



UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

VALDEMAR MOREIRA CAVALCANTE JUNIOR

**ANÁLISE COMPARATIVA DE MODELOS GLOBAIS NÃO-LINEARES PARA
MÓDULOS FOTOVOLTAICOS**

Recife

2023

VALDEMAR MOREIRA CAVALCANTE JUNIOR

**ANÁLISE COMPARATIVA DE MODELOS GLOBAIS NÃO-LINEARES PARA
MÓDULOS FOTOVOLTAICOS**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para a obtenção do título de mestre em Engenharia Elétrica.

Área de concentração: Processamento de Energia.

Orientador: Prof. Dr. Fabrício Bradaschia

Coorientador: Prof. Dr. Marcelo Cabral Cavalcanti

Recife

2023

Catálogo na fonte:
Bibliotecária Sandra Maria Neri Santiago, CRB-4 / 1267

C377a Cavalcante Junior, Valdemar Moreira.
Análise comparativa de modelos globais não-lineares para módulos fotovoltaicos / Valdemar Moreira Cavalcante Junior. – 2023.
117 f.: il., fig., tab., abrev. e siglas.

Orientador: Prof. Dr. Fabrício Bradaschia.
Coorientador: Prof. Dr. Marcelo Cabral Cavalcanti.
Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Pernambuco. CTG.
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica. Recife, 2023.
Inclui referências.

1. Engenharia elétrica. 2. Estimção. 3. Modelo matemático. 4. Modelo global não-linear. 5. Módulo fotovoltaico. 6. Sistema fotovoltaico. I. Bradaschia, Fabrício (Orientador). II. Cavalcanti, Marcelo Cabral (Coorientador). III. Título.

UFPE

621.3 CDD (22. ed.) BCTG/2023-65

VALDEMAR MOREIRA CAVALCANTE JUNIOR

**ANÁLISE COMPARATIVA DE MODELOS GLOBAIS NÃO -LINEARES PARA
MÓDULOS FOTOVOLTAICOS**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Pernambuco, Centro de Tecnologia e Geociências, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica, na área de concentração em Processamento de Energia.

Aprovada em: 24/02/2023.

BANCA EXAMINADORA

Profº. Dr. Fabricio Bradaschia (Orientador e Examinador Interno)
Universidade Federal de Pernambuco

Profº. Dr. Marcelo Cabral Cavalcanti (Coorientador e Examinador Interno)
Universidade Federal de Pernambuco

Profº. Dr. Leandro Michels (Examinador Externo)
Universidade Federal de Santa Maria

Profº. Dr. Emerson Alves da Silva (Examinador Externo)
Universidade de Pernambuco

Dedico esta nova conquista à minha filha, Maria Sofia.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente gostaria de agradecer a Deus por me proporcionar perseverança durante toda a minha vida. Sou grato à minha família pelo apoio que sempre me deram durante toda a minha vida, em especial minha mãe que sempre foi muito batalhadora e é meu espelho de ética e moral.

Agradeço aos professores Fabrício Bradaschia e Marcelo Cavalcanti pela orientação, paciência, apoio, disponibilidade incondicional e pelos conhecimentos transmitidos e essenciais para a realização desta dissertação.

Aos professores do Departamento de Engenharia Elétrica da UFPE, entre eles Francisco Neves, Gustavo Medeiros, Leonardo Limongi, Rafael Cavalcanti, pelos conhecimentos compartilhados. E aos amigos do Grupo de Eletrônica de Potência e Acionamentos Elétricos (GEPAE), especialmente a Nayara Melo, Tiago Alves e Renato Freitas que contribuíram e participaram em atividades correlatas.

Por fim, agradeço à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo suporte financeiro recebido durante os dois anos de pesquisa.

RESUMO

O cenário da energia solar está em crescente evolução e conquistando cada vez mais espaço dentre as fontes de energia. Dessa forma, o surgimento de novas tecnologias está mais presente, trazendo um aumento na eficiência, uma diminuição dos custos e viabilizando investimentos no setor solar. Como consequência, as pesquisas nessa área estão em expansão, principalmente aquelas voltadas para a determinação de modelos matemáticos para células e/ou módulos. Portanto, é essencial que esses modelos sejam precisos e capazes de se adaptar às mudanças de temperatura e irradiância, pois os modelos clássicos são simplificados e representam apenas o comportamento de uma curva I-V por vez, sendo necessário gerar um novo modelo para cada novo ponto de operação. No que lhe concerne, os modelos são utilizados para várias finalidades como, por exemplo, no monitoramento de desempenho do sistema FV, na previsão de geração de energia, no desenvolvimento de novos algoritmos de seguimento do ponto de potência máxima e na investigação de possíveis defeitos em células fotovoltaicas. Portanto, o principal objetivo deste trabalho consiste em estudar modelos globais não-lineares baseados no circuito elétrico de um diodo para módulos FV e realizar um estudo comparativo de precisão ainda não apresentado na literatura. Deste modo, os modelos são avaliados pela capacidade de gerar curvas I-V's e P-V's aderentes às curvas experimentais, utilizando, como parâmetro de aderência, o Erro Médio Absoluto em Potência Normalizado (EMAPN) para as tecnologias de silício monocristalino, silício policristalino e telureto de cádmio. Além disso, no desenvolvimento deste estudo comparativo, foi possível propor um novo modelo global não-linear para o circuito elétrico equivalente de um diodo, válido em toda faixa de irradiância e temperatura desejada, possibilitando a obtenção de curvas características mais próximas do comportamento real dos módulos avaliados. Os resultados obtidos permitem realizar uma avaliação assertiva sobre quais modelos e métodos de otimização possuem uma melhor capacidade de representação de módulos de silício monocristalino, policristalino e de telureto de cádmio, ou seja, são os mais adequados para as mais diversas aplicações.

Palavras-chave: estimação; modelo matemático; modelo global não-linear; módulo fotovoltaico; sistema fotovoltaico.

ABSTRACT

The solar energy scenario is evolving and gaining more and more space among the energy sources. Thus, the emergence of new technologies is more present, bringing the increase in efficiency, decrease of costs and making investment in the solar sector more viable. As a result, research in this area has been expanding, especially focusing in creating mathematical models for cells and/or modules. Therefore, it is essential that these models are accurate and able to adapt to different temperature and irradiance conditions, since the classical models are simplified and represent only one I-V curve at a time, being necessary to estimate a new model for each operating condition. As far as it is concerned, good mathematical models could be applied in estimating the PV system performance, forecasting power generation, developing of new maximum power point tracking (MPPT) algorithms and investigating defects in PV cells, modules and connections. Therefore, the main objective of this work is to study global nonlinear models based on the electric circuit of a single diode model for PV modules and to perform a novel comparative study of their accuracy. Thus, the models will be evaluated for their ability to estimate the behaviors of I-V's and P-V's curves in comparison with experimental curves, using as figure of merit the Normalized Mean Absolute Error in Power for monocrystalline silicon, polycrystalline silicon and cadmium telluride technologies. While carrying out this study, a novel global nonlinear mathematical model was proposed, valid for a desirable range of irradiance and temperature conditions, having superior results when compared with other already published models. The comparative results enabled an assertive assessment of which models and optimization methods have the best capacity to represent monocrystalline silicon, polycrystalline silicon and cadmium telluride modules, i.e. the most suitable models to be used in many possible applications.

Keywords: estimation; global nonlinear model; mathematical model; photovoltaic module; photovoltaic system.

LISTA DE FIGURAS

1	Exemplo de ajuste da curva I-V para o módulo de CdTe.	27
2	Exemplo de ajuste de curva I-V para o módulo de CdTe cuja corrente sempre está abaixo de 1A.	27
3	Exemplo de ajuste de curva I-V para o módulo de m-Si.	28
4	Celula Al-BSF x Celula PERC.	29
5	Célula MBB com 12 barramentos.	30
6	Comparação da aplicação do revestimento de grafeno.	33
7	Corrente módulo <i>half-cell</i>	35
8	Tipo de células Bifaciais.	36
9	Absorção de luz no módulo bifacial.	37
10	Modelo SDM.	44
11	Modelo DDM.	45
12	Modelo TDM.	46
13	Condições ambientais do conjunto de curvas de validação para as três tecnologias avaliadas.	49
14	Fluxograma do modelo de Silva.	52
15	Fluxograma do modelo de Zhang 1.	59
16	Fluxograma do modelo de Zhang 2.	61
17	Fluxograma do modelo de Wang.	65
18	Fluxograma do modelo de Lang.	68
19	Ilustração esquemática do efeito da variação da irradiação (a uma temperatura fixa da célula FV) sobre o parâmetro P.	70
20	Ilustração esquemática do efeito da variação da temperatura (a uma irradiação fixa da célula FV) sobre o parâmetro P.	70
21	Fluxograma do modelo de Aly.	71
22	Partes linear e exponencial da curva I-V.	73
23	Fluxograma para obtenção do modelo de Lu.	75
24	Curvas obtidas pelos modelos x curvas reais - módulo de x-Si.	76
25	Erro de potência para irradiâncias altas - módulo x-Si.	77
26	Erro de potência para irradiâncias baixas - módulo x-Si.	77
27	Erro absoluto de potência em PU - módulo x-Si.	78
28	Curvas obtidas pelos modelos x curvas reais - módulo de m-Si.	80
29	Erro de potência para irradiâncias altas - módulo m-Si.	80
30	Erro de potência para irradiâncias baixas - módulo m-Si.	81
31	Erro absoluto de potência em PU - módulo m-Si.	81
32	Curvas obtidas pelos modelos x curvas reais - módulo de CdTe.	83

