d \tag{2.1}$$

em que:

I é a corrente de saída do painel fotovoltaico [A];

I_{ph} é a corrente fotogerada [A];

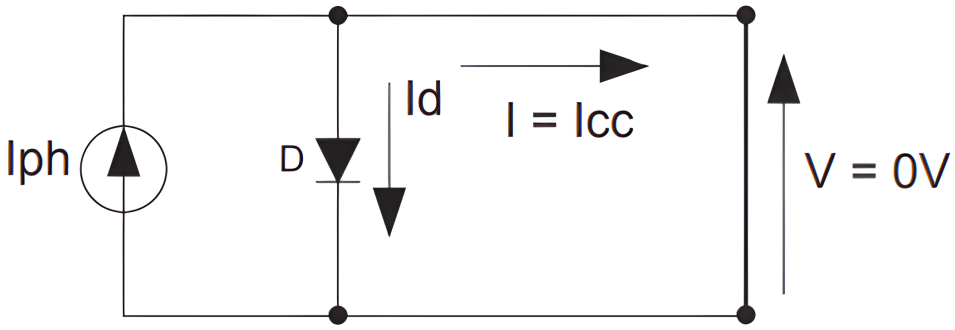
I_d é a corrente do diodo de difusão [A].

Nesse modelo, a corrente de curto-circuito é a corrente fotogerada, como exibido na Figura 11 e na Equação 2.2.

$$I_{ph} = I_{cc} \tag{2.2}$$

Todavia, irradiância e temperatura são fatores que influenciam a corrente de curto-circuito, como visto na Seção 2.2, sendo expressa pela Equação 2.3 (COSTA, 2010).

Figura 11 – Circuito equivalente do modelo ideal em curto



Fonte: (COSTA, 2010).

$$I_{ph}(G_{mod}, T_{mod}) = I_{cc}(G_{mod}, T_{mod}) = \frac{G_{mod}}{G_{ref}} \cdot [I_{cc_{ref}} - \alpha \cdot (T_{mod} - T_{ref})] \tag{2.3}$$

na qual:

I_{cc} é a corrente de curto-circuito do módulo [A];

G_{mod} é a irradiância do módulo [W/m^2];

T_{mod} é a temperatura do módulo;

G_{ref} é a irradiância de referência ($1000W/m^2$);

$I_{cc_{ref}}$ é a corrente de curto circuito em condição padrão de teste - STC [A];

α é a coeficiente de temperatura para corrente de curto circuito;

T_{ref} é a temperatura de referência ($298K$).

De acordo com ROSA e Ordóñez (2021) a corrente de um diodo pode ser expressa pela Equação 2.4:

$$I_d = I_0(e^{\frac{V \cdot q}{n_s \cdot m \cdot k \cdot T_{mod}}} - 1) \tag{2.4}$$

em que:

I_0 é a corrente de saturação reversa do diodo de difusão [A];

V é a tensão de saída do módulo (V);

q é a carga elementar do elétron [$1,609 \cdot 10^{-19} C$];

n_s é a número de células em série que compõem o módulo FV;

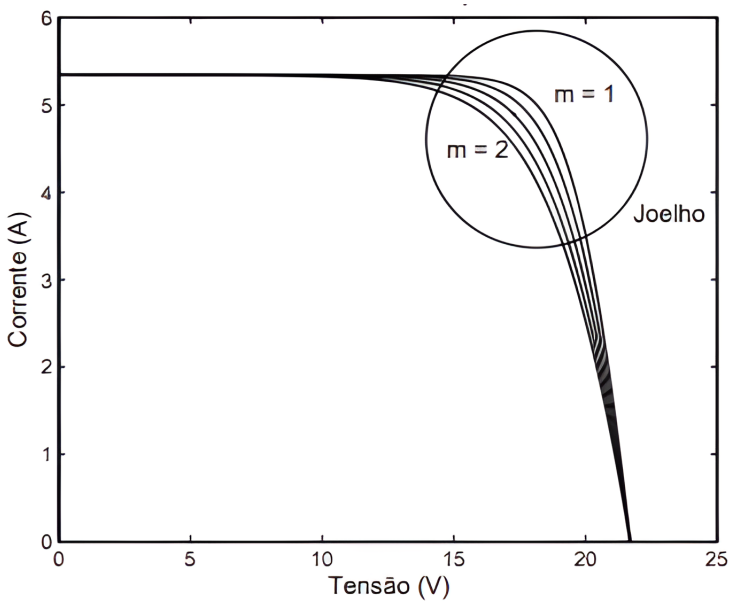
m é a fator de idealidade do diodo;

k é a constante de Boltzman [$1,380 \cdot 10^{-23} J/K$];

T_{mod} é a temperatura do módulo [K].

O modelo ideal estima a corrente de saturação reversa e o fator de idealidade do diodo. Esse último fator é o que caracteriza o "joelho"da curva do módulo fotovoltaico, como exibido na Figura 12. É importante ressaltar que a STC *(Standard Testing Conditions)*, usada como referência, é um ensaio de um painel FV com irradiância de 1000 W/m^2, temperatura de 25℃ e 1,5 m/s para velocidade do vento.

Figura 12 – Efeito da variação do fator de idealidade do diodo

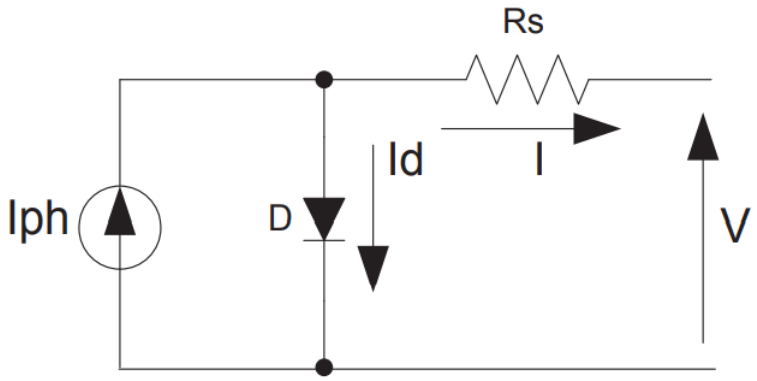


Fonte: (COSTA, 2010).

2.3.2 Modelo com Resistência em Série

No modelo com resistência em série é adicionada uma resistência em série, como na Figura 13, a fim de representar as perdas dos contatos metálicos dos módulos FV.

Figura 13 – Circuito equivalente do modelo com resistência em série



Fonte: (COSTA, 2010).

A Equação 2.5 descreve esse modelo como feito anteriormente na representação do Modelo Ideal.

$$I = I_{ph} - I_0 \cdot \left\{ exp\left[\frac{(V + I \cdot R_s) \cdot q}{n_s \cdot m \cdot k \cdot T_{mod}} \right] - 1 \right\} \tag{2.5}$$

em que:

R_s é a resistência série, caracterizando as perdas dos contatos metálicos [Ω].

Em uma análise mais detalhada, a temperatura sofrerá interferência da resistência em serie. Nesse modelo, além de serem estimados o fator de idealidade e a corrente de saturação reversa do diodo, também são estimados a resistência série e o coeficiente de temperatura da resistência, conforme a Equação 2.6, (MATHWORKS, 2023). A Figura 14 mostra o efeito da resistência série na curva característica do módulo FV quando a tensão tende a tensão de circuito aberto.

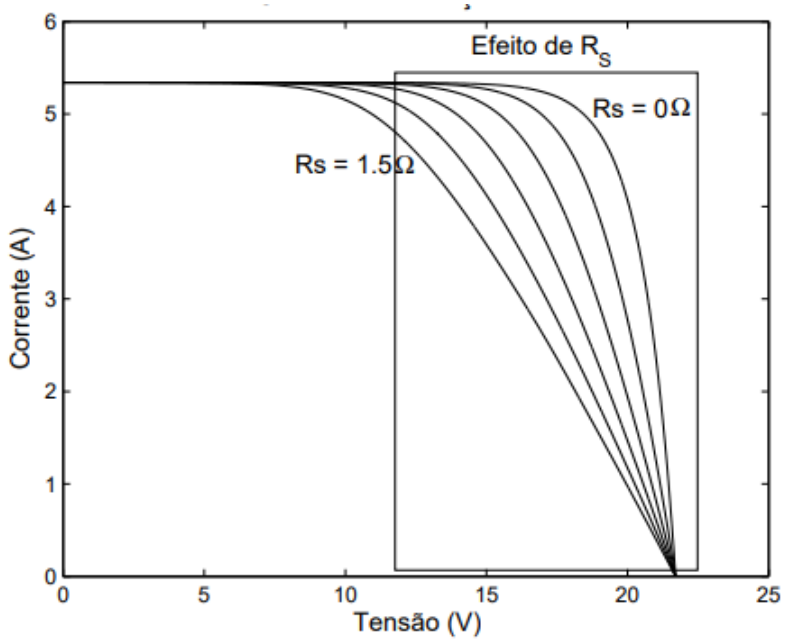
$$R_s(T_c) = R_{sr} \cdot (\frac{T_c}{T_r})^{\delta} \tag{2.6}$$

sendo:

R_{sr} resistência série para a temperatura de referência [Ω];

δ coeficiente de temperatura para a resistência em série.

Figura 14 – Efeito da variação da resistência em série



Fonte: (COSTA, 2010).

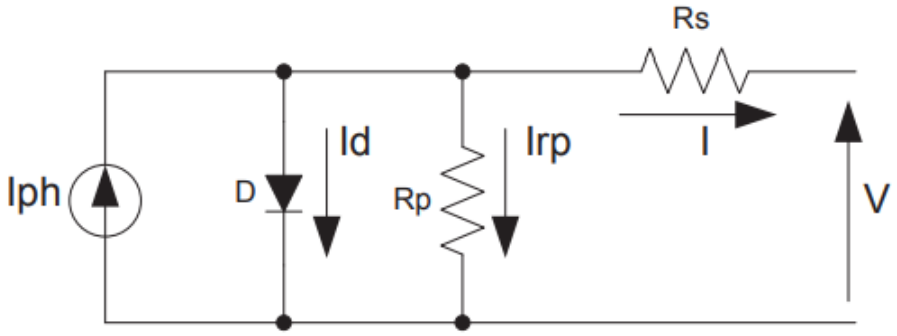
2.3.3 Modelo com Resistência em Paralelo

No modelo com resistência em paralelo é acrescentado ao modelo com resistência em série uma resistência em paralelo, como ilustrado na Figura 15, a fim de representar as perdas ocasionadas pelas correntes parasitas que circulam no módulo FV.

A adição da resistência em paralelo ao modelo ajuda a refinar as previsões do desempenho do módulo, tornando-o mais realista em relação às perdas ocasionadas pelas correntes parasitas. Essas perdas podem ter um impacto significativo na eficiência do módulo e, portanto, é importante considerá-las em análises mais detalhadas.

Seguindo a mesma análise feita para os outros modelos, a Equação 2.7, expressa a corrente de saída do módulo.

Figura 15 – Circuito equivalente com resistência em paralelo



Fonte: (COSTA, 2010).

$$I = I_{ph} - I_0 \cdot \left\{ exp\left[\frac{(V + I \cdot R_s) \cdot q}{n_s \cdot m \cdot k \cdot T_{mod}} \right] - 1 \right\} - \frac{V + I \cdot R_s}{R_p}, \tag{2.7}$$

na qual:

R_p é a resistência em paralelo, associada as perdas causadas pelas correntes parasitas que circulam no módulo [Ω].

O efeito causado pela resistência em paralelo no modelo é notado na inclinação da curva característica do módulo, como mostrado na Figura 16. Com essa nova resistência, mais parâmetros necessitam ser estimados: fator de idealidade, corrente de saturação reversa do diodo, resistência em série, resistência em paralelo e coeficientes de temperatura para as resistências, uma vez que a temperatura também sofrerá alterações pela resistência em paralelo, como mostrado na Equação 2.8, (MATHWORKS, 2023). Dessa forma, esse modelo é o que melhor representa um módulo fotovoltaico comparado aos outros modelos.

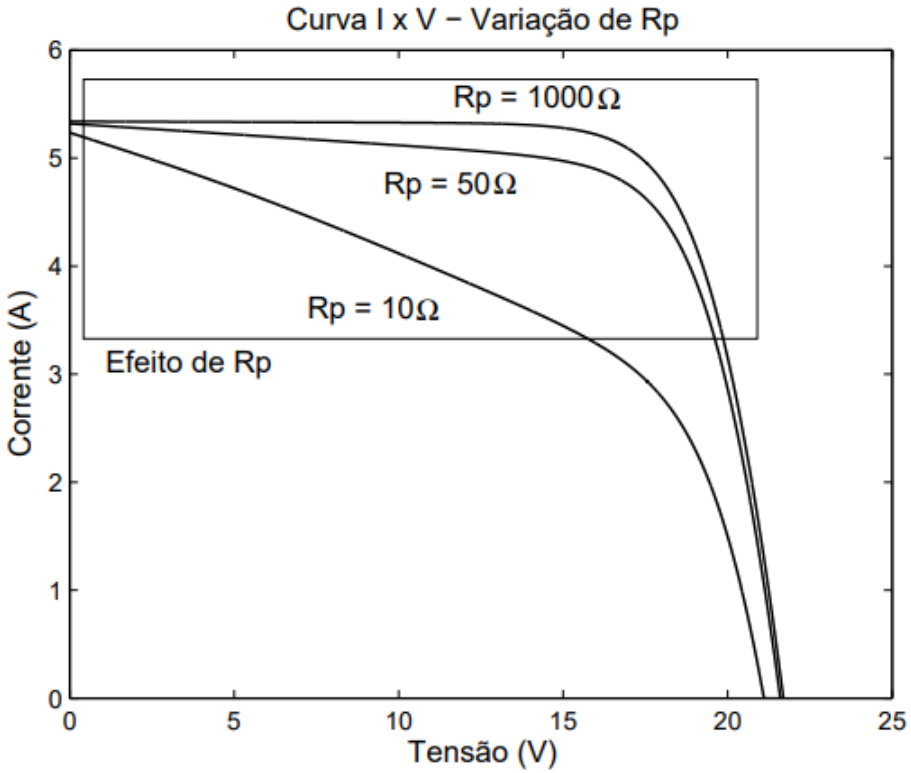
$$R_p(T_c) = R_{pr} \cdot (\frac{T_c}{T_r})^{\phi} \tag{2.8}$$

sendo:

R_{pr} resistência paralela para a temperatura de referência [Ω];

ϕ coeficiente de temperatura para a resistência em paralelo.

Figura 16 – Efeito da variação da resistência em paralelo



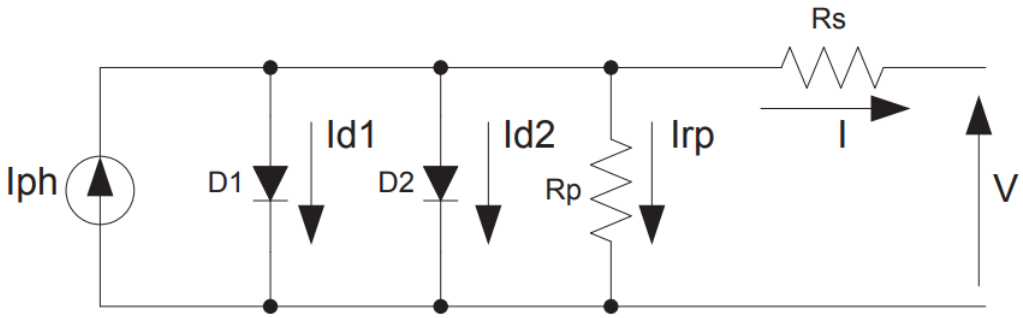
Fonte: (COSTA, 2010).