33	Erro de potência para irradiâncias altas - módulo CdTe.	84
34	Erro de potência para irradiâncias baixas - módulo CdTe.	84
35	Erro absoluto de potência em PU - módulo CdTe.	85
36	Fluxograma do MAPS.	94
37	Os planos de R_s par o módulo x-Si e seus erros associados.	97
38	Os planos de R_{sh} par o módulo x-Si e seus erros associados.	97
39	Os planos de n par o módulo x-Si e seus erros associados.	98
40	Os planos de I_{sat} par o módulo x-Si e seus erros associados.	98
41	Os planos de I_{ph} par o módulo x-Si e seus erros associados.	99
42	Os planos de R_s par o módulo m-Si e seus erros associados.	101
43	Os planos de R_{sh} par o módulo m-Si e seus erros associados.	102
44	Os planos de n par o módulo m-Si e seus erros associados.	102
45	Os planos de I_{sat} par o módulo m-Si e seus erros associados.	103
46	Os planos de I_{ph} par o módulo m-Si e seus erros associados.	103
47	Os planos de R_s par o módulo CdTe e seus erros associados.	105
48	Os planos de R_{sh} par o módulo CdTe e seus erros associados.	106
49	Os planos de n par o módulo CdTe e seus erros associados.	107
50	Os planos de I_{sat} par o módulo CdTe e seus erros associados.	107
51	Os planos de I_{ph} par o módulo CdTe e seus erros associados.	108
52	MPP de referência versus estimado: (a) para x-Si, (b) para m-Si e (c) para CdTe.	110

LISTA DE TABELAS

1	Comparação entre módulos que empregam ou não a tecnologia PERC (Vikram x Jinko).	30
2	Comparação entre módulos que empregam ou não a tecnologia PERC (JA Solar x Trina Solar).	31
3	Comparação entre módulos que empregam ou não a tecnologia MBB (JA Solar x Trina Solar).	32
4	Comparação entre módulos que empregam ou não a tecnologia MBB (JA Solar x Canadian).	33
5	Características de módulos com e sem revestimento de grafeno.	34
6	Comparação entre módulos que empregam ou não a tecnologia de revestimento de grafeno.	34
7	Comparação entre módulos que empregam ou não a tecnologia <i>half-cell</i> (Trina Solar x Silfab).	36
8	Comparação entre módulos que empregam ou não a tecnologia <i>half-cell</i> (Trina Solar x Heliene).	37
9	Comparação entre módulos da Longi que empregam ou não a tecnologia bifacial.	38
10	Comparação entre módulos da Canadian que empregam ou não a tecnologia bifacial.	38
11	Comparativo da presença das tecnologias no desempenho dos módulos.	39
12	Comparativo normalizado da presença das tecnologias no desempenho dos módulos.	39
13	Diferença percentual no fator de forma para tecnologias avaliadas.	40
14	Valores médios dos coeficientes térmicos na presença ou não das tecnologias avaliadas.	40
15	Impacto das tecnologias nos coeficientes térmicos.	41
16	Curvas selecionadas para o treinamento dos modelos.	48
17	Curvas selecionadas para validação dos modelos.	48
18	EMAPN x algoritmo de otimização aplicado no modelo de Silva para o módulo de x-Si.	53
19	EMAPN x algoritmo de otimização aplicado no modelo de Silva para o módulo de m-Si.	54
20	EMAPN x algoritmo de otimização aplicado no modelo de Silva para o módulo de CdTe.	54
21	Ranque dos algoritmos de otimização por tecnologia de módulo FV aplicados no modelo de Silva.	54

22	Limites inferiores e superiores utilizados na busca dos parâmetros (Zhang 1).	58
23	Limites inferiores e superiores utilizados na busca dos parâmetros (Zhang 2).	60
24	Condições globais - modelo Aly.	71
25	Coefficientes obtidos para o polinômio de terceira ordem para o modelo de Aly.	72
26	Parâmetros e erros do conjunto de validação do modelo Lu - módulo x-Si. .	78
27	Parâmetros e erros do conjunto de validação - Módulo x-Si.	79
28	Parâmetros e erros do conjunto de validação - Módulo m-Si.	82
29	Parâmetros e erros do conjunto de validação do modelo Lu - módulo m-Si. .	83
30	Parâmetros e erros do conjunto de validação do modelo Lu - módulo CdTe. .	85
31	Parâmetros e erros do conjunto de validação - Módulo CdTe.	86
32	Resultados da validação dos modelos (EMAPN) para a tecnologia de x-Si. .	87
33	Resultados da validação dos modelos (EMAPN) para a tecnologia de m-Si. .	88
34	Resultados da validação dos modelos (EMAPN) para a tecnologia de CdTe.	88
35	Ranque do desempenho dos modelos por tecnologia (em função da média do EMAPN).	88
36	Conjuntos de variáveis versus média dos EMAPN's.	91
37	Comparativo metodologias de ajuste polinomial.	93
38	Coefficientes da superfície formado pelo PS para o módulo de x-Si.	95
39	Coefficientes da superfície formado pelo GCPSO para o módulo de x-Si. . .	96
40	Coefficientes da superfície formado pelo PS para o módulo de m-Si.	100
41	Coefficientes da superfície formado pelo GCPSO para o módulo de m-Si. . .	101
42	Coefficientes da superfície formado pelo PS para o módulo de CdTe.	105
43	Coefficientes da superfície formado pelo GCPSO para o módulo de CdTe. . .	106
44	Comparação do EMAPN modelo Silva versus MAPS para o módulo de x-Si.	108
45	Comparação em EMAPN do modelo Silva versus MAPS para o módulo de m-Si.	109
46	Comparação do EMAPN do modelo Silva versus MAPS para o módulo de CdTe.	109
47	Ranqueamento Silva versus MAPS por tecnologia (em função da média do EMAPN).	109

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABC	<i>Artificial Bee Colony</i>
ABSOLAR	Associação Brasileira de Energia Solar Fotovoltaica
AEO	<i>Artificial Ecosystem-based Optimization</i>
AM	<i>Air Mass</i> - Massa de AR
a-Si	Silício Amorfo
AWDO	<i>Adaptive Wind Driven Optimization</i>
CdTe	Telureto de Cádmio
CIGS	Disseleneto de Cobre, Gálio e Índio
DDM	Modelo de Célula Fotovoltaica de Dois Diodos
DSO	<i>Drone Squadron Optimization</i>
EMAP	Erro Médio Absoluto em Potência
EMAPN	Erro Médio Absoluto em Potência Normalizado
EPE	Empresa de Pesquisa Energética
FV	Fotovoltaico
GCPSO	<i>Guaranteed Convergence Particle Swarm Optimization</i>
GWO	<i>Grey Wolf Optimizer</i>
HIT	Heterojunção com Película Fina
IEC	<i>International Electrotechnical Commission</i>
MAPS	Modelo Adaptável com Povoamento Superficial
MBB	<i>Multi-Busbar</i>
MGNL	Modelo Global Não-Linear
MPP	<i>Maximum Power Point</i> - Ponto de Máxima Potência
m-Si	Silício Policristalino
NREL	<i>National Renewable Energy Laboratory</i>

NRMSD	<i>Normalized Root Mean Square Deviation</i> - Desvio Médio Quadrático Normalizado
PERC	<i>Passivated Emitter Rear Cell</i>
PCA	<i>Povoamento com coeficientes adaptáveis</i>
PCF	<i>Povoamento com coeficientes fixos</i>
PS	<i>Pattern Search</i>
PSO	<i>Particle Swarm Optimization</i>
RI	<i>Ranqueamento incremental</i>
RMSD	<i>Root Mean Square Deviation</i> - Desvio Médio Quadrático
SDM	Modelo de Célula Fotovoltaica de Um Diodo
STC	<i>Standard Test Conditions</i> - Condições Padrões de Teste
TDM	Modelo de Célula Fotovoltaica de Três Diodos
WDO	<i>Wind Driven Optimization</i>
WOA	<i>Whale Optimization Algorithm</i>
x-Si	Silício Monocristalino

LISTA DE SÍMBOLOS

I_{ph}	Corrente fotogerada
I_{mp}	Corrente no ponto de máxima potência
V_{mp}	Tensão no ponto de máxima potência
P_{mp}	Potência no ponto de máxima potência
I_{sc}	Corrente de curto-circuito
V_{oc}	Tensão de curto aberto
V_t	Tensão térmica
N_s	Número de células em série no módulo fotovoltaico
I_{sat}	Corrente de saturação
I_{sat1}	Corrente de saturação referente ao primeiro diodo
I_{sat2}	Corrente de saturação referente ao segundo diodo
I_{sat3}	Corrente de saturação referente ao terceiro diodo
γ_T	Coefficiente térmico de máxima potência
$\alpha_{I_{sc}}$	Coefficiente térmico de corrente de curto
$\alpha_{I_{mp}}$	Coefficiente térmico de corrente de máxima potência
β_T	Coefficiente térmico de tensão de circuito aberto
β_S	Coefficiente de irradiância para tensão de circuito aberto
K	Constante de Boltzmann
S	Irradiância
n	Fator de idealidade
R_{sh}	Resistência <i>shunt</i>
R_s	Resistência série
q	Carga do elétron
T	Temperatura