2.3.4 Modelo com dois diodos

Na sequência, no modelo com dois diodos é adicionado o diodo de recombinação, como visto na Figura 17. A Figura 18 ilustra o impacto da variação da corrente de saturação reversa do diodo de recombinação. Esse modelo é o que mais representa um módulo FV, sendo o mais completo na literatura, entretanto necessita de um grande número de parâmetros a serem estimados. Isso explica o motivo de não ser o modelo mais utilizado em pesquisas na área.

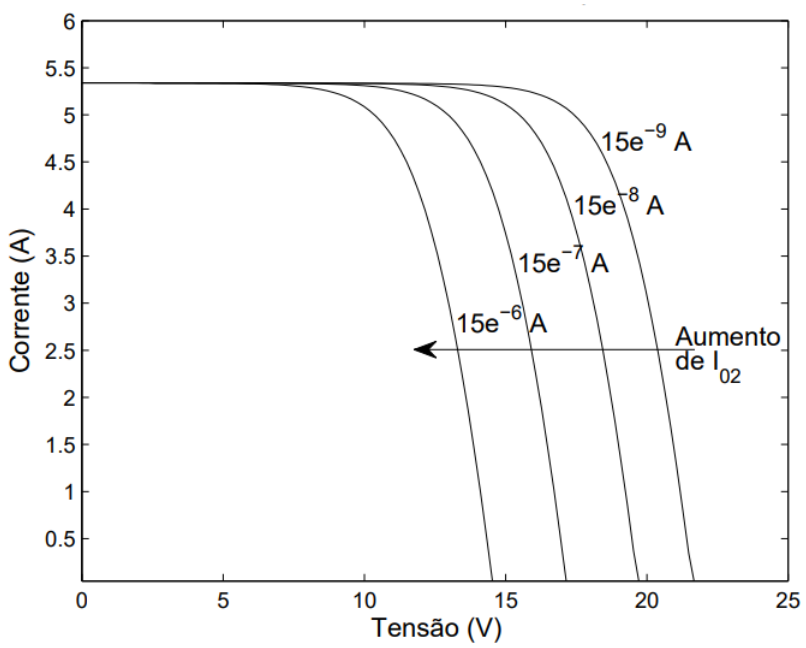
Fazendo uma análise nodal, a Equação 2.9 descreve o circuito equivalente desse modelo:

Figura 17 – Circuito equivalente com dois diodos



Fonte: (COSTA, 2010).

Figura 18 – Efeito da variação da corrente de saturação reversa do diodo de recombinação



Fonte: (COSTA, 2010).

$$I = I_{ph} - I_0 \cdot \left\{ exp\left[\frac{(V + I \cdot R_s) \cdot q}{n_s \cdot m \cdot k \cdot T_{mod}}\right] - 1 \right\} - I_{02} \cdot \left\{ exp\left[\frac{(V + I \cdot R_s) \cdot q}{n_s \cdot m_2 \cdot k \cdot T_{mod}}\right] - 1 \right\} - \frac{V + I \cdot R_s}{R_p}, \tag{2.9}$$

em que:

I_{02} é a corrente de saturação reversa do diodo de recombinação [A];

m_2 é o fator de idealidade do diodo de recombinação.

2.4 MÉTODOS DE ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS

Na literatura existem muitos métodos de estimação de parâmetros como os métodos analíticos e ajuste de curva, sendo esse último o mais utilizado (GARRIGÓS *et al.*, 2007). Porém, a implementação é dificultada devido à expressão da corrente do modelo do módulo ser transcendental. Em COSTA (2010) é mostrado a otimização com Algoritmo Genético e Evolução Diferencial e em PIMENTEL (2020) a Otimização por Enxame de Partículas. Esses algoritmos evolutivos foram implementados no modelo com resistência em paralelo deste trabalho, tendo como principal vantagem a facilidade de aplicação, uma vez que não é necessário realizar manipulação matemática nas equações do módulo (SILVA; FERREIRA; BERTOLANI, 2014).

2.4.1 Algoritmo Genético

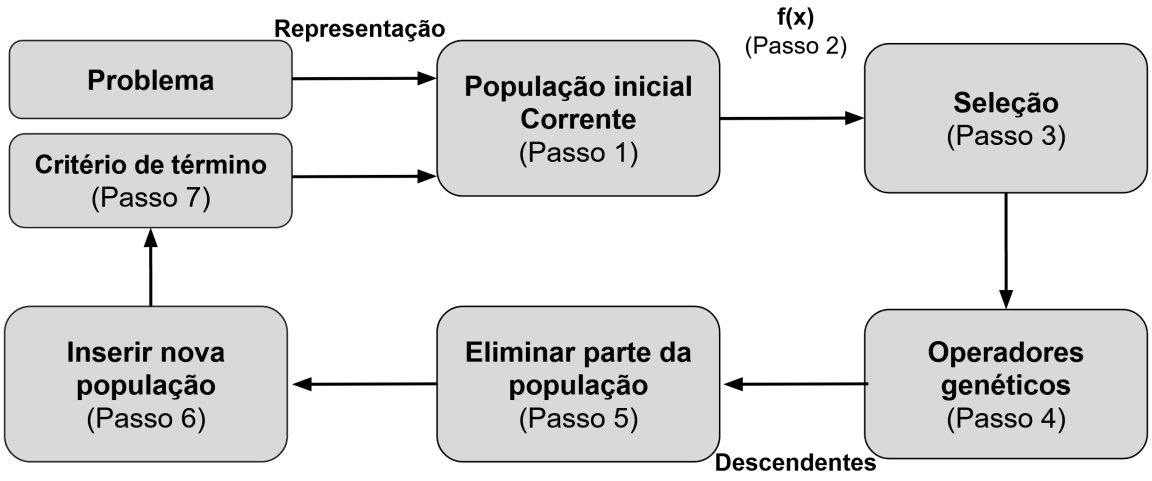
O Algoritmo Genético (AG) é uma técnica de busca e otimização, tendo como base o princípio de Darwin: reprodução e sobrevivência. Foi desenvolvido na universidade de Michigam por John Holland (HOLLAND, 1992) e popularizado pelo seu aluno David Goldberg (GOLBERG, 1989) para otimização de problemas complexos de engenharia. Assim, esse algoritmo probabilístico possui um mecanismo de busca paralela e adaptação (PACHECO *et al.*, 1999), a fim de encontrar o melhor individuo da população, ou seja, melhor solução para o problema.

Inspirado pela biologia evolutiva, o AG possui os operadores genéticos reprodução, mutação, recombinação (*crossover*) e exclusão. Esses operadores buscam a solução para o problema de otimização e, para isso, usam uma caracterização da qualidade de cada indivíduo, gerando um processo de evolução natural entre os indivíduos. Em PACHECO *et al.* (1999) é mostrado o algoritmo que descreve o processo contínuo cíclico com critério de parada mostrado nos 7 passos a seguir e explicados posteriormente segundo SILVA, FERREIRA e BERTOLANI (2014). A Figura 19 ilustra o processo do AG.

- Passo 1 - Inicializar a população de indivíduos;
- Passo 2 - Avaliar cada indivíduo na população;

- Passo 3 - Selecionar os pais para gerar novos indivíduos;
- Passo 4 - Aplicar os operadores de recombinação e mutação aos pais para gerar os indivíduos da nova geração;
- Passo 5 - Eliminar parte da população (indivíduos antigos ou menos aptos);
- Passo 6 - Avaliar todos os novos indivíduos e inserir na população;
- Passo 7 - Finalizar o algoritmo caso o tempo de processamento atinja o limite, ou o melhor indivíduo satisfaça os requerimentos de desempenho. Caso contrário, voltar ao passo 3.

Figura 19 – Processo do Algoritmo Genético



Fonte: (COSTA, 2010).

A inicialização da primeira população de N indivíduos (Passo 1) é realizada de forma aleatória, visando promover a diversidade genética e ampliar o alcance do espaço de busca. É importante ressaltar que a escolha do tamanho da população possui dois fatores atrelados: processamento e convergência do algoritmo. Aumentar o tamanho da população resulta em maior esforço computacional, entretanto, uma população pequena restringe o espaço de busca, reduzindo as chances de encontrar uma solução global para o problema.

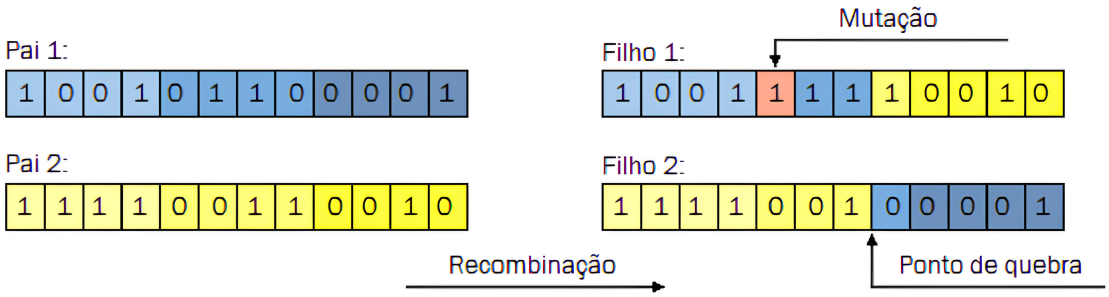
Após isso, ocorre a avaliação de cada indivíduo (Passo 2) em relação à resposta ideal por meio da função de aptidão, também conhecida como função *fitness*. Essa função

atribui um valor de aptidão a cada indivíduo da população. Quanto mais próximo um indivíduo estiver da resposta ideal, maior será o seu valor de aptidão, indicando que ele está mais adaptado e é considerado um indivíduo melhor.

Para a seleção dos pais para a próxima geração (Passo 3) é aplicado um método. Um dos métodos mais comumente utilizados é a técnica da roleta, em que cada indivíduo ocupa uma região proporcional à sua aptidão em uma roleta. Em outras palavras, quanto maior a aptidão de um indivíduo, maiores são as chances dele ser selecionado. Uma simulação do giro da roleta é realizada e N indivíduos são selecionados como pais.

Após a seleção dos indivíduos pais, eles passam pelo processo de reprodução, em que são aplicados os operadores de recombinação e mutação em pares (Passo 4), como exemplificado na Figura 20. Esses indivíduos pais geram dois novos indivíduos, que serão incorporados à próxima geração. Esses operadores genéticos são responsáveis por combinar características dos pais e introduzir variações genéticas por meio da mutação nos descendentes.

Figura 20 – Processo de reprodução do algoritmo genético



Fonte: (SILVA; FERREIRA; BERTOLANI, 2014).

O processo de recombinação, também conhecido como *crossover*, envolve a troca de informações genéticas entre os dois pais para criar seus filhos. Essa troca ocorre ao quebrar os cromossomos em um ou mais pontos aleatórios. Os cromossomos representam a combinação de todas as informações de um indivíduo que são utilizadas no algoritmo de busca.

Por outro lado, a mutação tem como objetivo manter e proporcionar diversidade genética na população, realizando alterações aleatórias em um ou mais genes do cromossomo

de um indivíduo. É importante que a probabilidade de ocorrência de mutação seja pequena nesse algoritmo, normalmente entre 1% e 2%, para permitir a convergência do algoritmo, mas ainda assim oferecer oportunidades de buscar soluções melhores em outras regiões do espaço de busca.

Após o processo de reprodução gerar os N filhos que compõem a população da nova geração, em alguns algoritmos, pode ser eliminado os indivíduos antigos ou menos aptos (Passo 5). É necessário encontrar a aptidão de cada novo indivíduo novamente (Passo 6). Caso o critério de parada não seja alcançado, o ciclo continua. Quando o critério de parada é satisfeito, o algoritmo finalmente retorna a melhor solução encontrada (Passo 7).

2.4.2 Evolução Diferencial

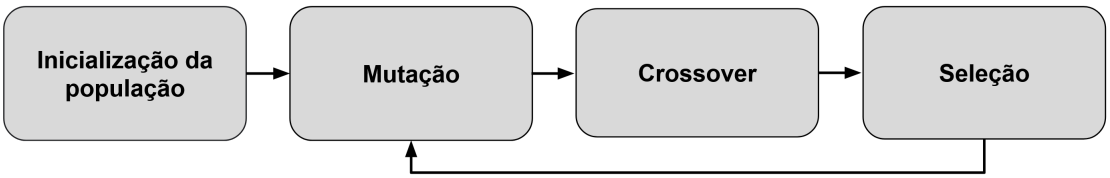
A Evolução Diferencial (ED) é um algoritmo evolutivo desenvolvido por Rainer Storn e Kenneth Price em 1995. Ele é utilizado para busca e otimização de procedimentos, baseando-se nos princípios da evolução natural (STORN, 1995), assim como o AG. Neste método, busca-se uma solução para um problema específico, em que cada indivíduo da população representa um ponto.

A ED utiliza operadores genéticos como a mutação, recombinação (*crossover*) e seleção. Inicialmente, é criada uma população de N indivíduos aleatórios, considerando limites superiores e inferiores para cada um. É importante observar que um tamanho de população maior implica em um maior tempo de processamento, porém, aumenta as chances de encontrar a melhor solução.

Após a criação da população inicial, cada indivíduo é avaliado por meio de uma função de aptidão (*fitness*) e são verificados os limites e critérios de parada definidos. Caso os critérios não sejam alcançados, a população passará pelos processos de mutação, *crossover* e seleção, os quais são detalhados em COSTA (2010) e SILVA, FERREIRA e BERTOLANI (2014). A Figura 21 ilustra esse processo de forma simplificada.

Vale ressaltar que a principal diferença entre o AG e a ED estão nos operadores genéticos utilizados e nas estratégias de busca. No AG, como já mencionado,

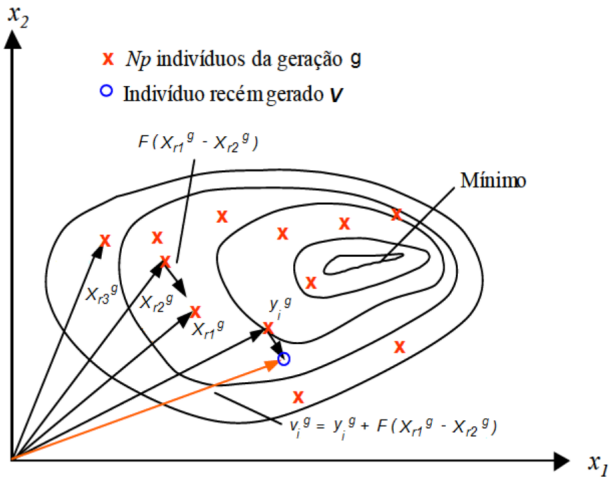
Figura 21 – Processo principal da ED



Fonte: (D'ELIA; HOLSTEN, 1998).

a população de indivíduos é submetida a operadores de seleção, *crossover* e mutação. Esses operadores visam explorar o espaço de busca para encontrar soluções otimizadas. Já na ED, os operadores genéticos consistem em mutação diferencial e estratégias de recombinação. A mutação diferencial utiliza diferenças entre indivíduos da população para gerar um vetor mutante, que é combinado com um vetor de base por meio de uma estratégia de recombinação para gerar um vetor filho. Esses vetores filhos são comparados com os indivíduos da população original, e apenas os melhores são selecionados para a próxima geração. Na Figura 22 é mostrado um exemplo da geração do vetor de mutação para uma função objetivo bidimensional.

Figura 22 – Processo de geração do vetor de mutação para uma função bidimensional



Fonte: (COSTA, 2010).

Além disso, a estratégia de busca da ED é diferente do AG. Enquanto o AG utiliza operadores genéticos para explorar o espaço de busca de forma mais ampla, a ED baseia-se na diferença entre vetores para guiar a busca por soluções melhores. Isso faz com que a ED seja particularmente adequada para problemas de otimização contínua,

onde as soluções podem ser encontradas em regiões próximas umas das outras.

Ambos os algoritmos têm suas vantagens e podem ser aplicados em diferentes tipos de problemas. A escolha entre AG e ED depende das características específicas do problema em questão e das preferências do pesquisador.

2.4.3 Otimização por Enxame de Partículas

O algoritmo de Otimização por Enxame de Partículas (*Particle Swarm Optimization* - PSO) foi proposto por Kennedy e Eberhart em 1995. O PSO se baseia no comportamento social e cooperativo observado em diversas espécies da natureza, como pássaros e peixes. Uma das principais vantagens dos algoritmos evolutivos, como o PSO, é a sua capacidade de otimização sem a necessidade de cálculos de derivadas ou gradientes, tornando-o aplicável a uma ampla gama de problemas de otimização (VALLE *et al.*, 2008).

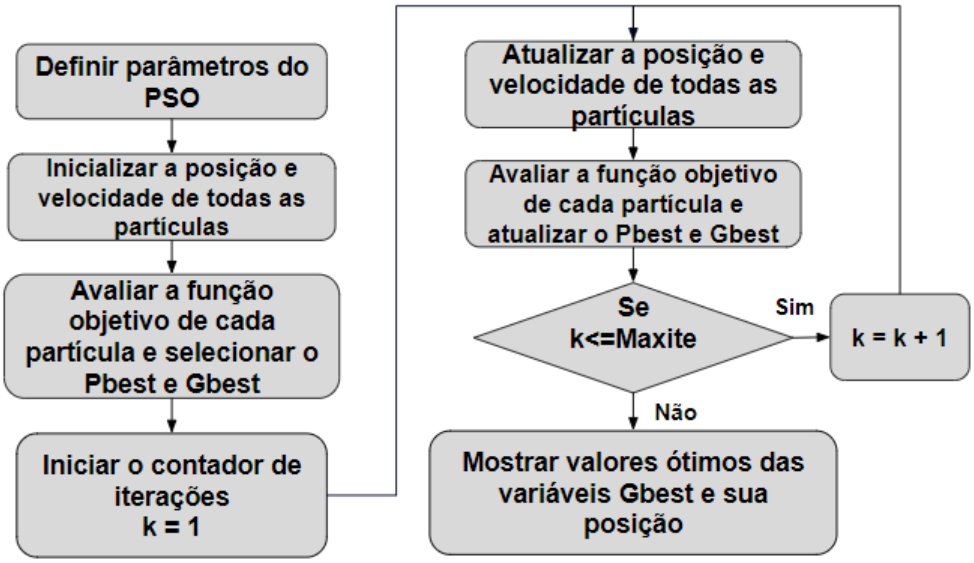
O funcionamento do PSO pode ser resumido da seguinte maneira (SERAPIÃO, 2009):

- Inicialização - uma população de partículas é criada, onde cada partícula representa uma solução candidata. Cada partícula possui uma posição e velocidade inicial definidas aleatoriamente;
- Avaliação - a função objetivo é avaliada para cada partícula, determinando sua qualidade ou aptidão em relação ao problema em questão;
- Atualização Individual - cada partícula atualiza sua posição e velocidade de acordo com uma fórmula matemática que leva em consideração sua experiência individual. A velocidade é ajustada com base em sua posição atual, velocidade anterior e melhor posição encontrada até o momento;
- Atualização Social - além da aprendizagem individual, as partículas também compartilham informações com seus vizinhos. Cada partícula ajusta sua velocidade considerando a melhor posição encontrada por seus vizinhos. Essa informação compartilhada incentiva a exploração de regiões promissoras do espaço de busca;

- Atualização Global - em cada iteração, a melhor solução encontrada por todas as partículas (melhor posição global) é atualizada, permitindo que a população seja direcionada para a melhor solução geral;
- Condição de Parada - o algoritmo continua iterando até que uma condição de parada seja alcançada, como um número máximo de iterações ou um critério de convergência.

O PSO combina aprendizagem individual e social, permitindo que cada partícula tome decisões com base em seu próprio histórico e no comportamento de seus vizinhos. Isso possibilita uma busca eficiente pelo espaço de busca em direção ao ponto ótimo. A Figura 23 ilustra o fluxograma do PSO. Nos últimos anos, diversos pesquisadores têm utilizado o PSO para a estimação dos parâmetros de células ou módulos fotovoltaicos (DALI; BOUHARCHOUCHE; DIAF, 2015) (YE; WANG; XU, 2009). No entanto, a maioria das abordagens se concentra em modelos nos quais os parâmetros são estimados para uma única condição ambiental.

Figura 23 – Fluxograma do PSO



Fonte: (PIMENTEL, 2020).

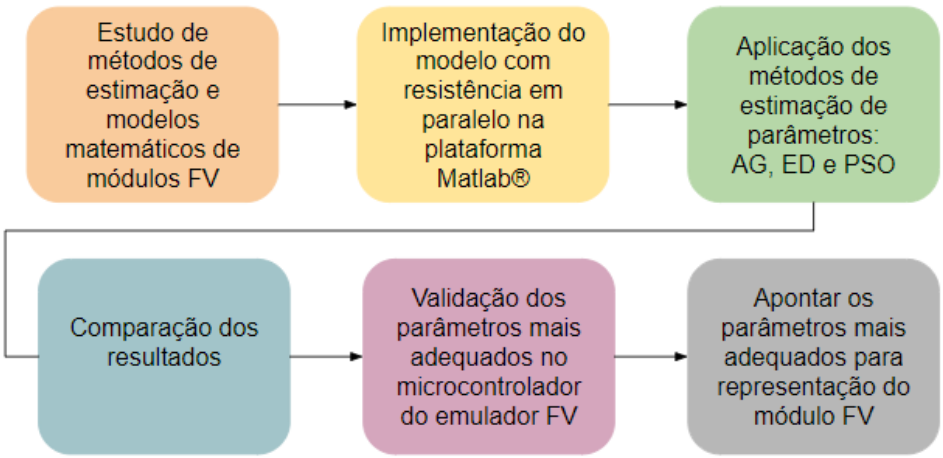
3 EXPERIMENTOS E RESULTADOS

Para o desenvolvimento dessa pesquisa foi necessário o estudo de modelos matemáticos de módulos FV para a escolha do modelo a ser utilizado na estimação de parâmetros. O modelo matemático escolhido foi o com resistência em paralelo, visto que é consolidado na literatura, além de ser aplicado na biblioteca do *Simulink*®, extensão do *software Matlab*®.

Primeiramente, foi realizada a implementação do modelo com resistência em paralelo no *Simulink*®. Em seguida, foram estudados e testados os métodos Algoritmo Genético, Evolução Diferencial e Otimização por Enxame de Partículas, conforme realizado em estudos anteriores (COSTA (2010) e PIMENTEL (2020)), para estimação dos parâmetros. Foram realizadas simulações e comparações com os resultados da biblioteca do *Simulink*®, a fim de identificar os parâmetros mais adequados para a representação do módulo fotovoltaico no emulador FV que está em desenvolvimento no Ifes *campus* Guarapari.

Posteriormente, um algoritmo similar ao do *Matlab*® foi desenvolvido no microcontrolador ESP32 utilizado no emulador FV . Esse algoritmo teve como objetivo validar os resultados dos parâmetros encontrados, avaliando o erro para garantir a confiabilidade dos valores dos parâmetros a serem utilizados no emulador FV. A Figura 24 ilustra as etapas da metodologia empregada no desenvolvimento deste trabalho.

Figura 24 – Metodologia

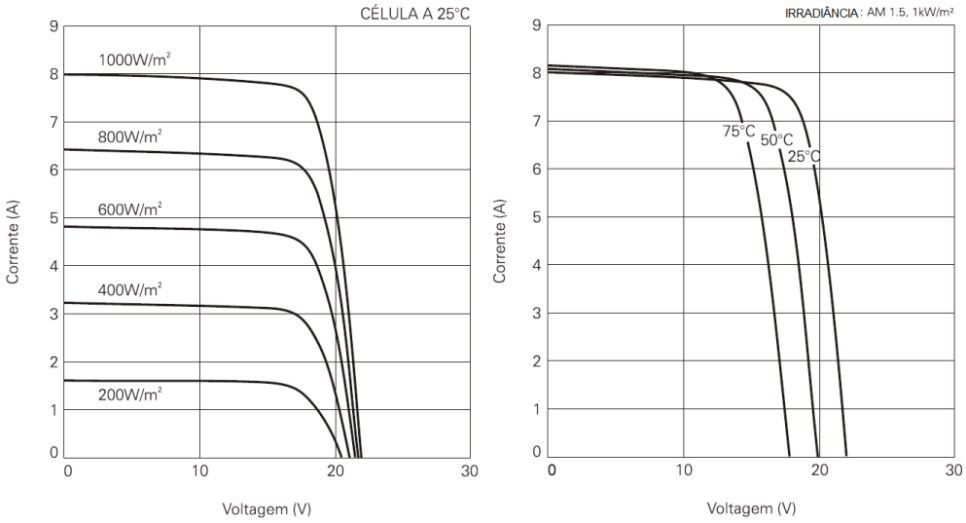


Fonte: acervo do autor.

3.1 EXPERIMENTOS

O módulo escolhido para os experimentos foi o KC130TM, pois foi o módulo usado em COSTA (2010), permitindo comparações entre os resultados obtidos nas estimações de parâmetros. O manual do fabricante (*datasheet*) pode ser conferido no Anexo A. A Figura 25 mostra as curvas características VxI para variação de irradiâncias e temperaturas e o Quadro 1 exibe as principais especificações desse módulo.

Figura 25 – Curvas características do módulo KC130TM pelo *datasheet*



Fonte: Datasheet do módulo KC130TM.

Quadro 1 – Especificações do módulo KC130TM

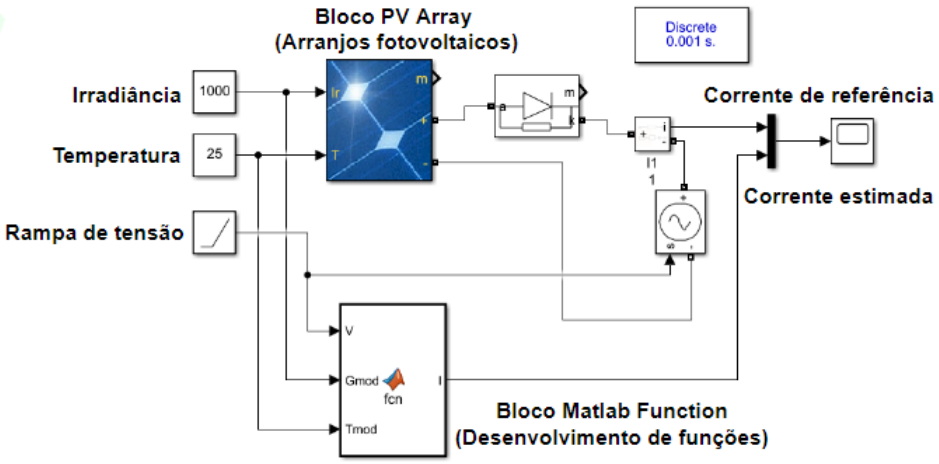
Máxima potência - P_m	130 W
Corrente de curto circuito (*STC*) - I_{ccr}	8,02 A
Tensão de circuito aberto (*STC*) - V_{car}	21,9 V
Corrente de máxima potência - I_m	7,39 A
Tensão de máxima potência - V_m	17,6 V
Número de células ligadas em série - ns	36
Coeficiente de temperatura de Icc - α	$3,18 \cdot 10^{-3}$ A/ °C
Coeficiente de temperatura de Vca - β	$-8,21 \cdot 10^{-2}$ V/ °C
Temperatura nominal de operação (*NOCT*)	47 °C
Tolerância	+10% / -5%

Fonte: acervo do autor.

3.1.1 Implementação do modelo com resistência em paralelo no *Simulink*®

Para implementar o modelo matemático com resistência em paralelo, foi criado um algoritmo no *Simulink*® utilizando o bloco *Matlab Function* (fcn). As entradas do bloco foram definidas como tensão (V), irradiância do módulo (Gmod) e temperatura do módulo (Tmod), enquanto a saída foi definida como a corrente estimada (I) do módulo, como apresentada na Figura 26.

Figura 26 – Estrutura usada para a comparação dos resultados estimados com o PV Array *Simulink*®



Fonte: acervo do autor.

As equações descritas na Seção 2.3 e os parâmetros estimados pelos algoritmos evolutivos foram usadas no bloco *Matlab Function* para o cálculo da corrente estimada. No entanto, devido à não linearidade da curva de corrente do módulo, foi necessário aplicar o método iterativo de *Newton Raphson*. Esse método permitiu obter graficamente a corrente para fins de comparação com os dados do *Simulink*®, mais especificamente com o bloco *PV Array*. O tempo de amostragem de 0,001 segundos exibido na Figura 26 foi escolhido para a representação gráfica dos dados que serão vistas nos resultados.

É importante mencionar que a função de aptidão (FA) implementada para otimização com os métodos de estimação foi o erro quadrático médio entre a corrente estimada e a corrente de referência do *Simulink*®, descrita pela Equação 3.1. Dessa forma, quanto menor o resultado da FA, mais próximo da curva de referência está a curva gerada pelos parâmetros estimados por cada algorítimo evolutivo, sendo esse o critério

utilizado para a definição da estimação de parâmetros mais adequada. A corrente de referencia foi extraída do *Simulink*® através do bloco *toWorkspace* para irradiância de 1000 W/m² e temperatura de 25℃. Para as outras irradiâncias e temperaturas, as curvas foram calculadas com os parâmetros estimados para a curva de referência.

$$FA = \frac{1}{n} \cdot \sum_{k=1}^{n} [I_{ref(k)} - I_{est(k)}]^2 \tag{3.1}$$

sendo:

I_{ref} a corrente de referência do *Simulink*® [A];

I_{est} a corrente estimada pelo algoritmo evolutivo [A];

n número de amostras da corrente de referência do *Simulink*®.

3.1.2 Desenvolvimento do Algoritmo Genético no *Matlab*®

Para a estimação dos parâmetros do modelo matemático com resistência em paralelo usando Algoritmo Genético (AG), utilizou-se a *Toolbox Global Optimization* do *Matlab*®. As configurações padrão adotadas no AG foram retiradas de COSTA (2010), para a comparação dos resultados posteriormente, e estão detalhadas no Quadro 2.

A seguir é explicado de forma mais detalhada cada configuração escolhida no Quadro 2:

- Os parâmetros do modelo matemático para representação do módulo com resistência em paralelo que são estimados pelo AG, conforme Seção 15, são: *m* (fator de idealidade do diodo), Rs_r (resistência em paralelo), δ (coeficiente de temperatura para a resistência em série), Rp_r (resistência em série), ϕ (coeficiente de temperatura para a resistência em série) e $I0_r$ (corrente de saturação reversa do diodo para temperatura de referência);

Quadro 2 – Configurações padrão do AG

Parâmetros	Valores
Representação	Real
Função de escalonamento	*Rank*
Método de seleção	Roleta
Tamanho da população	80
Tipo de *crossover*	dois pontos
Taxa de *crossover*	*70%*
Tipo de mutação	uniforme
Taxa de mutação	*1%*
Geração	100

Fonte: acervo do autor.