V	Tensão elétrica
I	Corrente elétrica
N_{pontos}	Número de pontos extraídos da curva I-V real do módulo fotovoltaico
P_{med}	Potência medida
P_{est}	Potência estimada
I_{med}	Corrente medida
I_{est}	Corrente estimada
$I_{sc,ref}$	Corrente de curto-circuito de referência
$V_{oc,ref}$	Tensão de circuito aberto de referência
S_{ref}	Irradiância de referência
T_{ref}	Temperatura de referência
$R_{s,ref}$	Resistência série de referência
$R_{sh,ref}$	Resistência <i>shunt</i> de referência
$I_{sat,ref}$	Corrente de saturação de referência
$I_{ph,ref}$	Corrente fotogerada de referência
$R_{s,ref1}$	Resistência série referente à irradiância
$R_{s,ref2}$	Resistência série referente à temperatura
K_{R_s}	Coefficiente linear de temperatura para resistência série
$K_{R_{sh}}$	Coefficiente linear de temperatura para resistência <i>shunt</i>
$\gamma_{R_{sh}}$	Coefficiente exponencial da irradiância para resistência <i>shunt</i>
γ_{R_s}	Coefficiente exponencial da irradiância para resistência série
E_g	Energia do <i>gap</i>
$E_{g,ref}$	Energia do <i>gap</i> de referência
ε_{R_s}	Coefficiente linear de temperatura para resistência série
$\delta_{R_{sh}}$	Coefficiente linear de temperatura para resistência <i>shunt</i>
σ_{R_s}	Coefficiente linear de irradiância para resistência série

ϵ_n	Coeficiente linear de temperatura para fator de idealidade
σ_n	Coeficiente linear de irradiância para fator de idealidade
α_k	Fator adaptativo
μ_k	Fator de amortecimento
d_k	Passo de busca
A_{red_k}	Redução atual
P_{red_k}	Redução prevista
R^2	Coeficiente de determinação
R	Correlação

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	19
1.1	OBJETIVOS	23
1.1.1	Objetivo Geral	23
1.1.2	Objetivos Específicos	23
1.2	ORGANIZAÇÃO TEXTUAL	24
2	COMPARATIVO DE TECNOLOGIAS DE MÓDULOS FV COM O BANCO DE DADOS DO NREL	25
2.1	BANCO DE DADOS DO NREL E <i>DATASHEETS</i> DE MÓDULOS FV . . .	25
2.2	TRATAMENTO DOS DADOS	26
2.3	INFLUÊNCIA DAS TECNOLOGIAS POSTERIORES AS UTILIZADAS NO BANCO DE DADOS DA NREL NAS CARACTERÍSTICAS DA CURVA I-V	27
2.3.1	<i>Passivated Emitter Rear Cell - PERC</i>	28
2.3.2	<i>Multi-Busbars (MBB)</i>	29
2.3.3	Revestimento de grafeno	31
2.3.4	Meia-célula ou <i>Half-cell</i>	34
2.3.5	Células Bifaciais	35
2.3.6	Comparativo entre tecnologias	37
2.4	CONCLUSÕES	41
3	COMPARATIVO DOS MODELOS GLOBAIS NÃO-LINEARES PARA MÓDULOS FV	43
3.1	MODELOS MATEMÁTICOS BÁSICOS PARA MÓDULOS FV	43
3.1.1	Modelo de um diodo	43
3.1.2	Modelo de dois diodos	45
3.1.3	Modelo de três diodos	45
3.2	PROCESSO DE VALIDAÇÃO DOS MODELOS	46
3.2.1	Critérios de avaliação	46
3.2.2	Condições das Simulações	47
3.3	MODELOS AVALIADOS	49
3.3.1	Modelo de Silva	49
3.3.1.1	Modelo de Silva Aprimorado	52
3.3.2	Modelo de Zhang	55
3.3.2.1	Modelo de Zhang 1	55
3.3.2.2	Modelo de Zhang 2	57
3.3.3	Modelo de Wang	60

3.3.4	Modelo de Lang	64
3.3.5	Modelo de Aly	67
3.3.6	Modelo de Lu	71
3.4	ANÁLISE COMPARATIVA DOS MODELOS BASEADOS NO BANCO DE DADOS DO NREL	75
3.5	CONCLUSÃO	88
4	PROPOSTA DE UM MODELO GLOBAL NÃO-LINEAR HÍBRIDO .	90
4.1	MODELO ADAPTÁVEL COM POVOAMENTO SUPERFICIAL (MAPS) .	90
4.2	ESTRUTURANDO A METODOLOGIA	90
4.2.1	Conjunto de parâmetros	90
4.2.2	Ajuste polinomial e criação do plano	91
4.2.3	Validação do processo	93
4.3	APLICAÇÃO DO NOVO MODELO	95
4.4	COMPARAÇÃO E RESULTADOS	108
4.5	CONCLUSÕES	110
5	CONCLUSÃO	112
5.1	TRABALHOS FUTUROS	113
	 REFERÊNCIAS	 115

1 INTRODUÇÃO

Na atual conjuntura social, econômica e industrial, a energia elétrica é um elemento essencial na promoção de vários indicadores de desenvolvimento, sendo crucial para o crescimento dos países. Porém, o progresso tecnológico, o crescimento populacional e a mudança dos padrões socioculturais são alguns dos fatores que aumentam a demanda global de energia. Enquanto isso, a busca por fontes renováveis e alternativas de geração de energia elétrica propulsiona a pesquisa e o desenvolvimento de tecnologias baseadas em conversão de energia solar em energia elétrica à estágios significativos.

Assim sendo, ressalta-se que, de acordo com dados da Empresa de Pesquisa Energética (EPE), em 2021, a fonte de energia solar foi responsável pela produção de 16.752 *GWh*, em outras palavras, aproximadamente 3% do consumo de energia elétrica nacional (EPE, 2023). Ainda neste tópico, segundo levantamento da Associação Brasileira de Energia Solar Fotovoltaica (ABSOLAR), em janeiro de 2023, a energia solar fotovoltaica (FV) se tornou a segunda maior fonte da matriz elétrica do Brasil, com a potência instalada operacional de 23,9 *GW*, ultrapassando os 23,8 *GW* de potência instalada da energia eólica (ABSOLAR, 2023). Além disso, a perspectiva é que a energia solar fotovoltaica continue crescendo a taxas elevadas, ultrapassando recordes históricos (FOTOVOLT, 2023).

A alta taxa de crescimento da energia solar fotovoltaica é um fenômeno que tem sido observado em diversos países, e pode ser explicado por fatores como a queda nos custos dos painéis solares e a implementação de políticas públicas voltadas para o incentivo à geração distribuída. Nesse contexto, o relatório "Solar Futures Study", produzido pelo Escritório de Tecnologias de Energia Solar do Departamento de Energia dos EUA (SETO) e pelo Laboratório Nacional de Energia Renovável (NREL), é uma importante contribuição para entender o papel da energia solar na transição para uma rede elétrica livre de carbono. Publicado em setembro de 2021, o estudo apresenta a perspectiva de que a energia solar pode representar até 40% do fornecimento de eletricidade dos Estados Unidos até 2035 e 45% até 2050, desde que sejam implementadas reduções agressivas de custos, políticas de apoio e eletrificação em larga escala (ENERGY, 2021).

No entanto, é importante destacar que as formas convencionais de geração de energia, sejam renováveis ou não, como hidrelétricas com reservatórios e térmicas, não dependem de condições climáticas horárias e diárias, assim como não dependem da disponibilidade do sol e do vento. Em contrapartida, fontes de geração como a solar fotovoltaica e eólica dependem dessas condições climáticas, tais como temperatura, irradiação, disposição das nuvens e velocidade do vento. Essas variáveis tornam a previsão de geração dessas fontes renováveis um desafio a mais a ser enfrentado.

Para obter o máximo da geração dos sistemas FVs, vários desafios técnicos e econômicos

devem ser superados. Antes da instalação, o sistema deve ser dimensionado de forma adequada para atender aos requisitos de carga necessários com a disponibilidade definida e o custo mínimo. Isso pode ser garantido por meio da modelagem, identificação e simulação precisas do comportamento do gerador solar, que é o módulo FV (IBRAHIM et al., 2020).

O surgimento desse novo paradigma requer técnicas de modelagem confiáveis para prever com precisão a produção de energia. Tais previsões dependem principalmente de fatores climáticos, mas também dos modelos matemáticos usados para representar as células ou os módulos FVs e das informações disponíveis para determinar as abordagens de modelagem apropriadas (NUNES et al., 2018).

Na engenharia, a modelagem é reconhecida como uma ferramenta poderosa que auxilia na simulação do comportamento de sistemas complexos com múltiplas entradas e saídas. Portanto, os modelos fornecem dados importantes da operação de um sistema sob diferentes condições, necessários para promover novas soluções. Com isso, diferentes modelos de módulos são utilizados para monitorar o desempenho do sistema FV, prever a eletricidade gerada, desenvolver novos algoritmos de seguimento de ponto de potência máxima (MPPT) e investigar defeitos e falhas em células e módulos FV (GHOLAMI et al., 2022).

Todavia, células e módulos FVs são sistemas não-lineares e variantes no tempo, dependentes de condições climáticas como temperatura e irradiância. Desta maneira, é fundamental que haja modelos precisos que descrevam com precisão as características de corrente e tensão (I-V) e potência e tensão (P-V) de uma célula ou módulo fotovoltaico, bem como as características de temperatura (T) e irradiância (S), que devem ser avaliadas, considerando cuidadosamente os processos físicos que determinam o desempenho das células e módulos fotovoltaicos (KUMAR; MARY, 2022). Em geral, o desempenho dos módulos FV é caracterizado pelos modelos clássicos como o modelo de um diodo (*Single Diode Model* - SDM), modelo de dois diodos (*Double Diode Model* - DDM) e modelo de três diodos (*Triple Diode Model* - TDM). Eles são classificados de acordo com um circuito elétrico equivalente adequado e empregam um conjunto de parâmetros que representam as propriedades do próprio módulo FV e suas condições de operação (IBRAHIM et al., 2020).