- A representação refere-se à forma como os indivíduos (soluções) são representados no AG. Neste caso, a representação utilizada é Real, o que significa que os valores dos parâmetros são tratados como números reais;
- A função de escalonamento é usada para ajustar o desempenho dos indivíduos na seleção. A função de escalonamento escolhida foi a *Rank*, que atribui um *ranking* aos indivíduos com base na sua aptidão relativa;
- O método de seleção define como os indivíduos são selecionados para reprodução. No caso mostrado, o método de seleção utilizado é a Roleta, onde a probabilidade de seleção é proporcional à aptidão de cada indivíduo;
- O tamanho da população determina o número de indivíduos na população do AG, em que foi definido 80 o tamanho da população;
- O tipo de *crossover* indica o tipo de operador de cruzamento utilizado para combinar informações genéticas entre os indivíduos selecionados. Nessas especificações, foi escolhido o *dois pontos*, no qual dois pontos de corte são selecionados para trocar segmentos genéticos entre os pais;
- A taxa de *crossover* é a probabilidade de ocorrer o *crossover* entre dois indivíduos selecionados. Foi escolhido uma taxa de 70%, ou seja, há 70% de chance de

ocorrer *crossover* durante a reprodução;

- O tipo de mutação escolhido foi o Uniforme, em que os valores dos genes sofrem alterações aleatórias dentro de um intervalo específico;
- A taxa de mutação representa a probabilidade de um gene sofrer mutação. Neste caso, a taxa de mutação é de 1%, o que significa que há uma probabilidade de 1% de ocorrer uma mutação em um gene durante a reprodução;
- Gerações é o número de gerações (iterações) que o algoritmo genético irá executar. No exemplo dado, o algoritmo é executado por 100 gerações.

3.1.3 Testes do Algoritmo Genético no *Matlab*®

Para os testes do Algoritmo Genético (AG) no *Matlab*® foram definidos três intervalos para a estimação dos parâmetros. Esses intervalos estão apresentados no Quadro 3.

Quadro 3 – Definições dos intervalos para os testes do AG

Parâmetros	Intervalo 1	Intervalo 2	Intervalo 3
m	0 - 2	0 - 1,3	0 - 1,2
Rs_r	0 -1	0 - 0,2	0 - 0,15
δ	0 - 5	2- 4	3 - 4
Rp_r	0 - 400	200 - 350	300 - 350
ϕ	0 - 1	0 - 0,01	0 - 0,0001
$I0_r$	0 - $20 \cdot 10^{-}9$	0 - $15 \cdot 10^{-}9$	0 - $14 \cdot 10^{-}9$

Fonte: acervo do autor.

Os intervalos especificam os limites superior e inferior para cada parâmetro durante o processo de estimação. Os valores mínimos e máximos devem ser definidos de acordo com as características do problema e as restrições existentes. Essa definição cuidadosa dos intervalos é importante para garantir que os parâmetros sejam ajustados dentro de uma faixa válida e investigar a influência desses intervalos no resultado esperado.

Foram realizados sete testes do AG para as especificações padrão e com alterações no tamanho da população, taxa de *crossover*, taxa de mutação, número de gerações e

acrescentando a função *EliteCount*, a fim de avaliar o desempenho do algoritmo em relação à curva de corrente do módulo KC130TM retirada do *PV Array*, considerando uma irradiância de 1000 W/m² e uma temperatura de 25℃. A seguir é discriminado cada teste do AG.

- Teste 1 - Especificações do AG padrão;
- Teste 2 - População modificada para 160;
- Teste 3 - Taxa de *crossover* modificada para 0,80;
- Teste 4 - Taxa de mutação modificada para 0,20;
- Teste 5 - Número de gerações alterado para 200;
- Teste 6 - Número de gerações alterado para 200 + função *elitcount* de 5%;
- Teste 7 - Número de gerações alterado para 200 + função *elitcount* de 10%.

A função *EliteCount* do AG define o número de melhores indivíduos da população atual que são preservados e passados para a próxima geração sem sofrer nenhum operador genético, como *crossover* ou mutação. Esses indivíduos são chamados de elite e representam as soluções de melhor qualidade encontradas até o momento. A inclusão da elite na próxima geração ajuda a manter soluções promissoras e evitar a perda de informações valiosas, porém não foi necessária para a obtenção da melhor otimização do problema abordado.

Os Quadros 4, 5, 6, 7, 8, 9 e 10 mostram os resultados dos testes, com destaque no Intervalo 1 do Quadro 8 para a melhor estimativa encontrada. A classificação foi determinada comparando a função de aptidão (FA) de cada estimativa, sendo escolhido o menor valor da FA, ou seja, a curva que mais se aproxima da curva de referência.

Os resultados obtidos apontam que o tamanho da população não traz melhoria para a resposta da estimação. Outros parâmetros como os intervalos escolhidos, a taxa de mutação e *crossover* podem apresentar influência significativa para determinar um ponto ótimo global. Porém, para esta aplicação não houve mudança significativa, o

que sugere que as configurações iniciais do algoritmo já convergiam para um resultado otimizado.

Quadro 4 – Teste 1 - Especificações do AG padrão

	FA	m	Rs_r	δ	Rp_r	ϕ	$I0_r$
Intervalo 1	0.024	1.214	0.258	0.837	328.188	0.595	$1.776 \cdot 10^{-8}$
Intervalo 2	0.003	1.095	0.198	2.351	201.551	0.007	$2.874 \cdot 10^{-9}$
Intervalo 3	0.014	1.1651	0.135	3.501	300.195	7.923	$1.232 \cdot 10^{-8}$

Fonte: acervo do autor.

Quadro 5 – Teste 2 - População modificada para 160

	FA	m	Rs_r	δ	Rp_r	ϕ	$I0_r$
Intervalo 1	0.001	1.135	0.190	1.266	120.559	0.728	$6.305 \cdot 10^{-9}$
Intervalo 2	0.003	1.131	0.197	2.742	205.317	0.010	$5.712 \cdot 10^{-9}$
Intervalo 3	0.010	1.163	0.148	3.198	301.654	$6.245 \cdot 10^{-5}$	$1.152 \cdot 10^{-8}$

Fonte: acervo do autor.

Quadro 6 – Teste 3 - Taxa de *crossover* modificada para 0.80

	FA	m	Rs_r	δ	Rp_r	ϕ	$I0_r$
Intervalo 1	0.027	1.084	0.150	4.430	135.145	0.200	$3.138 \cdot 10^{-9}$
Intervalo 2	0.003	1.169	0.192	3.759	212.046	0.008	$1.144 \cdot 10^{-8}$
Intervalo 3	0.034	1.152	0.111	3.657	302.781	$8.876 \cdot 10^{-5}$	$1.206 \cdot 10^{-8}$

Fonte: acervo do autor.

Quadro 7 – Teste 4 - Taxa de mutação modificada para 0,20

	FA	m	Rs_r	δ	Rp_r	ϕ	$I0_r$
Intervalo 1	0.003	1.188	0.186	4.337	96.347	0.086	$1.468 \cdot 10^{-8}$
Intervalo 2	0.003	1.181	0.185	3.181	204.999	0.010	$1.395 \cdot 10^{-8}$
Intervalo 3	0.0130	1.1218	0.150	3.943	300.497	$1.820 \cdot 10^{-5}$	$5.532 \cdot 10^{-9}$

Fonte: acervo do autor.

Quadro 8 – Teste 5 - Número de gerações alterado para 200

	FA	m	Rs_r	δ	Rp_r	ϕ	$I0_r$
Intervalo 1	0.0007	1.162	0.184	3.334	108.368	0.299	$9.995 \cdot 10^{-9}$
Intervalo 2	0.004	1.115	0.186	3.602	01.517	0.001	$4.426 \cdot 10^{-9}$
Intervalo 3	0.021	1.083	0.142	3.945	300.681	$2.555 \cdot 10^{-5}$	$2.646 \cdot 10^{-9}$

Fonte: acervo do autor.

Quadro 9 – Teste 6 - Número de gerações alterado para 200 + função *elitcount* de 5%

	FA	m	Rs_r	δ	Rp_r	ϕ	$I0_r$
Intervalo 1	0.005	1.193	0.212	3.591	160.963	0.816	$1.537 \cdot 10^{-8}$
Intervalo 2	0.003	1.172	0.182	3.400	200	0.006	$1.212 \cdot 10^{-8}$
Intervalo 3	0.014	1.164	0.137	3.493	309.80	$5.623 \cdot 10^{-5}$	$1.194 \cdot 10^{-8}$

Fonte: acervo do autor.

Quadro 10 – Teste 7 -Número de gerações alterado para 200 + função *elitcount* de 10%

	FA	m	Rs_r	δ	Rp_r	ϕ	$I0_r$
Intervalo 1	0.028	1.146	0.115	3.503	300.201	$2.975 \cdot 10^{-5}$	$1.038 \cdot 10^{-8}$
Intervalo 2	0.064	1.20	0.20	2.562	220.347	0.007	$1.393 \cdot 10^{-8}$
Intervalo 3	0.0107	1.165	0.146	3.704	301.266	$4.986 \cdot 10^{-5}$	$1.219 \cdot 10^{-8}$

Fonte: acervo do autor.

3.1.4 Desenvolvimento do algoritmo Evolução Diferencial no *Matlab*®

Para o desenvolvimento do algoritmo Evolução Diferencial (ED) foi seguido a metodologia detalhada na Seção 2.4.2. No Quadro 11 são exibidas as configurações padrão definidas para o algoritmo ED que também foram escolhidas baseadas em COSTA (2010). Assim, será possível a comparação dos resultados obtidos nas estimações com ED.

Quadro 11 – Configurações padrão do ED

Parâmetros	Valor
D_p	m, I_0r, R_sr, δ, R_pr e ϕ
Np	60
Cr	0,8
F	0,8
g_{max}	200
Estratégia	ED/rand/1/bin

Fonte: acervo do autor.

A seguir é detalhada as especificações escolhidas no Quadro 11.

- Dp se refere ao número de parâmetros em cada vetor de solução que está sendo otimizado pela ED;
- Np representa o tamanho da população, ou seja, o número de vetores de solução que são gerados em cada geração da ED;
- Cr é a taxa de recombinação cruzada que controla a probabilidade de recombinação entre os vetores de solução durante o processo evolutivo;
- F é o fator de amplificação que controla a magnitude da diferença entre os vetores de solução durante o processo de mutação;
- gmax é o número máximo de gerações ou iterações que o algoritmo irá executar antes de terminar;

- A estratégia *ED/rand/1/bin* é uma das variantes do algoritmo. *ED* representa a diferenciação evolutiva, *rand/1* indica que a mutação é realizada escolhendo aleatoriamente três vetores de solução para gerar um vetor mutante e *bin* significa que a recombinação é binária, ou seja, os componentes dos vetores mutantes são combinados usando operações lógicas binárias.

3.1.5 Testes do algoritmo Evolução Diferencial no *Matlab*®

Para determinar a melhor estimação dos parâmetros utilizando o algoritmo Evolução Diferencial (ED), foram realizados quatro testes com diferentes configurações, conforme listados abaixo e no Quadro 12, destacando-se o teste com o menor valor da função de aptidão (FA), como realizado no AG.

- Teste 1 - Especificações do ED padrão;
- Teste 2 - Fator de ampliação (F) modificado para 0,7;
- Teste 3 - Taxa de recombinação cruzada (Cr) modificada para 0,7;
- Teste 4 - F e Cr modificados para 0,7.

Quadro 12 – Testes com algoritmo ED

	Teste 1 Especificações do ED padrão	Teste 2 F modificado para 0,7	Teste 3 Cr modificado para 0,7	Teste 4 F e Cr modificado para 0,7
m	1,1091	1.1104	1,1300	1,1249
Rs_r	0,1894	0,1885	01851	01865
δ	5	0	0	5
Rp_r	97,1018	98,0962	102,6900	101,1129
ϕ	0	0	04058	1
$I0_r$	$3,7551 \cdot 10^{-9}$	$3,8831 \cdot 10^{-9}$	$5,6448 \cdot 10^{-9}$	$5,1151 \cdot 10^{-9}$
FA	$3.051 \cdot 10^{-4}$	$2,9702 \cdot 10^{-4}$	$3,8539 \cdot 10^{-4}$	$3,5604 \cdot 10^{-4}$

Fonte: acervo do autor.

3.1.6 Desenvolvimento do algoritmo Otimização por Enxame de Partículas no *Matlab®*

O desenvolvimento do algoritmo Otimização por Enxame de Partículas *Particle Swarm Optimization - PSO*) seguiu a metodologia detalhada na Seção 2.4.3. No Quadro 13 são apresentados os parâmetros e seus respectivos valores definidos.

Quadro 13 – Configurações padrão PSO

Parâmetros	Valor
D_p	m, $I0r$, R_sr, δ, R_pr e ϕ
Np	50
It_{mx}	100
In_{peso}	0.8
Cog_{peso}	2
Soc_{peso}	2
Vel_{lim}	0.2

Fonte: acervo do autor.

- Dp representa um conjunto de parâmetros que serão otimizados pelo algoritmo PSO;
- Np é o número de partículas do enxame no algoritmo PSO;
- It_{mx} é o número máximo de iterações que o algoritmo PSO realizará antes de encerrar;
- nt_{peso} representa o peso associado à influência da velocidade anterior de uma partícula no cálculo de sua nova velocidade;
- Cog_{peso} é o peso que controla a influência da melhor posição individual (*pbest*) de uma partícula em seu movimento;
- Soc_{peso} é o peso que controla a influência da melhor posição global (*gbest*) do enxame em relação ao movimento de uma partícula;
- Vel_{lim} é o limite máximo permitido para a velocidade de uma partícula.

3.1.7 Testes do algoritmo Otimização por Enxame de Partículas no *Matlab®*

Para obter a melhor estimativa dos parâmetros usando o algoritmo Otimização por Enxame de Partículas (*Particle Swarm Optimization - PSO*), foram conduzidos cinco testes com diferentes configurações, como detalhados abaixo e exibidos no Quadro 14. O objetivo é encontrar a combinação de parâmetros que resultasse na curva com maior aproximação em relação à curva de corrente do módulo KC130TM, considerando uma irradiância de 1000 W/m² e uma temperatura de 25℃, como nos algoritmos anteriores.

- Teste 1 - Especificações do PSO padrão;
- Teste 2 - Mudando o peso da inércia para 0,6;
- Teste 3 - Mudando o peso cognitivo para 10;
- Teste 4 - Mudando o peso social para 0,05;
- Teste 5 - Mudando limite da velocidade para 2.

Quadro 14 – Testes com algoritmo PSO

	Teste 1 Especificações do PSO padrão	Teste 2 Mudando o peso da inércia para 0,6	Teste 3 Mudando o peso cognitivo para 10	Teste 4 Mudando o peso social para 0,05	Teste 5 Mudando limite da velocidade para 2
m	1,2019	1,1916	1,2017	1,2750	1,1456
$R_s r$	0,1709	0,1706	0,1734	0,5276	0,1759
δ	1,5847	2,9645	4,0234	3,8325	5
$R_p r$	111,8264	103,9721	137,2215	362,9942	131,7125
ϕ	0	6,15E-05	0,0001	6,16E-05	1,00E-04
$I_0 r$	$2 \cdot 10^{-8}$	$1,69 \cdot 10^{-8}$	$2 \cdot 10^{-8}$	$1,58 \cdot 10^{-8}$	$7,90 \cdot 10^{-9}$
FA	$8,23 \cdot 10^{-4}$	$7,24 \cdot 10^{-4}$	0,0012	0,1734	$1,60 \cdot 10^{-3}$

Fonte: acervo do autor.

3.2 RESULTADOS

Nesta seção, serão apresentados os resultados da estimação de parâmetros do modelo com resistência em paralelo utilizando os métodos do Algoritmo Genético, Evolução Diferencial e Otimização por Enxame de Partículas.

Para a verificação dos resultados obtidos, foi analisado o erro percentual entre a curva de referência obtida do *Simulink*®, irradiância de 1000 W/m² e temperatura de 25℃, e a curva com os parâmetros estimados. Esse indicador foi usado para verificar se o erro da estimação de cada algoritmo evolutivo está em conformidade com o erro aceitável pelo fabricante do módulo FV. A equação do erro percentual é exibida na Equação 3.2.

$$erro\% = \frac{|I_{ref} - I_{est}|}{Iref} \cdot 100 \tag{3.2}$$

Em seguida, devido a diferença das arquiteturas, foi desenvolvido um algoritmo similar ao do *Matlab*® no microcontrolador ESP32 usado no emulador FV que está em desenvolvimento no Ifes campus Guarapari. Esse algoritmo visa validar e garantir a confiabilidade dos resultados obtidos da estimação com menor valor da função de aptidão, visto que esses parâmetros serão usados pelo emulador FV para a representação dos arranjos fotovoltaicos.

3.2.1 Resultados do Algoritmo Genético

Os resultados dos parâmetros estimados pelo Algoritmo Genético (AG) são apresentados no Quadro 15 e os gráficos de comparação entre as curvas obtidas a partir dos parâmetros estimados pelo AG e as curvas do *Simulink*® para o módulo KC130TM são mostrados nas Figura 27 e Figura 28. Além disso, a Figura 29 apresenta o resultado da estimação para a curva de referência, temperatura 25℃ e irradiância 1000 W/m², junto do gráfico do erro percentual para os valores de corrente.

A Figura 27 mostra a curva VxI para diferentes irradiâncias. A estimação dos parâmetros para a curva de referência obteve um bom desempenho. No entanto, para as outras irradiâncias, quanto mais distante da irradiância de referência, maior é o erro associado

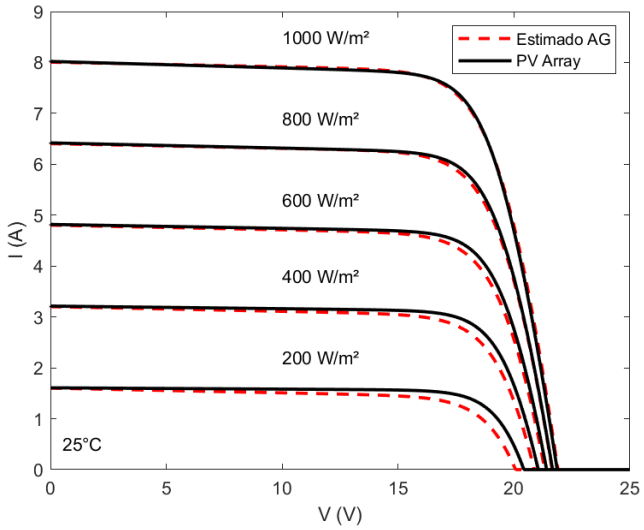
Quadro 15 – Resultado estimação de parâmetros com AG

Parâmetros	Valores
m	1,1619
Rs_r	0,1843
δ	3,3335
Rp_r	118,3675
ϕ	0,2986
$I0_r$	$9,9948 \cdot 10^{-9}$

Fonte: acervo do autor.

à curva estimada. Assim, a curva correspondente à irradiância de 200 W/m² apresenta a maior discrepância, indicando um erro mais significativo. Essas diferenças podem ser atribuídas ao fato de que as curvas de irradiância são calculadas com base nos parâmetros da curva de referência, logo, são sujeitas a uma pequena margem de erro.

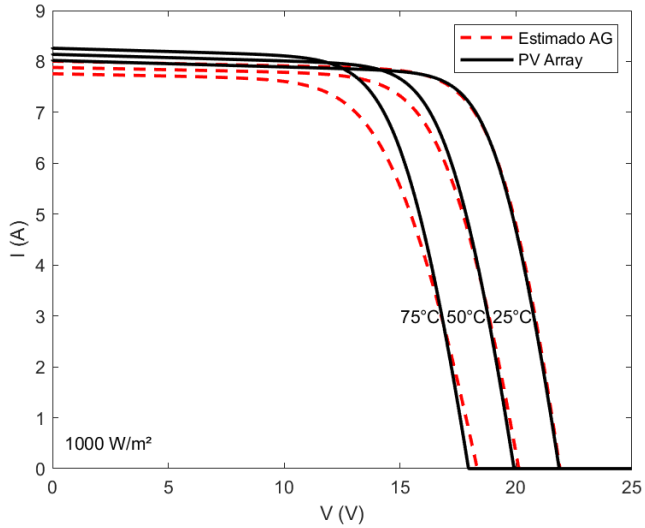
Figura 27 – Comparação do resultado AG e *Simulink*® para variação da irradiância



A Figura 28 apresenta a curva VxI para diferentes temperaturas. Na estimação realizada pelo AG para uma irradiância de 1000 W/m² e temperatura de 50 °C, observa-se um desvio da curva no ponto do "joelho", e essa diferença é ainda mais significativa para uma temperatura de 75 °C. Esses erros podem estar relacionados ao parâmetro estimado *m*, fator de idealidade do diodo, como mostrado na Figura 12 da Seção 2.3.1. Outro ponto importante que explica um maior erro associado a temperatura em comparação com a irradiância é que na equação da corrente do modelo utilizado, a

temperatura está associada a uma função exponencial.

Figura 28 – Comparação do resultado AG e *Simulink*® para variação de temperatura

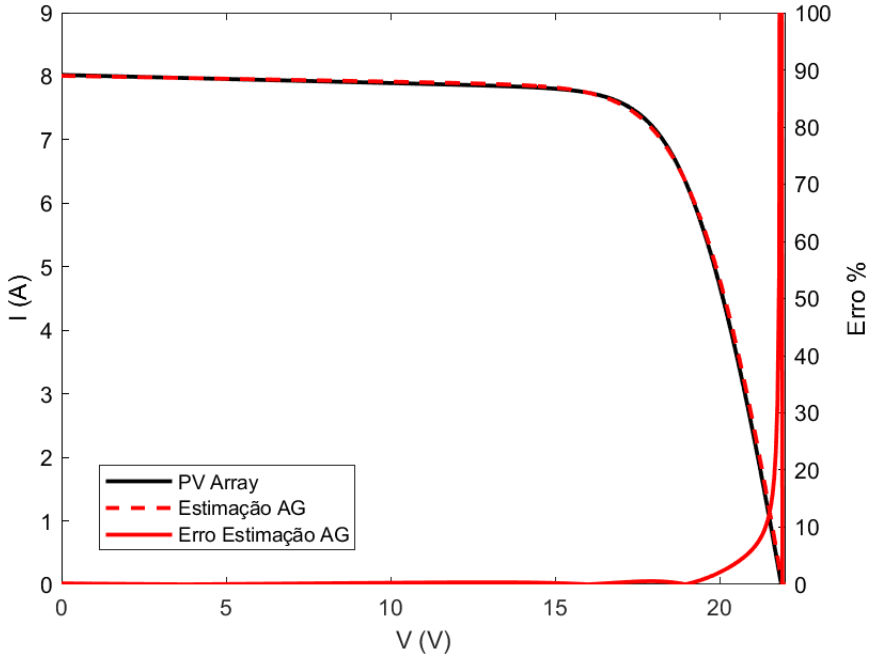


Fonte: acervo do autor.

A Figura 29 apresenta o resultado da estimação para a curva de referência e o gráfico do erro percentual para os valores de corrente. A estimação dos parâmetros utilizando o AG mostrou-se satisfatória, uma vez que o erro percentual ficou abaixo do limite aceitável definido pelo fabricante do módulo (+10%/-5%), conforme o Quadro 1 e o *Datasheet* no Anexo A. Contudo, é perceptível uma discrepância no final da curva de erro devido à curva de referência atingir o valor zero antes da curva estimada, levando a um erro percentual tendendo ao infinito, não comprometendo a análise global do sistema.

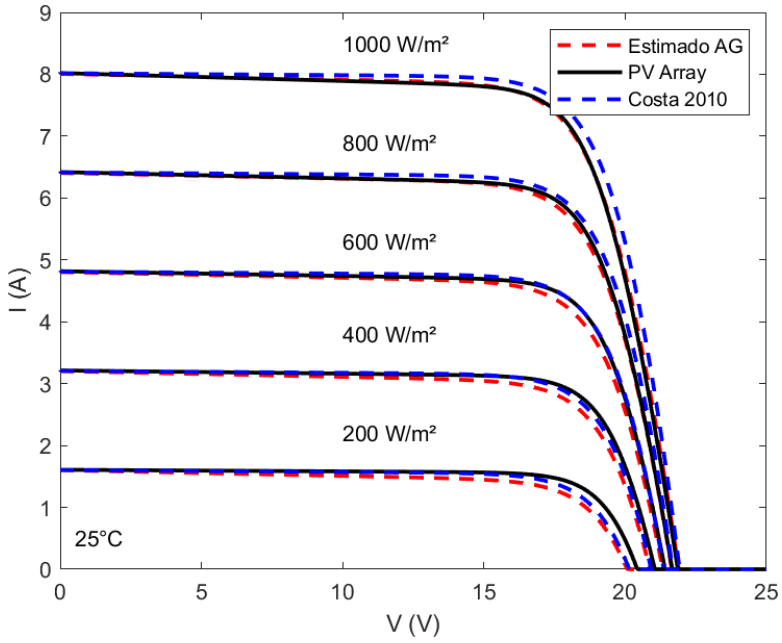
No estudo realizado por COSTA (2010), também foi feita a estimação dos parâmetros para o modelo com resistência em paralelo utilizando o Algoritmo Genético com as mesmas configurações padrão e módulo KC130TM. As Figuras 30 e 31 mostram a comparação dos resultados obtidos, revelando uma proximidade entre as estimações.

Figura 29 – Erro estimação AG



Fonte: acervo do autor.

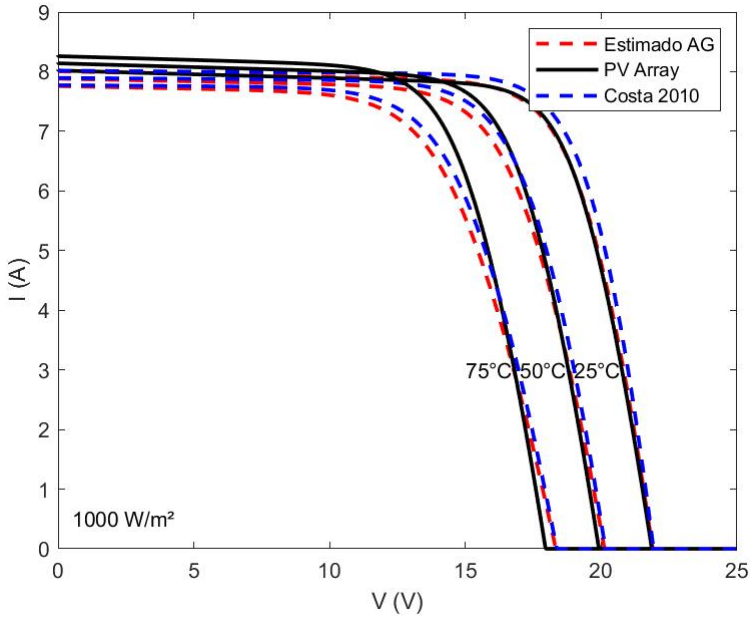
Figura 30 – Comparação do resultado AG, *Simulink*® e COSTA (2010) para variação da irradiância



Fonte: acervo do autor.

A Figura 32 apresenta as curvas de erro da estimação obtida pelo AG neste estudo e pelos resultados encontrados por COSTA (2010). É válido destacar que, na curva do erro percentual com os parâmetros de COSTA (2010), também ocorreu o fato da

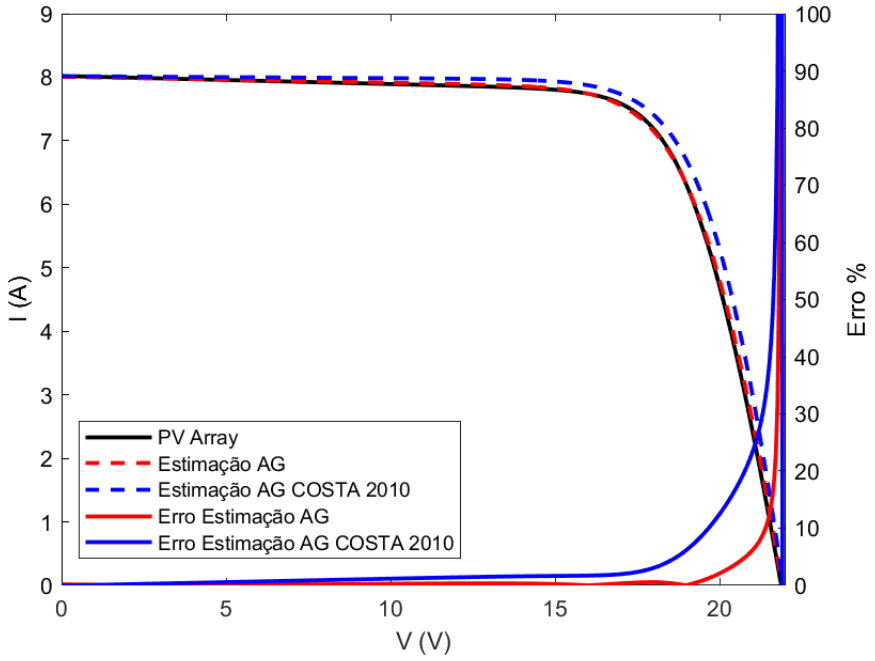
Figura 31 – Comparação do resultado AG, *Simulink*® e COSTA (2010) para variação da temperatura



Fonte: acervo do autor.

curva de referência atingir o valor zero primeiro, resultando em um erro maior no final da curva, porém, também não impacta na análise global da estimação.

Figura 32 – Comparação do erro estimação AG e Costa 2010



Fonte: acervo do autor.

3.2.2 Resultados do algoritmo Evolução Diferencial

Os resultados dos parâmetros estimados pelo ED são apresentados no Quadro 16.