O SDM, também conhecido como modelo de cinco parâmetros, é um dos modelos mais utilizados por ter um bom compromisso entre simplicidade e precisão. A determinação dos parâmetros não é uma tarefa simples e os dados fornecidos na folha de dados do fabricante são determinados em condições de teste padrão (STC), em que S é de 1000 W/m^2 , T é de $25 \text{ }^\circ\text{C}$ e utiliza-se o espectro solar médio da massa de ar (AM) de 1,5. No entanto, os módulos FVs em condições normais de operação nas mais diversas localidades do mundo estão sujeitos a variações de irradiância e temperatura ao longo do dia. Neste caso, as informações fornecidas na folha de dados do fabricante, como a tensão de circuito aberto ($V_{oc,STC}$), a corrente de curto-circuito ($I_{sc,STC}$), a corrente (I_{mp}), tensão (V_{mp}) e potência (P_{mp}) no MPP, não são suficientes para representar o módulo nas mais diversas condições, pois os fabricantes fornecem esses valores para o STC (SILVA, 2019). Por isso, a importância de se utilizar um modelo para o módulo

fotovoltaico de forma a possibilitar a representação do mesmo para diversas condições climáticas.

Após a escolha de um modelo para módulo FV, o próximo passo é obter os parâmetros desse modelo por meio de técnicas de estimação. Nas últimas décadas, muitos estudos foram realizados na tentativa de estimar, com precisão, os parâmetros desconhecidos de módulos FVs. Contudo, devido ao número elevado de parâmetros e seu comportamento não-linear, tal atividade é bastante complexa. Outro fator que dificulta a estimativa dos parâmetros de um modelo é que esses parâmetros não são constantes e dependem das condições ambientais em que o módulo está inserido (SILVA, 2019).

As técnicas de modelagem de módulos FV podem ser agrupadas por informações disponíveis ou por tipo de método. Em termos da informação disponível, ela influencia como a extração de parâmetros que define o modelo matemático é realizada. Esses parâmetros podem ser retirados das informações nas fichas de dados fornecidas pelos fabricantes ou obtidos a partir das curvas I-V's medida experimentalmente (NUNES et al., 2018). Em termos de tipo de método, a literatura inclui diferentes métodos para estimar precisamente os parâmetros do modelo de módulos FV, que podem ser agrupados em quatro categorias principais: métodos analíticos, numéricos, meta-heurísticos e híbridos (KUMAR; MARY, 2022).

Os métodos numéricos buscam encontrar soluções de um conjunto de equações derivadas de pontos de operação específicos fornecidos em *datasheets* de módulos comerciais, como os pontos de curto-circuito (I_{sc}), circuito aberto (V_{oc}) e potência máxima (P_{mp}) (SILVA, 2019). Nestes casos, métodos numéricos como os baseados em Newton-Raphson e Levenberg-Marquardt podem ser usados para estimar os parâmetros dos modelos elétricos do módulo FV. Contudo, esses métodos dependem dos valores iniciais dos parâmetros, requerem muitas iterações para obter uma solução aceitável e, muitas vezes, não convergem para uma solução global (RAWA et al., 2022), pois o comportamento de uma célula fotovoltaica é altamente não-linear e multimodal (vários mínimos locais). Portanto, tais métodos podem ser imprecisos e computacionalmente complexos para estimar os parâmetros sob diferentes restrições. (IBRAHIM et al., 2020)

Os métodos analíticos foram criados como alternativa às limitações dos métodos numéricos, como dificuldades na inicialização das equações, falta de convergência, incerteza nos cálculos e aumento de custo e complexidade computacional (IBRAHIM et al., 2020). A modelagem analítica é baseada em funções matemáticas aplicadas a pontos específicos das curvas I-V e P-V, ou em simplificações matemáticas que transformam equações em formas explícitas, como a função Lambert W. Este método é baseado em extrair equações explícitas a partir de dados de *datasheets* em alguns pontos da curva I-V, obtendo parâmetros do módulo fotovoltaico (SILVA, 2019). No entanto, apesar da facilidade e rapidez na obtenção de parâmetros, esta abordagem produz curvas I-V geralmente imprecisas comparadas com curvas experimentais. O método também pode exigir a solução de equações complexas com múltiplas soluções locais ótimas, prejudicando a precisão. Além disso, erros na medição das curvas I-V e P-V, juntamente com as simplificações matemáticas na modelagem, também podem afetar negativamente a precisão dos resultados (NUNES et al., 2018).

Atualmente, as técnicas meta-heurísticas são utilizadas para transformar o problema de estimação dos parâmetros do módulo FV em um problema de otimização (SILVA, 2019). Ou seja, os parâmetros do modelo podem ser estimados através da definição de uma função objetivo, um algoritmo de otimização e a determinação das condições iniciais. Em geral, a função objetivo é definida de tal forma que a solução ótima do problema de otimização equivale a um conjunto de parâmetros capazes de produzir uma curva I-V do modelo que seja a mais próxima, ponto a ponto, da curva do módulo FV obtida experimentalmente. Tal análise pode ser expandida para múltiplas curvas em diferentes condições ambientais gerando um modelo global não-linear. Os algoritmos de otimização são inspirados em comportamentos biológico, sociais, em processos físicos naturais, entre outros (RAWA et al., 2022). Dentre os vários algoritmos de otimização meta-heurísticos, pode-se destacar os algoritmos: *Pattern Search* (PS), *Particle Swarm Optimization* (PSO), *Guaranteed Convergence Particle Swarm Optimization* (GCPSO), *Artificial Ecosystem-based Optimization* (AEO), *Wind Driven Optimization* (WDO), *Adaptive Wind Driven Optimization* (AWDO), *Artificial Bee Colony* (ABC), *Whale Optimization Algorithm* (WOA), *Grey Wolf Optimizer* (GWO), *Drone Squadron Optimization* (DSO), entre outros.

A quarta categoria são os métodos híbridos, que combinam as características de 2 ou mais métodos anteriores citados como, por exemplo, combinam a simplicidade dos métodos analíticos e o poder dos métodos meta-heurísticos, para propor modelos e métodos interessantes (KUMAR; MARY, 2022). Ademais, a hibridização desses algoritmos requer um número menor de iterações para obter a solução ótima (RAWA et al., 2022). Apesar de muitos dos métodos híbridos serem eficazes na representação do módulo FV, eles requerem a estimação de um grande conjunto de parâmetros, portanto requerem alto custo computacional. Alguns autores combinam métodos analíticos com numéricos, capazes de gerar resultados mais precisos que os analíticos puros sem a necessidade de rodar um algoritmo de otimização meta-heurístico. Por outro lado, a combinação de método analítico com o meta-heurístico pode gerar soluções com maior esforço computacional, mas com uma grande precisão (NUNES et al., 2018).

No entanto, a escolha do método apropriado para a construção de um modelo é determinada pelas especificidades da aplicação em questão. Em casos em que a precisão é primordial, como na estimativa da geração de energia solar fotovoltaica de uma instalação, pode ser vantajoso optar por um algoritmo mais complexo e computacionalmente intensivo, já que o modelo só precisará ser obtido uma vez. Por outro lado, em aplicações onde o modelo precisa ser executado em tempo real durante a operação de um sistema fotovoltaico, pode ser preferível utilizar um método mais simples, mesmo que isso signifique resultados menos precisos. Em resumo, não há um método ideal, e a aplicação é o fator determinante na escolha do método mais adequado.

A maioria dos modelos clássicos, de qualquer uma das categorias, foi construída com o objetivo de extrair os parâmetros de uma única curva característica do módulo fotovoltaico. A curva mais comumente escolhida para representar o módulo é a curva STC. No entanto, é conhecido que as curvas características de um módulo variam em função das condições ambientais, tais como temperatura de operação e intensidade de radiação solar incidente. Desta

forma, modelos que representam apenas um ponto de operação são limitados e de pouca utilidade prática. É importante que os modelos possam representar o módulo em todas as condições ambientais possíveis a que ele será exposto.

A partir desta premissa, surgiram os modelos globais não-lineares. Esses modelos utilizam os mesmos circuitos elétricos dos modelos clássicos, mas os parâmetros elétricos deste modelo são dependentes da temperatura e da irradiância. Essa dependência é geralmente representada por equações não-lineares que dependem da irradiância e da temperatura. O primeiro modelo global não linear para módulos fotovoltaicos foi proposto por (SILVA, 2019). Desde então, diversos autores propuseram outros modelos baseados neste tipo de modelagem. Porém, nenhum trabalho da literatura fez um compêndio dessas soluções e tampouco realizou uma comparação entre as soluções existentes.

De maneira similar, diversas tecnologias construtivas de módulos fotovoltaicos surgiram ao longo dos últimos anos, como é o caso do *half-cell*, *multibusbar* (MBB), bifacial, *Passivated Emitter Rear Cell* (PERC) e revestimento de grafeno. Porém, não se tem conhecimento de nenhum trabalho científico que procurou modelar matematicamente os módulos fotovoltaicos que possuem essas tecnologias construtivas ou até avaliar se tais tecnologias construtivas afetariam a precisão dos modelos globais não lineares já existentes.

1.1 OBJETIVOS

Nesta seção, são resumidas as principais contribuições desta dissertação de Mestrado.