Quadro 16 – Resultado estimação de parâmetros com ED

Parâmetros	Valores
m	1,1104
Rs_r (Ω)	0,1885
δ	0
Rp_r (Ω)	98,0962
ϕ	0
$I0_r$ (A)	$3,8831 \cdot 10^{-9}$

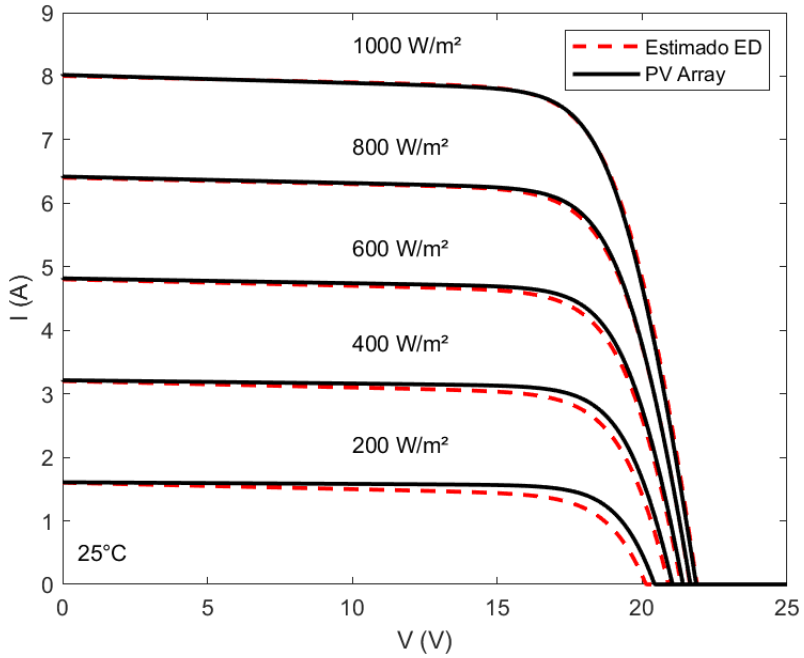
Fonte: acervo do autor.

As Figuras 33 e Figura 34 exibem as comparações entre as curvas resultantes dos parâmetros estimados pelo ED e as curvas do *Simulink*® para o módulo KC130TM. Ademais, a Figura 35 apresenta o resultado da estimação para a curva de referência, irradiância de 1000 W/m² e temperatura de 25℃, junto do gráfico do erro percentual para os valores de corrente.

A Figura 33 apresenta a curva VxI para diferentes irradiâncias. Nota-se que a estimação dos parâmetros para a irradiância de 1000 W/m² e temperatura de 25℃ obteve um bom resultado, apresentando um erro mínimo, uma vez que a curva estimada está praticamente sobreposta à curva de referência. Para as outras irradiâncias, as curvas calculadas apresentaram um erro menor quando comparadas as curvas do AG.

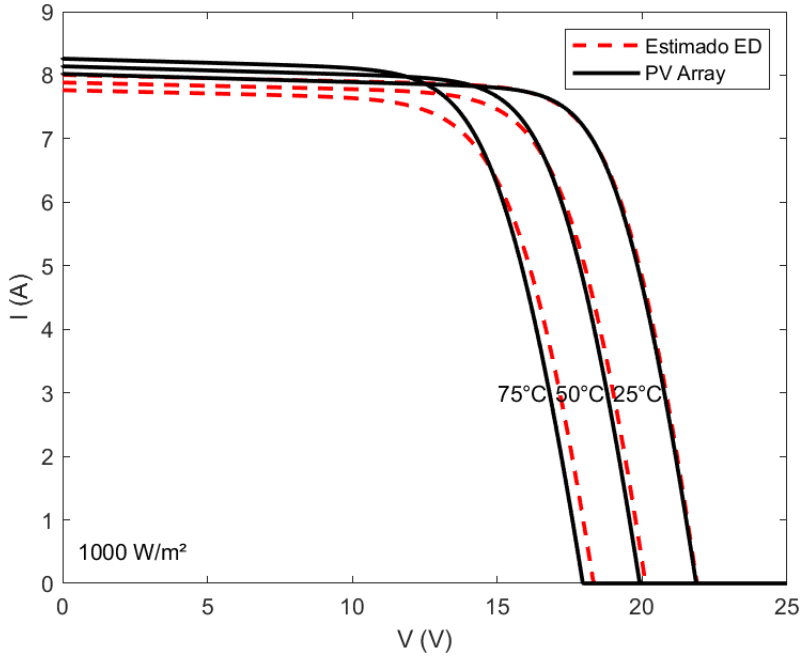
Na Figura 34, é possível observar a curva VxI para diferentes temperaturas. Ao considerar a estimação realizada pelo ED para uma irradiância de 1000 W/m² e temperaturas de 50℃ e 75℃, também é notado um desvio na curva no ponto do "joelho". No entanto, essa diferença é menos discrepante em comparação com as curvas obtidas pelos parâmetros estimados pelo AG. Nota-se que a estimação realizada pelo ED mostrou-se mais próxima da curva de referência do que a aproximação dos parâmetros pelo AG. Isso indica uma maior precisão na estimação realizada pelo ED em relação ao fator de idealidade do diodo.

Figura 33 – Comparação do resultado ED e *Simulink*® para variação da irradiância



Fonte: acervo do autor.

Figura 34 – Comparação do resultado ED e *Simulink*® para variação de temperatura

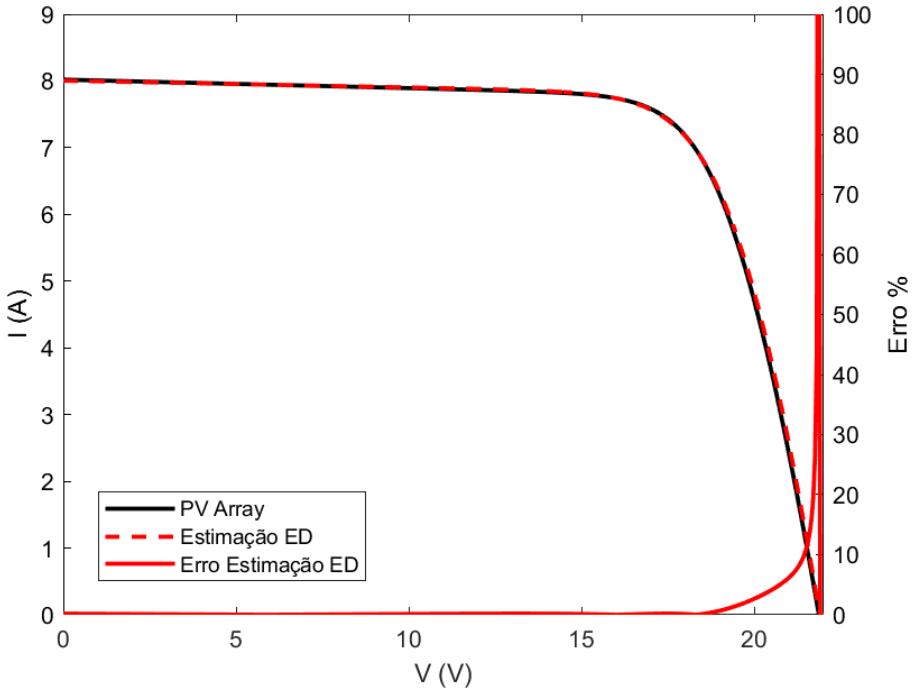


Fonte: acervo do autor.

A Figura 35 ilustra o resultado da estimação para a curva de referência e o gráfico do erro percentual para os valores de corrente. É evidente a precisão da estimação pelo ED, uma vez que o erro percentual também ficou abaixo do limite aceitável definido

pelo fabricante do módulo (+10%/-5%), conforme o Quadro 1 e o *Datasheet* no Anexo A. Todavia, similarmente ao AG, é observada uma discrepância no final da curva de erro devido à curva de referência alcançar o valor zero antes da curva estimada, o que faz com que o erro percentual tenda ao infinito. É importante salientar que essa discrepância pode ser desconsiderada na análise global, uma vez que representa apenas o final da curva e não afeta de forma significativa a avaliação geral da estimação realizada pelo ED.

Figura 35 – Erro estimação ED

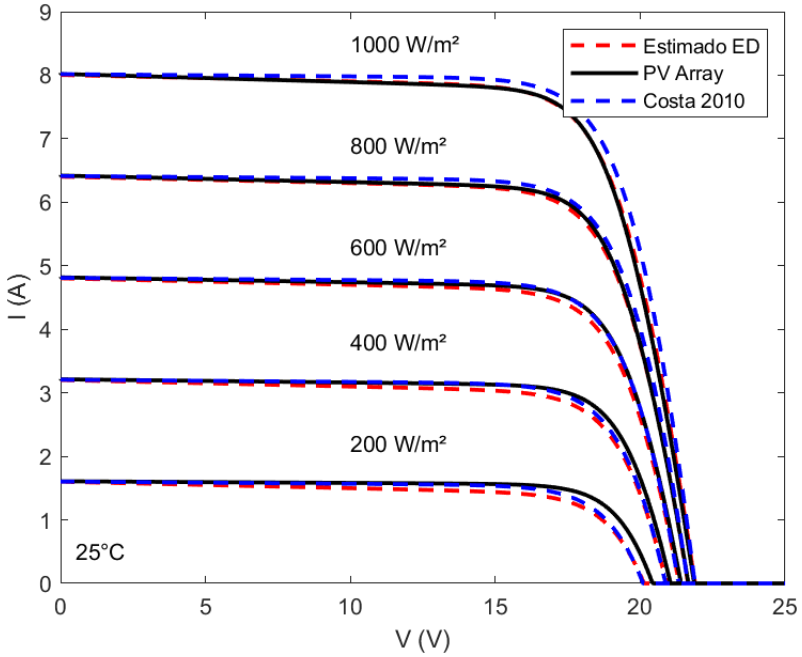


Fonte: acervo do autor.

No mesmo estudo conduzido por COSTA (2010), também foi realizada a estimação dos parâmetros para o modelo com resistência em paralelo usando o algoritmo de Evolução Diferencial com as configurações padrão para o módulo KC130TM. As Figuras 36 e 37 ilustram os resultados obtidos, evidenciando uma proximidade entre as estimações.

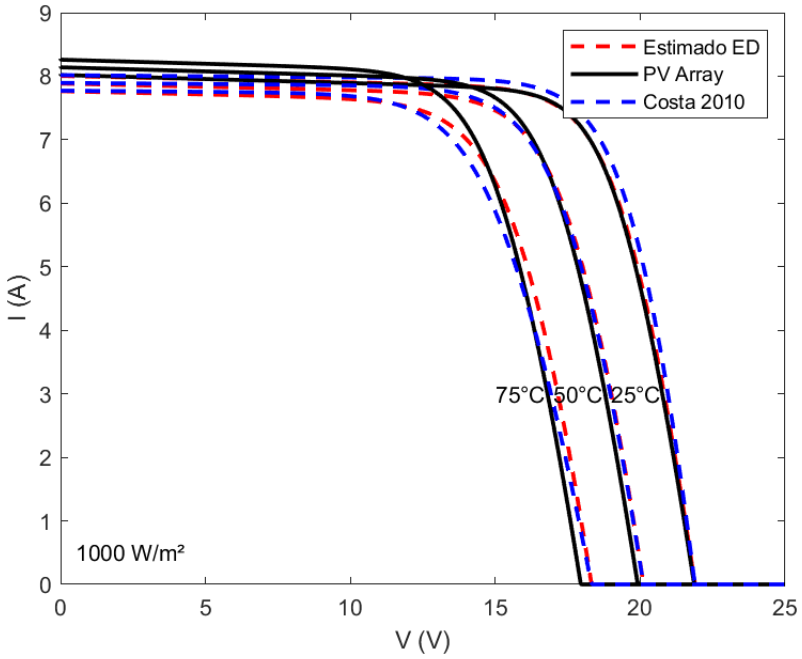
A Figura 38 apresenta as curvas de erro da estimação obtida pelo ED neste estudo e pelos resultados desenvolvidos por COSTA (2010). Nota-se também que na curva do erro percentual com os parâmetros de COSTA (2010) ocorreu a mesma situação em que a curva de referência alcança o valor zero primeiro, resultando em um erro maior no final da curva, mas que não possui influência na análise global do resultado.

Figura 36 – Comparação do resultado ED, *Simulink*® e COSTA (2010) para variação da irradiância



Fonte: acervo do autor.

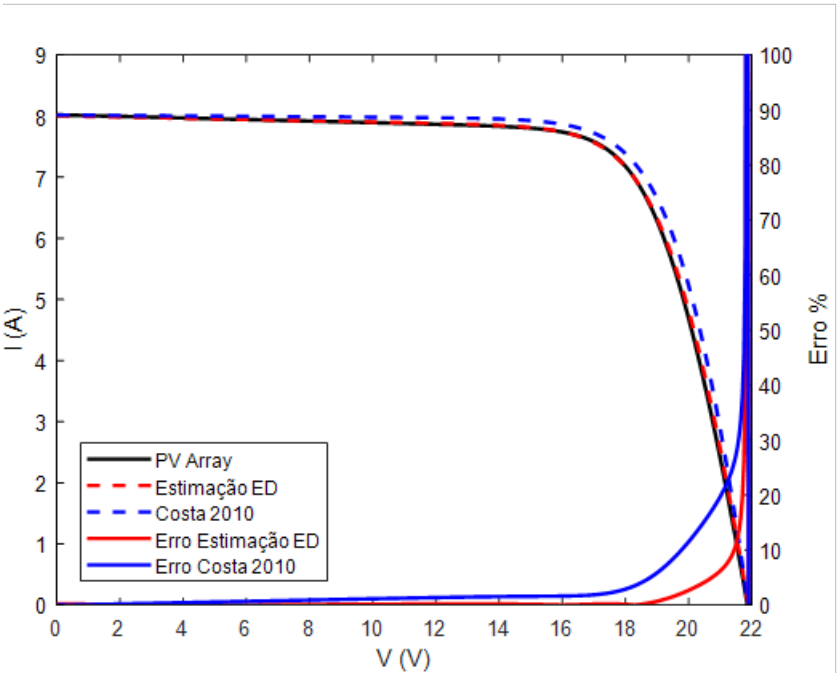
Figura 37 – Comparação do resultado ED, *Simulink*® e COSTA (2010) para variação da temperatura



Fonte: acervo do autor.

No entanto, é importante notar que a estimação realizada neste trabalho pelo AG e ED apresentaram maior aproximação da curva de irradiância 1000 W/m² e temperatura

Figura 38 – Comparação do erro estimação ED e COSTA (2010)



Fonte: acervo do autor.

de 25℃ do que a estimação realizada no trabalho de COSTA (2010). Essa diferença nas estimações pode ser explicada por essa curva ser a referência neste trabalho. Outro ponto relevante é o método de linearização usado para exibir as respostas com os parâmetros da estimação no modelo com resistência em paralelo que para este trabalho foi o método de *Newton Rapson*. Para as comparações com o trabalho de COSTA (2010) foi usado os resultados obtidos por ele com um método de linearização aplicados ao método usado neste trabalho.

3.2.3 Resultados do algoritmo Otimização por Enxame de Partículas

Os resultados dos parâmetros estimados pelo algoritmo Otimização por Enxame de Partículas (*Particle Swarm Optimization* - PSO) são apresentados no Quadro 17.