1.1.1 Objetivo Geral

Este trabalho tem por objetivo apresentar uma análise tecnológica, um estudo comparativo e uma modelo proposto, na área de modelos globais não lineares para módulos fotovoltaicos, focado principalmente nas tecnologias de silício monocristalino (x-Si), silício policristalino (m-Si) e telureto de cádmio (CdTe).

1.1.2 Objetivos Específicos

1. Avaliar a capacidade dos modelos globais não-lineares construídos para módulos FV convencionais em representar fielmente as tecnologias construtivas para módulos FV não presentes no banco de dados do NREL através da comparação entre estes;
2. Revisar detalhadamente modelos globais não-lineares para módulos FV capazes de adaptar os seus parâmetros para diversas condições ambientais distintas. Assim, realizando uma análise qualitativa dos modelos estudados para os módulos de x-Si, m-Si e CdTe em diversas condições ambientais a partir das curvas experimentais encontradas no banco de dados do *National Renewable Energy Laboratory* (NREL);

3. Propor e validar, através da comparação com outros modelos da literatura, um modelo global não-linear híbrido, que utiliza as características interessantes dos modelos de (SILVA, 2019) e (ALY; AHZI; BARTH, 2019).

1.2 ORGANIZAÇÃO TEXTUAL

Esta dissertação é organizada nos seguintes capítulos:

- **Capítulo 2** : Neste capítulo, são apresentadas as tecnologias construtivas inseridas no mercado (PERC, MBB, revestimento de grafeno, *half-cell* e células bifaciais). Em seguida, as curvas características dessas tecnologias são contrastadas com aquelas já existentes no banco de dados do NREL. Identificando se os MGNLs existentes são suficientes para representar essas tecnologias;
- **Capítulo 3** : Neste capítulo, o objetivo é apresentar um conjunto de modelos globais não-lineares presentes na literatura, bem como melhorar o modelo de (SILVA, 2019) por meio da aplicação de um novo algoritmo de otimização. Em seguida, os resultados são obtidos na estimação dos parâmetros dos módulos de silício monocristalino, silício policristalino e telureto de cádmio, e é realizada uma análise comparativa de cada um dos modelos apresentados;
- **Capítulo 4** : Neste capítulo, é apresentada uma nova proposta de MGNL para módulos FVs. A metodologia consiste na descrição dos parâmetros que compõem o modelo do circuito equivalente e seu comportamento em relação a variações de irradiância e temperatura usando, como base, os trabalhos de (SILVA, 2019) e (ALY; AHZI; BARTH, 2019), na qual os parâmetros do modelo se adaptam às mudanças nas condições ambientais. Por fim, são apresentados resultados experimentais, como forma de validação do modelo e técnica propostos;
- **Capítulo 5** : Neste capítulo, são apresentadas as conclusões deste trabalho, perspectivas de aplicação das contribuições e sugestões de trabalhos futuros.

2 COMPARATIVO DE TECNOLOGIAS DE MÓDULOS FV COM O BANCO DE DADOS DO NREL

O objetivo deste Capítulo é avaliar se as tecnologias de módulos FV (*Passivated Emitter Rear Cell* (PERC), *multi-busbars* (MBB), revestimento de grafeno, *half-cell* e células bifaciais, necessitam ter suas curvas características levantadas em um novo banco de dados, de forma a se obter modelos matemáticos precisos para tais tecnologias. Para tanto, as curvas características das tecnologias de módulos são contrastadas com aquelas já existentes no banco de dados do NREL. Espera-se, através desta comparação, identificar se os modelos matemáticos já existentes para o banco de dados do NREL são suficientes para representar ou não os módulos FV construídos com tecnologias mais recentes.

2.1 BANCO DE DADOS DO NREL E *DATASHEETS* DE MÓDULOS FV

Primeiramente, os dados utilizados neste trabalho são extraídos de curvas fornecidas por *datasheets* ou curvas experimentais obtidas por extratores de curvas para estimar os parâmetros de um módulo. Além disso, o processo de validação dos modelos estudados é baseado no erro entre as curvas I-V's geradas pelo modelo matemático e as curvas I-V experimentais.

Assim, os trabalhos de (SILVA, 2019), (ZHANG et al., 2022b), (LU et al., 2022) entre outros escolheram um banco de dados públicos por sua transparência e imparcialidade. Portanto, o NREL é a base de dados de escolha para muitos trabalhos focados na estimação de parâmetros e modelos de módulos FV.

O NREL registrou diferentes dados experimentais para validação de modelos para módulos FV, incluso curvas I-V's e informações meteorológicas. Diante disso, o estudo publicado em (MARION et al., 2014) utilizou três localidades e diferentes tecnologias para captação de dados no período aproximado de um ano, representando uma ampla gama de condições ambientais.

Antes e depois da implantação em Cocoa, na Flórida, Eugene, em Oregon e Golden, no Colorado, o laboratório realizou medições de desempenho em ambientes internos para as *Standard Test Conditions* (STC) para cada módulo FV, de modo a verificar a integridade das medições. Posteriormente à implementação, foram realizadas medições mais amplas para determinar parâmetros e coeficientes que poderiam auxiliar na validação dos modelos. O Laboratório de Teste Solar CFV, Albuquerque, Novo México, mediu as características de temperatura e de irradiação de acordo com a IEC 61853 e os coeficientes de temperatura de acordo com a IEC 61215 e IEC 61646 (SILVA, 2019).

O estudo do NREL utilizou-se de módulos FV cujas tecnologias estavam disponíveis em 2010. Dentre eles, selecionou-se para este trabalho as seguintes tecnologias:

- Silício monocristalino (x-Si);
- Silício policristalino (m-Si);

- Telureto de cádmio (CdTe).

Neste ponto, é importante mencionar que os resultados obtidos neste trabalho e todos os parâmetros estimados são baseados nas curvas I-V's cujas irradiâncias foram obtidas pelo *Kipp & Zonen CMP 22* (piranômetro). No entanto, os piranômetros têm uma resposta espectral diferente dos módulos FV. Portanto, com este sensor não é possível estimar a quantidade real de radiação absorvida pelo módulo. Idealmente, o melhor sensor de irradiância para geração do banco de dados seria uma célula FV de referência, pois atingiria uma resposta espectral mais próxima ao módulo avaliado, com uma constante de tempo equivalente ao próprio módulo FV (SILVA, 2019).

2.2 TRATAMENTO DOS DADOS

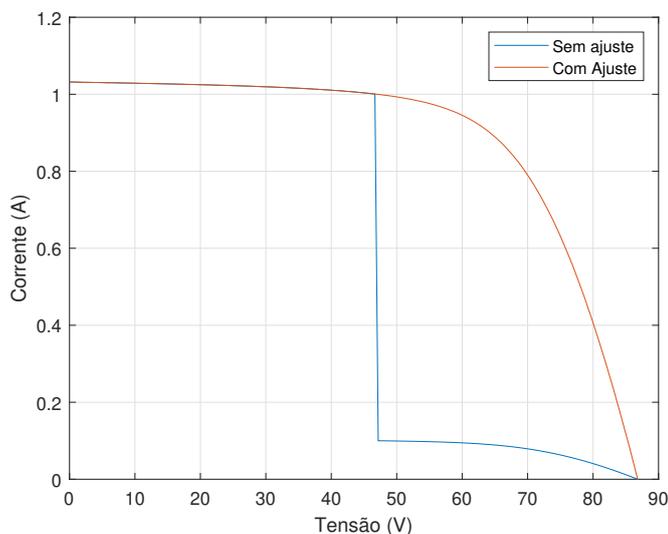
A princípio, deve-se ter cautela ao usar os dados fornecidos pelo NREL, especialmente os dados correspondentes às curvas I-V's. A primeira medida preventiva é analisar como o conjunto de módulos está configurado para a tecnologia específica instalada no parque selecionado. Isso significa que é necessário saber o número de módulos conectados em série e paralelo, a corrente de curto-circuito (I_{sc}) e a tensão de circuito aberto (V_{oc}) do módulo selecionado para realizar a conversão necessária das características da curva I-V para um único módulo.

Após a correção da curva I-V, mais uma precaução deve ser tomada. O dado correspondente a corrente medida cai drasticamente quando ela é inferior a 1A. Nesta condição, constatou-se a presença de um fator multiplicativo de 0,1, tornando a corrente menor. A correção neste caso é simples. Quando a condição for atendida realiza-se uma multiplicação do valor de corrente por um fator de 10.

Uma possível justificativa para tal acontecimento pode-se explicar pelo uso de múltiplos sensores de corrente pela equipe que fez a montagem do sistema de aquisição de dados. Um sensor tem maior precisão para altas correntes enquanto outro sensor tem precisão para baixas correntes. Contudo, ambos os sensores possuem uma relação de ganho diferente um do outro por um fator multiplicativo de 10.

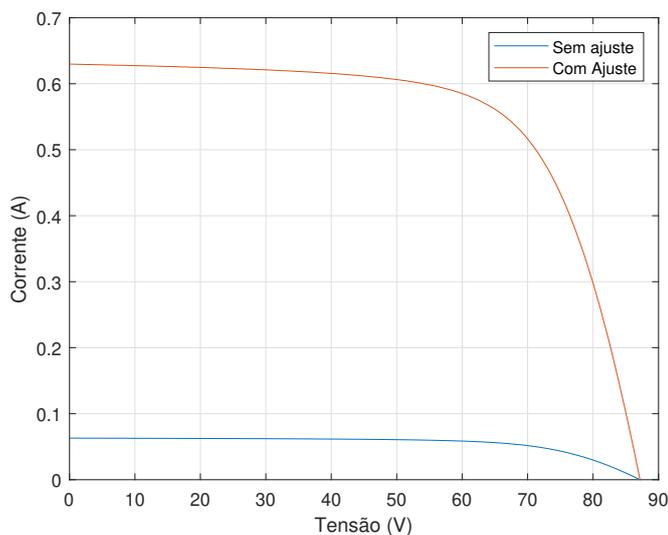
As Figuras 1 e 2 mostram a curva I-V de um módulo FV de CdTe que tem, por característica, uma corrente baixa. Portanto, o problema apresentado tem um grande impacto na forma das curvas para uma ampla faixa de irradiâncias. Inclusive, a curva da Figura 2 mostra um dos casos em que toda curva I-V apresenta em um valor 10 vezes menor do que esperado. A Figura 3 exibe que o problema na curva I-V não é exclusivo para apenas uma tecnologia de célula, ou seja, o mesmo sistema de aquisição de dados foi implementado para todas as tecnologias do banco de dados do NREL.

Figura 1 – Exemplo de ajuste da curva I-V para o módulo de CdTe.



Fonte: O Autor (2023).

Figura 2 – Exemplo de ajuste de curva I-V para o módulo de CdTe cuja corrente sempre está abaixo de 1A.

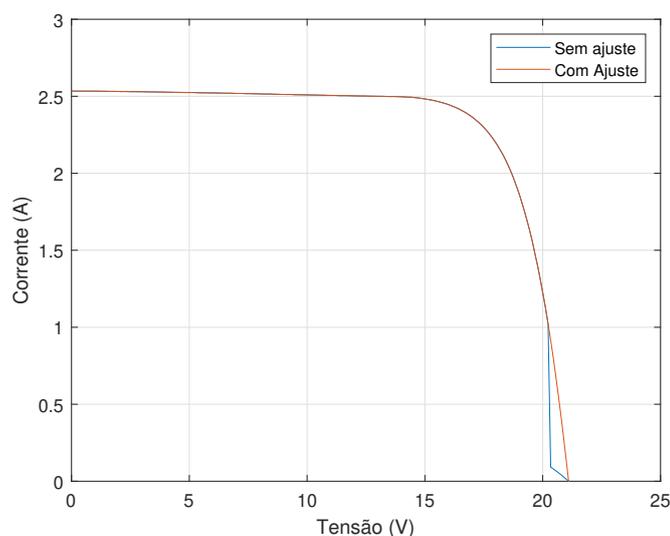


Fonte: O Autor (2023).

2.3 INFLUÊNCIA DAS TECNOLOGIAS POSTERIORES AS UTILIZADAS NO BANCO DE DADOS DA NREL NAS CARACTERÍSTICAS DA CURVA I-V

O banco de dados do NREL foi produzido entre os anos de 2011 e 2014. Todavia, outras tecnologias foram sendo inseridas no mercado e, devido a isto, é necessário fazer uma avaliação se essas tecnologias poderiam provocar uma diferença relevante nas características da curva I-V do módulos ao ponto de necessitar de um novo banco de dados. As tecnologias avaliadas neste trabalho foram: *Passivated Emitter Rear Cell*, *multi-busbars*, revestimento de grafeno, *half-cell* e células bifaciais.

Figura 3 – Exemplo de ajuste de curva I-V para o módulo de m-Si.



Fonte: O Autor (2023).

Um conjunto de 180 *datasheets* de módulos de 21 fabricantes foi selecionado e dois critérios foram utilizados para determinar se essas tecnologias gerariam um conjunto de curvas características IV muito distintas daquelas obtidas com os módulos do banco de dados do NREL que são do ano de 2010. O primeiro critério é uma comparação direta em valores absolutos entre os parâmetros selecionados e o segundo critério utilizado é uma comparação destes parâmetros normalizados pela área que o módulo possui.

Desse conjunto, foram selecionados módulos de mesma potência e mesmas características construtivas implementadas, porém com a diferença da presença ou não da nova tecnologia sob avaliação. Vale ressaltar que, na ausência de uma comparação direta (mesmo fabricante), comparou-se módulos de fabricantes distintos.

Os parâmetros comparados, extraídos dos *datasheet*, são: eficiência, tensão de máxima potência (V_{mp}), corrente de máxima potência (I_{mp}), tensão de circuito aberto (V_{oc}), corrente de curto-circuito (I_{sc}), coeficiente térmico da corrente de curto-circuito (α), coeficiente térmico da tensão de circuito aberto (β) e coeficiente térmico da máxima potência (γ). O segundo critério considera que a eficiência e as constantes térmicas são propriedades da célula e não do módulo e, portanto, não devem ser normalizadas.

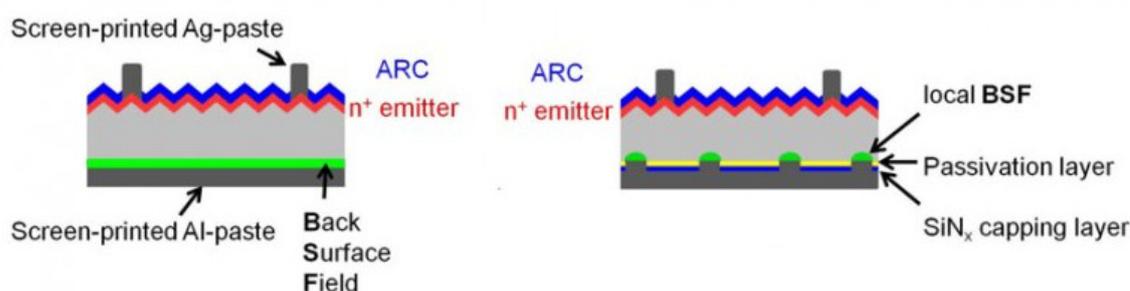
2.3.1 *Passivated Emitter Rear Cell* - PERC

Em busca de melhorias na eficiência, a indústria FV mudou seu foco para o lado traseiro do módulo. Mais precisamente, o esquema de metalização que é alterado, principalmente para passar a parte de trás da célula FV. Essas modificações muito simples aplicadas ao processo padrão de células FV deram às pastilhas de silício produzidas um novo nome “PERC”, que significa *Passivated Emitter Rear Cell* (CHUNDURI; SCHMELA, 2016).

No entanto, o PERC não é um conceito novo, já existe há mais de 30 anos. Martin Green, um importante pesquisador da Universidade de New South Wales em Sydney, propôs o conceito pela primeira vez em 1983 e publicou um artigo técnico em 1989, anunciando uma eficiência recorde mundial de 22,8% (CHUNDURI; SCHMELA, 2016). Contudo, a tecnologia PERC foi implantada em escala comercial a partir de 2018. Para células de silício, mais de 60% da tecnologia Al-BSF a partir de 2018, sendo rapidamente substituída por células PERC (SIDDIQUI et al., 2019). De acordo com (CHUNDURI; SCHMELA, 2016), a tecnologia será responsável por quase metade (46%) de todas as células FV produzidas em 2026.

A Figura 4 mostra comparação transversal típica de células FV Al-BSF, esquerda, e PERC, direita. Nota-se que não há diferença no lado da frente (ARC) da célula, mas a parte de trás das células Al-BSF é modificada nas células PERC. A parte de trás da célula PERC possui uma pilha dielétrica de camadas AIOX e SiNX com uma espessura de aproximadamente 100 nm (SIDDIQUI et al., 2019).

Figura 4 – Celula Al-BSF x Celula PERC.



Fonte: CanalSolar (2019).

Este conceito trata especificamente apenas da otimização da superfície traseira com o objetivo de reduzir as perdas por recombinação no escuro das células e é completamente independente da superfície. Isso significa que os avanços na parte superior podem ser complementadas ao desempenho aprimorado da célula fornecido pela tecnologia PERC (CHUNDURI; SCHMELA, 2016).

As Tabelas 1 e 2 mostram a diferença provocada pela presença da tecnologia PERC em módulo FV. Na Tabela 1, o parâmetro que possui a maior diferença percentual é $Imp/Área$ sendo -2,9%, na Tabela 2, é apresentado um comportamento semelhante, todavia a diferença percentual é mais acentuada, sendo de -4% para $Imp/Área$.

2.3.2 Multi-Busbars (MBB)

Além de melhorar a eficiência, novos projetos solares também consideram a redução dos custos de produção para se manterem competitivos no mercado. Para reduzir a quantidade de prata que reveste as células FV de silício cristalino e melhorar a eficiência do módulo, a tendência atual na tecnologia de interconexão está mudando de três barramentos para quatro, cinco ou mais barramentos (WALTER et al., 2014).

Tabela 1 – Comparação entre módulos que empregam ou não a tecnologia PERC (Vikram x Jinko).

Modelo	PREXOS SERIES 10	Tiger Pro 72HC-TV
Fabricante	Vikram	Jinko
PERC	Sim	Não
Nº de Celulas	144	144
Área do Módulo	2,605	2,579
Pmax (W)	530	530
Eficiência	20,35	20,55
Vmp (V)	41,5	40,71
Imp (A)	12,78	13,02
Voc (V)	49,3	49,35
Isc (A)	13,48	13,71
Vmp/Área (V/m²)	15,932	15,787
Imp/Área (A/m²)	4,906	5,049
Voc/Área (V/m²)	18,926	19,137
Isc/Área (A/m²)	5,175	5,317
α (%/°C)	0,065	0,048
β (%/°C)	-0,27	-0,28
γ (%/°C)	-0,35	-0,35

Fonte: O Autor (2023).

A ideia básica do *multi-busbars* (MBB), Figura 5, é soldar os fios dentro da célula antes da laminação. A vantagem da interconexão dos fios sobre o design de 3 barramentos (3BB), traz consigo uma melhoria de eficiência de 0,33% e consumo de prata cai em torno de 50%, assim fornecendo potencial para alcançar eficiências mais altas devido a melhor fator de preenchimento e densidade de corrente (WALTER et al., 2014).