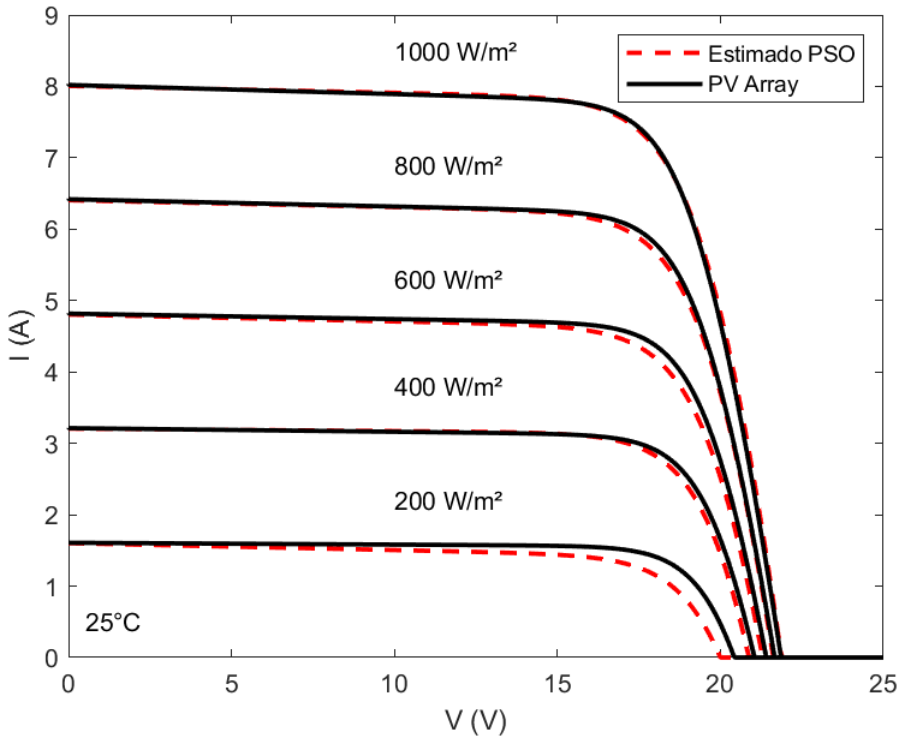
A Figura 39 mostra que a estimação obteve uma boa resposta para a curva de referência, irradiância de 1000 W/m² e temperatura de 25℃. Para as demais irradiâncias, a estimação também foi satisfatória, porém, como mencionado nos outros algoritmos, devido ao cálculo das curvas serem baseadas pelos parâmetros estimados pela curva de referência, há um pequeno erro associado.

Quadro 17 – Resultado estimação de parâmetros com PSO

Parâmetros	Valores
m	1,1916
Rs_r (Ω)	0,1706
δ	2,9645
Rp_r (Ω)	103,9721
ϕ	$6,15 \cdot 10^{-5}$
$I0_r$ (A)	$1,69 \cdot 10^{-8}$

Fonte: acervo do autor.

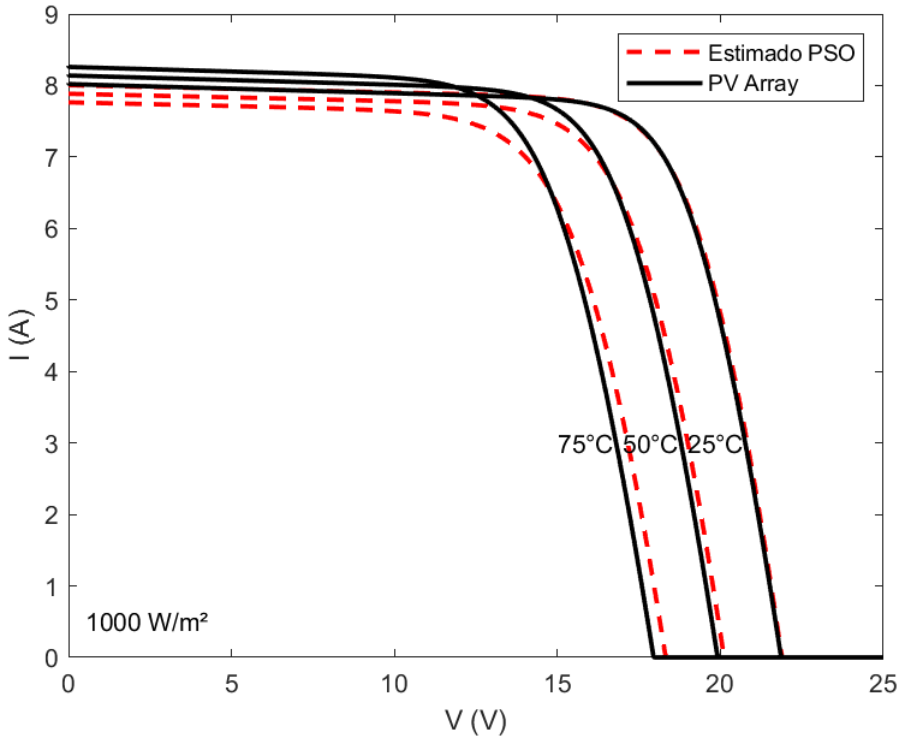
Figura 39 – Comparação do resultado PSO e *Simulink*® para variação da irradiância



Fonte: acervo do autor.

A Figura 40 apresenta as curvas VxI para diferentes temperaturas na estimação realizada pelo PSO. Ao considerar uma irradiância de 1000 W/m² e temperatura de 50℃, nota-se um desvio na curva no ponto de "joelho", sendo essa diferença ainda maior para a temperatura de 75℃. Esses erros, como mostrado no AG, podem estar relacionados ao parâmetro estimado "m", que representa o fator de idealidade do diodo.

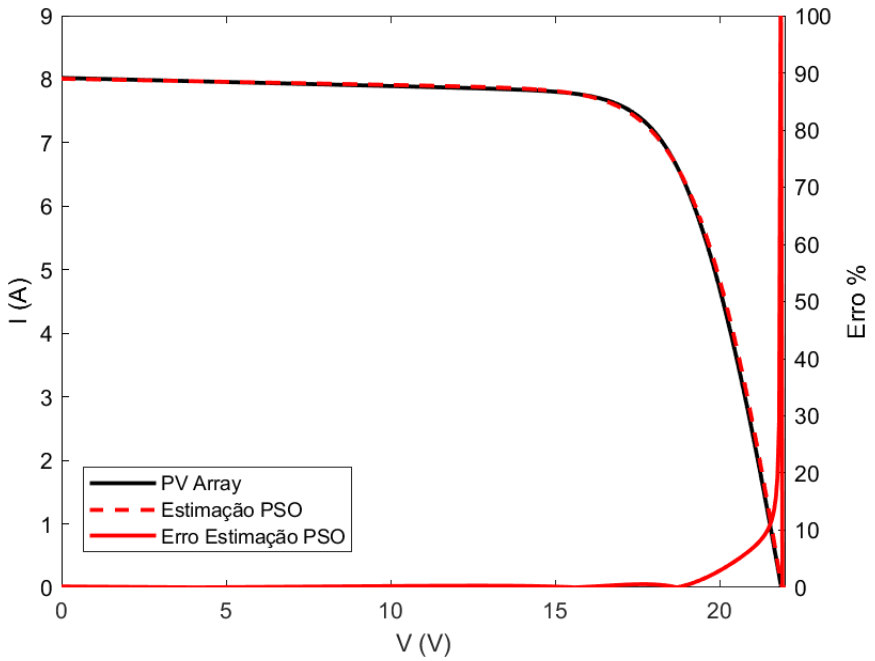
Figura 40 – Comparação do resultado PSO e *Simulink*® para variação de temperatura



Fonte: acervo do autor.

A Figura 41 exibe a curva do erro percentual da estimação realizada pelo PSO em comparação com a curva de referência do bloco *Simulink*® junto a curva de corrente com os parâmetros estimados e a curva de referência. O erro também esteve abaixo do valor aceitável pelo fabricante do módulo (+10%/-5%), conforme o Quadro 1 e o *Datasheet* no Anexo A. Também é observado o aumento inesperado da curva do erro devido ao cálculo do erro percentual dividir a diferença entre as curvas pela curva de referência. Porém, essa discrepância não invalida o resultado global, como nos outros métodos de estimação.

Figura 41 – Erro estimação PSO



Fonte: acervo do autor.

3.2.4 Resultado da validação na arquitetura do microcontrolador do emulador fotovoltaico em desenvolvimento no Ifes campus Guarapari

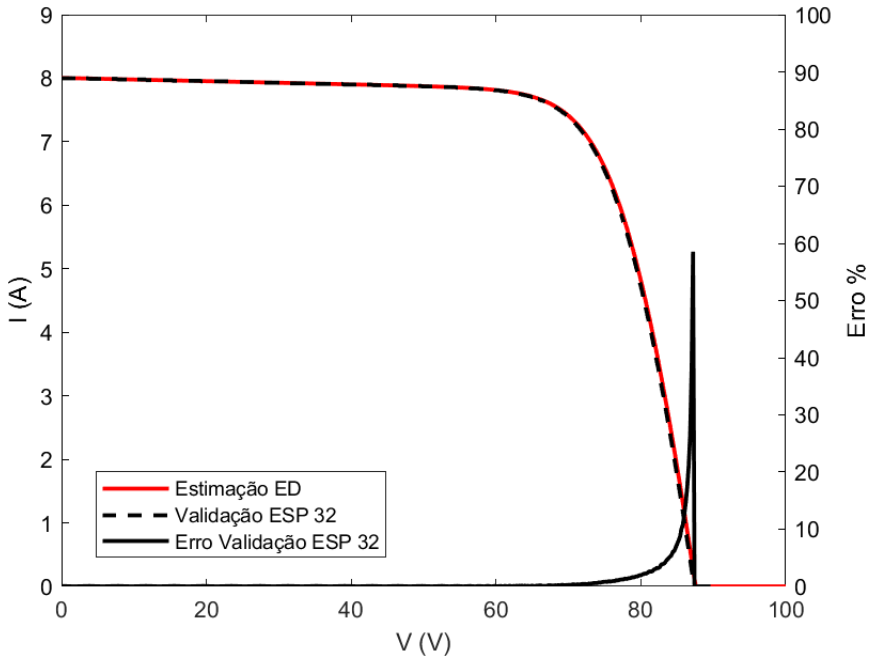
Após realizar os testes e avaliações, constatou-se que o método de estimação Evolução Diferencial (ED) apresentou o menor valor da função aptidão em comparação com o Algoritmo Genético e a Otimização por Enxame de Partículas, que também obtiveram resultados satisfatórios. Considerando que a ESP32 é responsável pelo controle do emulador FV em desenvolvimento no Ifes, foi essencial realizar uma validação para verificar se o modelo se comportaria adequadamente nesse microcontrolador que possui uma arquitetura diferente.

Sendo assim, foi implementado um algoritmo similar ao do *Matlab*® com uma arquitetura x64 (processador Intel de 64 bits, 11ª geração, Core(TM) i7-1165G7 @ 2.80GHz 2.80 GHz) no microcontrolador ESP32 com arquitetura x32 (CPU Tensilica Xtensa LX6 de 32 bits). Dessa forma, pode-se garantir a compatibilidade e o comportamento esperado dos parâmetros do ED no modelo utilizado no emulador FV.

A Figura 42 ilustra o resultado da validação realizada na ESP32. A avaliação pode ser

considerada aceitável, uma vez que o erro percentual da curva entre a estimação por ED no *Matlab*® e a ESP32 permaneceu menor que a especificação do fabricante para o módulo utilizado (+10%/-5%) até antes da corrente se aproximar do zero. O aumento do erro no final da curva pode ser explicado pela diferença nos cálculos entre a curva de estimação por ED e a curva calculada na ESP32, uma vez que a estimação ED convergiu para zero mais rapidamente.

Figura 42 – Validação da estimação dos parâmetros do ED na ESP32



Fonte: acervo do autor.

4 CONCLUSÃO

A expansão global do setor de energia solar fotovoltaica é impulsionada pela preocupação com o meio ambiente e a busca por fontes de energia mais diversificadas. No Brasil, esse setor está em constante crescimento, ocupando uma posição de destaque no cenário internacional. Nesse contexto, o objetivo desta pesquisa foi comparar e validar os métodos Algoritmo Genético (AG), Evolução Diferencial (ED) e Otimização por Enxame de Partículas (*Particle Swarm Optimization* - PSO), devido a facilidade de implementação, aplicados ao modelo matemático com resistência em paralelo, consolidado da literatura e usado na biblioteca do *Simulink*®, a fim de identificar os melhores parâmetros para uso em um emulador fotovoltaico (FV) em desenvolvimento no Ifes campus Guarapari.

Para alcançar esse objetivo, o modelo com resistência em paralelo foi implementado no *Simulink*® e os métodos de estimação de parâmetros foram aplicados, permitindo a comparação dos resultados com os dados da biblioteca do *Simulink*® e uma análise da precisão e confiabilidade dos métodos implementados. O módulo fotovoltaico escolhido para os experimentos foi o KC130TM, como em COSTA (2010), o que permitiu a comparação dos resultados, e foram realizadas simulações considerando diferentes valores de irradiância e temperatura.

Os resultados dos experimentos demonstraram que os três métodos de estimação aplicados foram capazes de estimar os parâmetros do modelo com resistência em paralelo de forma adequada, visto que o erro percentual para todos os testes esteve abaixo do valor aceitável pelo fabricante do módulo (+10%-5%). No entanto, a análise comparativa indicou que o método mais adequado para representar o módulo fotovoltaico no emulador foi o Evolução Diferencial, devido ao menor valor da função de aptidão, indicando que os parâmetros encontrados aplicados ao modelo resulta em uma curva mais próxima da curva de referência da biblioteca do *Simulink*®.

Contudo, foi observado que, quando os valores de irradiância diferem da referência de 1000 W/m², ocorre um afastamento maior em relação à curva correspondente de irradiância. Isso se deve ao fato de que essas curvas são calculadas com base nos parâmetros estimados para a curva de referência, irradiância de 1000 W/m²

e temperatura de 25℃. Para aprimorar esses resultados, sugere-se, em trabalhos futuros, a implementação dos algoritmos levando em consideração diferentes pontos de irradiância e temperatura, a fim de obter uma função que relacione esses parâmetros. Essa função permitirá um ajuste mais preciso das curvas, independentemente das condições de irradiância e temperatura.

Outro trabalho futuro seria a investigação do tempo de processamento de cada algoritmo evolutivo para que haja outro critério para a escolha dos parâmetros mais adequados para uso no modelo matemático do emulador FV. Além disso, realizar a implementação desses algoritmos evolutivos no modelo com dois diodos, usando as curvas da folha de dados do fabricante dos módulos como referência.

Além disso, foi desenvolvido um código similar ao do *Matlab*® no microcontrolador utilizado no emulador fotovoltaico (ESP32) para validar o modelo e os parâmetros estimados com ED, garantindo a confiabilidade e adequação desses valores para uso no emulador FV. A validação apresentou bom resultado com um erro percentual menor que o valor aceitável pelo fabricante do módulo (+10%-5%), permitindo então o uso desses parâmetros no emulador FV, a fim de representar de forma mais fiel a realidade os arranjos FV que serão emulados.

Dessa forma, os resultados desta pesquisa contribuíram para a seleção dos parâmetros mais adequados a serem utilizados no emulador FV em desenvolvimento, proporcionando uma maior precisão na reprodução do comportamento dos módulos fotovoltaicos. Essa pesquisa abre caminho para novos estudos e desenvolvimento de ferramentas que auxiliem na análise de módulos fotovoltaicos no Ifes campus Guarapari, impulsionando o crescimento da área de estudo dentro da instituição.

REFERÊNCIAS

ABSOLAR. **Energia solar fotovoltaica: Brasil é o 4º País que mais cresceu em 2021**. 2022. Disponível em: <https://www.absolar.org.br/noticia/energia-solar-fotovoltaica-brasil-e-o-4o-pais-que-mais-cresceu-em-2021/>.

ABSOLAR. **Geração solar no Brasil atinge 14 GW, potência equivalente à usina de Itaipu**. 2022. Disponível em: <https://www.absolar.org.br/noticia/geracao-solar-no-brasil-atinge-14-gw-potencia-equivalente-a-usina-de-itaipu/>.

BECQUEREL, M. Mémoire sur les effets électriques produits sous l'influence desrayons solaires. **Comptes rendus hebdomadaires des séances de l'Académie des sciences**, v. 9, p. 561–567, 1839.

COELHO, R. F. *et al.* Estudo dos conversores buck e boost aplicados ao rastreamento de máxima potência de sistemas solares fotovoltaicos. Florianópolis, SC, 2008.

CORRÊA, V. A. Estimação de parâmetros de sistemas fotovoltaicos usando otimização de mapeamento de média e variância. 2018.

COSTA, W. T. D. **Modelagem, estimação de parâmetros e método MPPT para módulos fotovoltaicos.** Tese (Doutorado) — Universidade Federal do Espírito Santo, Brazil, 2010.

CRESESB, C. **Manual de Engenharia para Sistemas Fotovoltaicos**. [S.l.], 2014.

DALI, A.; BOUHARCHOUCHE, A.; DIAF, S. Parameter identification of photovoltaic cell/module using genetic algorithm (ga) and particle swarm optimization (pso). In: IEEE. **2015 3rd International Conference on Control, Engineering & Information Technology (CEIT)**. [S.l.], 2015. p. 1–6.

D'ELIA, G.; HOLSTEN, F. Kognitiv terapi har visat god effekt på panikångest. **Lakartidningen**, p. 4869–4873, 1998.

EPE. **Matriz Energética e Elétrica**. 2021. Disponível em: <https://www.epe.gov.br/pt/abcdenergia/matriz-energetica-e-eletrica>.

GARRIGÓS, A. *et al.* Real time estimation of photovoltaic modules characteristics and its application to maximum power point operation. **Renewable Energy**, Elsevier, v. 32, n. 6, p. 1059–1076, 2007.

GOLBERG, D. E. Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning. **Addion wesley**, v. 1989, n. 102, p. 36, 1989.

HERINGER, N. Modelagem de arranjo fotovoltaico com sombreamento parcial para referência de emuladores estáticos. 2016.

HOLLAND, J. H. **Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence**. [S.l.]: MIT press, 1992.

MATHWORKS, T. **Solar Cell**. 2023. Urlhttps://www.mathworks.com/help/sps/ref/solarcell.html.

MORAIS, C. **Célula fotovoltaica: tudo o que você precisa saber**. 2020. Disponível em: <https://eletronicadepotencia.com/celula-fotovoltaica/>.

NETO, L. d. V. B. M. Caracterização de geradores fotovoltaicos e desenvolvimento de seguidor de potência máxima para sistemas autônomos aplicados à eletrificação rural. Universidade Federal de Viçosa, 2006.

PACHECO, M. A. C. *et al.* Algoritmos genéticos: princípios e aplicações. **ICA: Laboratório de Inteligência Computacional Aplicada. Departamento de Engenharia Elétrica. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Fonte desconhecida**, v. 28, 1999.

PIMENTEL, D. d. O. **Estimação de parâmetros de módulos fotovoltaicos utilizando métodos de otimização baseado em metaheurística**. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Pernambuco, 2020.

REIS, L. R. d. D. *et al.* Determinação de parâmetros de módulos fotovoltaicos utilizando o método de newton raphson e algoritmos genéticos. Universidade Federal de Uberlândia, 2018.

ROSA, A. V. D.; ORDÓÑEZ, J. C. **Fundamentals of renewable energy processes**. [S.l.]: Academic Press, 2021.

SERAPIÃO, A. B. d. S. Fundamentos de otimização por inteligência de enxames: uma visão geral. **Sba: Controle & Automação Sociedade Brasileira de Automatica**, SciELO Brasil, v. 20, p. 271–304, 2009.

SERRANO, R. **Tipos de paineles fotovoltaicos**. 2017. Disponível em: <https://tritec-intervento.cl/tipos-de-paneles-fotovoltaicos/>.

SILVA, E. A. D. Técnicas de estimação de parâmetros de módulos fotovoltaicos. 2015.

SILVA, G. L.; FRANCO, R. A. P.; VIEIRA, F. H. T. Estimação de parâmetros de painéis fotovoltaicos utilizando o algoritmo firefly com atualização em função da irradiância e temperatura. In: **VII Congresso Brasileiro de Energia Solar-CBENS 2018**. [S.l.: s.n.], 2018.

SILVA, L. D. A.; FERREIRA, E. de P.; BERTOLANI, D. N. Aefuzzy-síntese otimizada de controladores fuzzy via algoritmos evolutivos. 2014.

SILVEIRA, R. D. *et al.* Aplicação do método metaheurístico evolução diferencial para estimação de parâmetros de módulos fotovoltaicos. In: **Congresso Brasileiro de Automática-CBA**. [S.l.: s.n.], 2019. v. 1, n. 1.

SOLAR, N. **SISTEMAS DE ENERGIA SOLAR FOTOVOLTAICA E SEUS COMPONENTES**. 2022. Disponível em: <https://www.neosolar.com.br/aprenda/saiba-mais/sistemas-de-energia-solar-fotovoltaica-e-seus-componentes>.

STORN, R. Differrential evolution-a simple and efficient adaptive scheme for global optimization over continuous spaces. **Technical report, International Computer Science Institute**, v. 11, 1995.

SURICHAQUI, R. C. C.; FROTA, M. N.; TICONA, E. M. Estimativa dos parâmetros elétricos de um módulo fotovoltaico a partir do modelo de um único diodo. 2015.

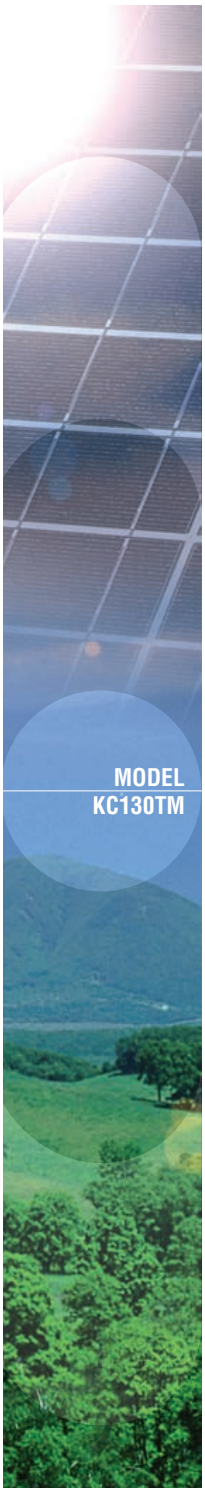
VALLE, Y. D. *et al.* Particle swarm optimization: basic concepts, variants and applications in power systems. **IEEE Transactions on evolutionary computation**, IEEE, v. 12, n. 2, p. 171–195, 2008.

VALLÊRA, A. M.; BRITO, M. C. Meio século de história fotovoltaica. **Gazeta de Física**, v. 1, n. 2, p. 17, 2006.

VILLALVA, M.; FOTOVOLTAICA, J. E. S. Conceitos e aplicações. In: **Energia Solar Fotovoltaica**. [S.l.: s.n.], 2015.

YE, M.; WANG, X.; XU, Y. Parameter extraction of solar cells using particle swarm optimization. **Journal of Applied Physics**, American Institute of Physics, v. 105, n. 9, p. 094502, 2009.

ANEXO A – *DATASHEET MÓDULO KC130TM*



downloaded from www.photovoltaik-web.de

THE NEW VALUE FRONTIER

KYOCERA

KC130TM

HIGH EFFICIENCY MULTICRYSTAL
PHOTOVOLTAIC MODULE

UL LISTED

HIGHLIGHTS OF KYOCERA PHOTOVOLTAIC MODULES

Kyocera's advanced cell processing technology and automated production facilities produce a highly efficient multicrystal photovoltaic module.
The conversion efficiency of the Kyocera solar cell is over 16%. These cells are encapsulated between a tempered glass cover and a pottant with back sheet to provide efficient protection from the severest environmental conditions.
The entire laminate is installed in an anodized aluminum frame to provide structural strength and ease of installation.

APPLICATIONS

- Microwave / Radio repeater stations
- Electrification of villages in remote areas
- Medical facilities in rural areas
- Power source for summer vacation homes
- Emergency communication systems
- Water quality and environmental data monitoring systems
- Navigation lighthouses, and ocean buoys
- Pumping systems for irrigation, rural water supplies and livestock watering
- Aviation obstruction lights
- Cathodic protection systems
- Desalination systems
- Railroad signals
- etc.

QUALIFICATIONS

- **MODULE** : UL 1703 certified
  Hazardous Locations Class I, Div 2, Groups A, B, C and D
- **FACTORY** : ISO9001 and ISO 14001

QUALITY ASSURANCE

Kyocera multicrystal photovoltaic modules have passed the following tests.

- Thermal cycling test
- Thermal shock test
- Thermal / Freezing and high humidity cycling test
- Electrical isolation test
- Hail impact test
- Mechanical, wind and twist loading test
- Salt mist test
- Light and water-exposure test
- Field exposure test

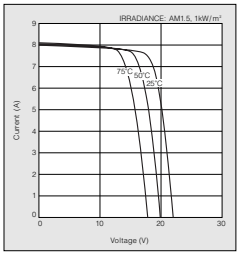
LIMITED WARRANTY

※1 year limited warranty on material and workmanship
※20 years limited warranty on power output: For detail, please refer to "category IV" in Warranty issued by Kyocera

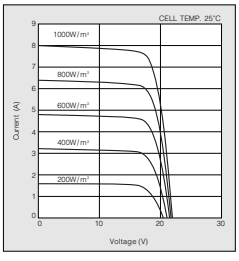
(Long term output warranty shall warrant if PV Module(s) exhibits power output of less than 90% of the original minimum rated power specified at the time of sale within 10 years and less than 80% within 20 years after the date of sale to the Customer. The power output values shall be those measured under Kyocera's standard measurement conditions. Regarding the warranty conditions in detail, please refer to Warranty issued by Kyocera)

ELECTRICAL CHARACTERISTICS

Current-Voltage characteristics of Photovoltaic Module KC130TM at various cell temperatures



Current-Voltage characteristics of Photovoltaic Module KC130TM at various irradiance levels



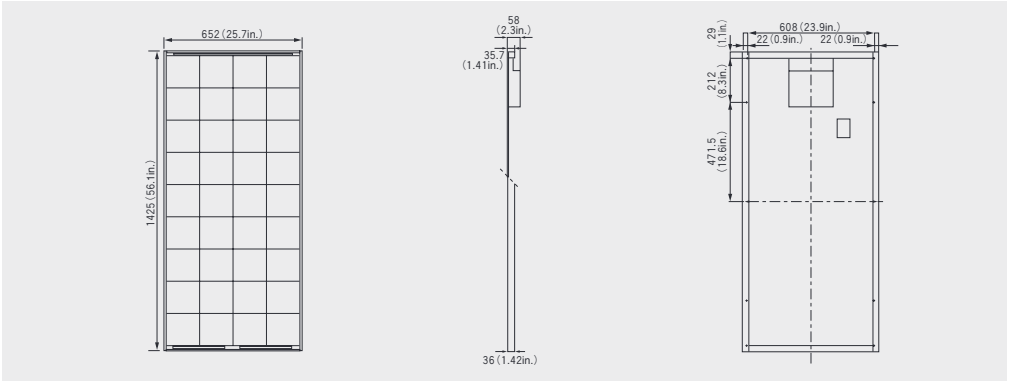
downloaded from www.photovoltaik-web.de

SPECIFICATIONS

KC130TM

■ Physical Specifications

Unit : mm (in.)



■ Specifications

■ Electrical Performance under Standard Test Conditions (*STC)	
Maximum Power (Pmax)	130W (+10%/−5%)
Maximum Power Voltage (Vmpp)	17.6V
Maximum Power Current (Impp)	7.39A
Open Circuit Voltage (Voc)	21.9V
Short Circuit Current (Isc)	8.02A
Max System Voltage	600V
Temperature Coefficient of Voc	-8.21×10^{-2} V/℃
Temperature Coefficient of Isc	3.18×10^{-3} A/℃

*STC : Irradiance 1000W/m², AM1.5 spectrum, module temperture 25℃

■ Electrical Performance at 800W/m², NOCT, AM1.5	
Maximum Power (Pmax)	92W
Maximum Power Voltage (Vmpp)	15.5V
Maximum Power Current (Impp)	5.94A
Open Circuit Voltage (Voc)	19.9V
Short Circuit Current (Isc)	6.47A

NOCT (Nominal Operating Cell Temperature) : 47℃

■ Cells	
Number per Module	36

■ Module Characteristics	
Length × Width × Depth	1425mm(56.1in)×652mm(25.7in)×58mm(2.3in)
Weight	11.9kg(26.8lbs.)

■ Junction Box Characteristics	
Length × Width × Depth	170.6mm(6.7in)×191.6mm(7.5in)×51.5mm(2.0in)
IP Code	IP65

■ Reduction of Efficiency under Low Irradiance	
Reduction	4.3%

Reduction of efficiency from an irrandiance of 1000W/m² to 200W/m² (module temperature 25℃)

Please contact our office for further information

KYOCERA

KYOCERA Corporation

■ KYOCERA Corporation Headquarters
CORPORATE SOLAR ENERGY DIVISION
6 Takeda Tobadono-cho
Fushimi-ku, Kyoto
612-8501, Japan
TEL:(81)75-604-3476 FAX:(81)75-604-3475
http://www.kyocera.com

● KYOCERA Solar, Inc.
7812 East Acoma Drive
Scottsdale, AZ 85260, USA
TEL:(1)480-948-8003 or (800)223-9580 FAX:(1)480-483-6431
http://www.kyocerasolar.com

● KYOCERA Solar do Brasil Ltda.
Av. Guignard 661, Loja A
22790-200, Recreio dos Bandeirantes, Rio de Janeiro, Brazil
TEL:(55)21-2437-8525 FAX:(55)21-2437-2338
http://www.kyocerasolar.com.br

● KYOCERA Solar Pty Ltd.
Level 3, 6-10 Talavera Road, North Ryde
N.S.W. 2113, Australia
TEL:(61)2-9870-3948 FAX:(61)2-9888-9588
http://www.kyocerasolar.com.au/

● KYOCERA Fineceramics GmbH
Fritz Muller strasse 107, D-73730 Esslingen, Germany
TEL:(49)711-93934-917 FAX:(49)711-93934-950
http://www.kyocerasolar.de/

● KYOCERA Asia Pacific Pte. Ltd.
298 Tiong Bahru Road, #13-03/05
Central Plaza, Singapore 168730
TEL:(65)6271-0500 FAX:(65)6271-0600

● KYOCERA Asia Pacific Ltd.
Room 801-802, Tower 1 South Seas Centre, 75 Mody Road,
Tsimshatsui East, Kowloon, Hong Kong
TEL:(852)2-7237183 FAX:(852)2-7244501

● KYOCERA Asia Pacific Ltd. Taipei Office
10 Fl., No.66, Nanking West Road, Taipei, Taiwan
TEL:(886)2-2555-3609 FAX:(886)2-2559-4131

● KYOCERA(Tianjin) Sales & Trading Corporation
19F, Tower C HeQiao Building 8A GuangHua Rd.,
Chao Yang District, Beijing 100026, China
TEL:(86)10-6583-2270 FAX:(86)10-6583-2250

Kyocera reserves the right to modify these specifications without notice