Figura 5 – Célula MBB com 12 barramentos.



Fonte: Raj et al. (2018).

O eletrodo de metal frontal afeta o desempenho das células FV de silício opticamente e eletricamente. Opticamente, a frente da tampa de metal contribui com a perda de sombra e afeta diretamente a densidade de corrente de curto-circuito (Jsc). Eletricamente, a linha frontal

Tabela 2 – Comparação entre módulos que empregam ou não a tecnologia PERC (JA Solar x Trina Solar).

Modelo	JAM72D10 400-420/MB	THE DUOMAX TWIN
Fabricante	JA Solar	Trina Solar
PERC	Sim	Não
Nº de Celulas	144	144
Área do Módulo	2,047	2,028
Pmax (W)	400	400
Eficiência	19,5	19,7
Vmp (V)	42,02	40,8
Imp (A)	9,52	9,81
Voc (V)	49,57	48,9
Isc (A)	10,14	10,33
Vmp/Área (V/m²)	20,526	20,118
Imp/Área (A/m²)	4,650	4,837
Voc/Área (V/m²)	24,214	24,112
Isc/Área (A/m²)	4,953	5,094
α (%/°C)	0,044	0,04
β (%/°C)	-0,272	-0,25
γ (%/°C)	-0,354	-0,35

Fonte: O Autor (2023).

da grade e o contato metal-semicondutor e a resistência associada do emissor contribuem na modificação da resistência total em série (R_s) (CHEN; EBONG, 2015).

Assim sendo, dependendo do design do eletrodo de metal e da qualidade de impressão, a geometria da linha da grade (largura, altura, continuidade e espaçamento entre linhas) pode dominar o desempenho da célula. Portanto, para obter a máxima eficiência, é importante encontrar o número ideal de linhas de grade que minimize a perda de sombra sem aumentar a resistência em série (CHEN; EBONG, 2015).

As Tabelas 3 e 4 mostram a diferença provocada pela presença da tecnologia MBB. A Tabela 3 compara um módulo da fabricante JA Solar com Trina Solar. Os parâmetros ficam na mesma ordem de grandeza sendo V_{oc} que apresenta a maior diferença percentual, -1,7%. Na Tabela 4, a comparação é feita com módulos da JA Solar e da Canadian, observando-se também que os parâmetros estão na mesma ordem de grandeza. Entretanto, o parâmetro que mais destoa é $I_{sc}/Área$ com -1,8% de diferença percentual.

2.3.3 Revestimento de grafeno

Os sistemas FV têm potencial para grandes melhorias graças à nanotecnologia e à integração de nanomateriais em módulos FV sendo o grafeno, um alótropo de carbono, um dos quais são utilizados. O material apresenta excelentes propriedades, como elevada resistência

Tabela 3 – Comparação entre módulos que empregam ou não a tecnologia MBB (JA Solar x Trina Solar).

Modelo	JAM72S10 400-420/MR	The TALLMAX M
Fabricante	JA Solar	Trina Solar
MBB	Sim	Não
Nº de Celulas	144	144
Área do Módulo	2,007	2,007
Pmax (W)	400	400
Eficiência	19,9	19,9
Vmp (V)	41,33	41,1
Imp (A)	9,68	9,74
Voc (V)	49,58	50,4
Isc (A)	10,33	10,18
Vmp/Área (V/m²)	20,594	20,479
Imp/Área (A/m²)	4,823	4,853
Voc/Área (V/m²)	24,704	25,113
Isc/Área (A/m²)	5,147	5,072
α (%/°C)	0,044	0,04
β (%/°C)	-0,272	-0,26
γ (%/°C)	-0,35	-0,36

Fonte: O Autor (2023).

mecânica, elevada condutividade térmica e elevada mobilidade dos transportadores. Devido a essas propriedades, o grafeno pode ser aplicado em diversos ramos da indústria (OLLIK; LIEDER, 2020).

Uma das indústrias que adotam essa tecnologia é a FV. Atualmente, camadas de grafeno são aplicadas em uma única superfície de um módulo FV. O revestimento reduz o risco de pontos quentes nos módulos e proporciona uma proteção mais segura contra incêndios. Outro ponto importante é que o revestimento de grafeno adiciona propriedades hidrofóbicas, que podem rapidamente acumular poeira na superfície do vidro e removê-la, como mostrado na Figura 6, onde o vidro da esquerda é de um módulo convencional e na direita é revestido em grafeno, no qual percebe-se um menor teor de sujeira. Essa característica garante uma redução no custo operacional da limpeza periódica do sistema (KAYILI; YETIS, 2021).

A aplicação do grafeno em módulos PV agrega outras vantagens além das que foram apresentadas, sendo as mesmas resumidas na Tabela 5.

No entanto, o revestimento de grafeno ainda é uma tecnologia pouco usual entre os módulos do mercado. Dentro dos 180 módulos avaliados, há apenas um fabricante à frente desta tecnologia. Portanto, o módulo escolhido será da empresa Znshinesolar e suas características estão sendo comparadas com outro módulo da mesma fabricante, apresentados na Tabela 6.

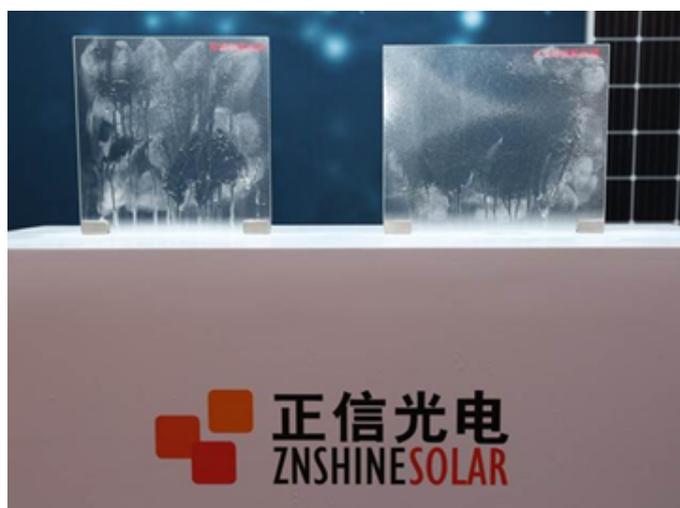
É interessante observar na Tabela 6 que apenas as características associadas à corrente de

Tabela 4 – Comparação entre módulos que empregam ou não a tecnologia MBB (JA Solar x Canadian).

Modelo	JAM60S20 365-390/MR	HiKu
Fabricante	JA Solar	Canadian
MBB	Sim	Não
Nº de Celulas	120	120
Área do Módulo	1,861	1,850
Pmax (W)	370	370
Eficiência	19,9	20
Vmp (V)	34,5	34,1
Imp (A)	10,87	10,86
Voc (V)	41,45	40,8
Isc (A)	11,41	11,54
Vmp/Área (V/m ²)	18,539	18,435
Imp/Área (A/m ²)	5,841	5,871
Voc/Área (V/m ²)	22,273	22,057
Isc/Área (A/m ²)	6,131	6,239
α (%/°C)	0,044	0,05
β (%/°C)	-0,272	-0,26
γ (%/°C)	-0,35	-0,34

Fonte: O Autor (2023).

Figura 6 – Comparação da aplicação do revestimento de grafeno.



Fonte: Znshine (2018).

curto e tensão de circuito aberto têm uma leve diferença, sendo que as demais permaneceram inalteradas.

Tabela 5 – Características de módulos com e sem revestimento de grafeno.

Características	Módulos PV revestidos de grafeno	Módulos PV regulares
Transmitância	94,2 %	93,70 %
Acúmulo de poeira	6,28 g/m ²	13,82 g/m ²
Influência da poeira	2,85 %	8,52 %
Temperatura de trabalho	baixa a temperatura em 1 °C em média (máx. 2 °C)	-
Operação e manutenção	reduz a frequência de limpeza por cerca de 30%	-
Autolimpeza	Tem	Não tem
Geração de energia	2% maior	-
Taxa de Degradação (em 25 anos)	15 % para a tecnologia solar de vidro duplo grafeno módulos	19,32 % para módulos solares padrão de vidro único

Fonte: O Autor (2023).

Tabela 6 – Comparação entre módulos que empregam ou não a tecnologia de revestimento de grafeno.

Modelo	ZXM6-NHLDD144 series	ZXM6-NH144 Series
Fabricante	znshinesolar	znshinesolar
Grafeno	Sim	Não
Nº de Celulas	144	144
Área do Módulo	2,1736	2,1736
Pmax (W)	440	440
Eficiência	20,24	20,24
Vmp (V)	41	41
Imp (A)	10,74	10,74
Voc (V)	49,5	49,9
Isc (A)	11,25	11,33
Vmp/Área (V/m²)	18,863	18,863
Imp/Área (A/m²)	4,941	4,941
Voc/Área (V/m²)	22,773	22,957
Isc/Área (A/m²)	5,176	5,213
α (%/°C)	0,05	0,05
β (%/°C)	-0,29	-0,29
γ (%/°C)	-0,36	-0,36

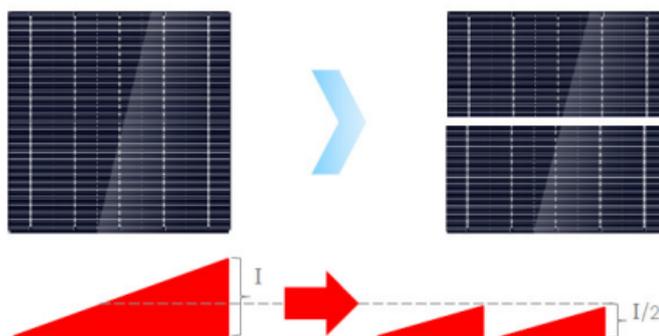
Fonte: O Autor (2023).

2.3.4 Meia-célula ou *Half-cell*

A tecnologia de meia-célula, ou *half-cell*, consiste na divisão de cada célula em duas peças via corte a laser. As células cortadas dobram o número de células em um módulo, mas

reduzem a corrente através de cada barramento de cada célula pela metade em comparação com as células convencionais. Ao serem conectadas em paralelo, elas fornecem a mesma quantidade de corrente que as células convencionais, mas com uma menor resistência equivalente, resultando na redução da perda de energia por efeito Joule, como mostrado na Figura 7 (JOSHI; KHAN; SP, 2019).

Figura 7 – Corrente módulo *half-cell*.



Fonte: Joshi, Khan e SP (2019).

Os efeitos de sombreamento e de perda de calor também são bastante reduzidos. Quando o sombreamento atinge uma das meias células, essa área é afetada e metade dos diodos de *bypass* são ativados, enquanto a outra metade permanece funcional, com os diodos de *bypass* inativos. A conexão série-paralela de módulos de *half-cell* reduz a perda de calor, sofrendo assim uma menor degradação devida a essa condição (JOSHI; KHAN; SP, 2019). Além disso, as células e lacunas adicionais inerentes aos módulos de meia-célula melhoram a captação de luz. A combinação dos benefícios da resistência e da ótica resulta em uma melhoria de 4,7% no ganho de potência (QIAN et al., 2018).

As Tabelas 7 e 8 mostram o comparativo de tecnologias de diferentes fabricantes para um mesmo nível de potência, ambos módulos com valores na mesma ordem de grandeza. Na Tabela 7, a característica que teve maior diferença percentual foi a eficiência com o valor de -2,2%. Enquanto que, na Tabela 8, $I_{sc}/\text{Área}$ apresentou -2,6%.

2.3.5 Células Bifaciais

Uma das soluções tecnológicas mais promissoras para reduzir o custo da energia solar e aumentar a geração de energia elétrica é o uso de células bifaciais, como visto na Figura 8, pois estas coletam simultaneamente fótons através da radiação direta e do albedo que atingem o lado frontal e traseiro do painel solar, conforme ilustra a Figura 9.

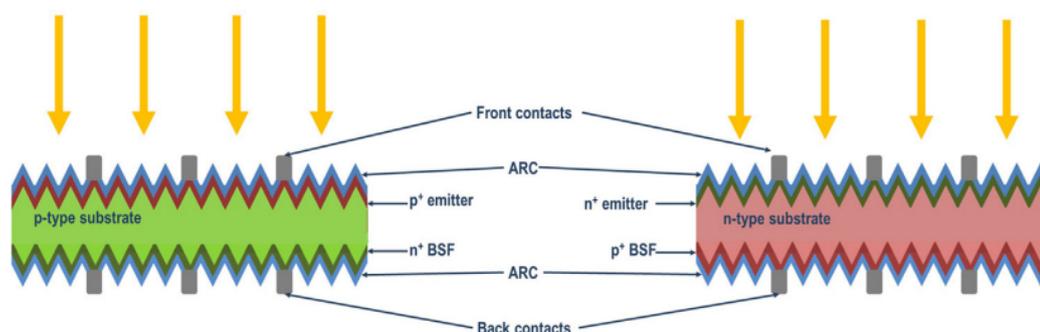
Neste contexto, as células bifaciais aumentam a densidade de potência dos módulos FV em comparação com os módulos monofaciais e, ao mesmo tempo, reduzem os custos relacionados à área dos sistemas FV. Uma vantagem adicional das células bifaciais vem da temperatura operacional mais baixa da célula e um aumento correspondente na potência máxima

Tabela 7 – Comparação entre módulos que empregam ou não a tecnologia *half-cell* (Trina Solar x Silfab).

Modelo	THE TALLMAX M PLUS+	SLG -M 370 Wp
Fabricante	Trina Solar	Silfab
Half-cell	Sim	Não
Nº de Celulas	144	72
Área do Módulo	1,984	1,985
Pmax (W)	370	370
Eficiência	18,6	19
Vmp (V)	39,2	39,6
Imp (A)	9,44	9,35
Voc (V)	47,6	48,2
Isc (A)	9,88	9,93
Vmp/Área (V/m ²)	19,758	19,949
Imp/Área (A/m ²)	4,758	4,710
Voc/Área (V/m ²)	23,992	24,282
Isc/Área (A/m ²)	4,980	5,002
α (%/°C)	0,05	0,03
β (%/°C)	-0,29	-0,3
γ (%/°C)	-0,37	-0,38

Fonte: O Autor (2023).

Figura 8 – Tipo de células Bifaciais.



Fonte: Guerrero-Lemus et al. (2016).

de saída devido à absorção infravermelha reduzida na ausência de metalização traseira do alumínio, enquanto a parte traseira das células FV bifaciais melhora o isolamento térmico (GUERRERO-LEMUS et al., 2016).

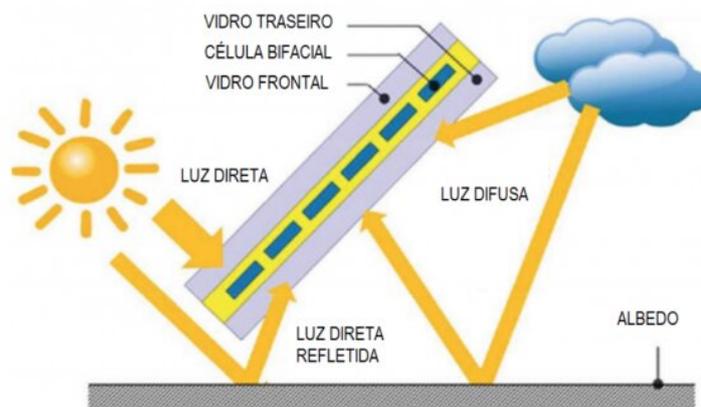
A célula bifacial é uma das tecnologias que está bem difundida no mercado, e, por isso, a comparação entre a utilização dela ou não foi realizada com módulos de mesmo fabricante. As Tabelas 9 e 10 apresentam essa comparação. Enquanto que no módulo da *Canadian* as informações contidas no *datasheet* não sofreram alterações, os módulos da *Longi* sofreram apenas alterações nos valores das constantes térmicas.

Tabela 8 – Comparação entre módulos que empregam ou não a tecnologia *half-cell* (Trina Solar x Heliene).

Modelo	The TALLMAX M FRAMED	72M G1
Fabricante	Trina Solar	Heliene
Half-cell	Sim	Não
Nº de Celulas	144	72
Área do Módulo	2,007	1,988
Pmax (W)	400	400
Eficiência	19,9	20,13
Vmp (V)	41,1	40,7
Imp (A)	9,74	9,83
Voc (V)	50,4	49,58
Isc (A)	10,18	10,35
Vmp/Área (V/m ²)	20,479	20,473
Imp/Área (A/m ²)	4,853	4,945
Voc/Área (V/m ²)	25,113	24,940
Isc/Área (A/m ²)	5,072	5,206
α (%/°C)	0,04	0,035
β (%/°C)	-0,26	-0,26
γ (%/°C)	-0,36	-0,35

Fonte: O Autor (2023).

Figura 9 – Absorção de luz no módulo bifacial.



Fonte: CanalSolar (2021).

2.3.6 Comparativo entre tecnologias

Após a apresentação das tecnologias avaliadas, um conjunto de módulos foi selecionado, suas informações foram extraídas e os diferentes critérios já mencionados foram aplicados. Com isso, foi realizada a média dos resultados, obtendo as informações contidas nas Tabelas 11-15.

Tabela 9 – Comparação entre módulos da Longi que empregam ou não a tecnologia bifacial.

Modelo	HI-Mo5 LR5-72HBD	Hi-MO5m LR5-72HPH
Fabricante	Longi	Longi
Bifacial	Sim	Não
Nº de Celulas	144	144
Área do Módulo (m^2)	2,556	2,556
Pmax (W)	530	530
Eficiência	20,7	20,7
Vmp (V)	41,35	41,35
Imp (A)	12,82	12,82
Voc (V)	49,2	49,2
Isc (A)	13,71	13,71
Vmp/Área (V/m^2)	16,177	16,177
Imp/Área (A/m^2)	5,016	5,016
Voc/Área (V/m^2)	19,248	19,248
Isc/Área (A/m^2)	5,364	5,364
α ($\%/^{\circ}C$)	0,05	0,048
β ($\%/^{\circ}C$)	-0,284	-0,27
γ ($\%/^{\circ}C$)	-0,35	-0,35

Fonte: O Autor (2023).

Tabela 10 – Comparação entre módulos da Canadian que empregam ou não a tecnologia bifacial.

Modelo	BiHiKu7	Hiku7
Fabricante	Canadian	Canadian
Bifacial	Sim	Não
Nº de Celulas	132	132
Área do Módulo (m^2)	3,106	3,106
Pmax (W)	650	650
Eficiência	20,9	20,9
Vmp (V)	37,9	37,9
Imp (A)	17,16	17,16
Voc (V)	45	45
Isc (A)	18,39	18,39
Vmp/Área (V/m^2)	12,201	12,201
Imp/Área (A/m^2)	5,524	5,524
Voc/Área (V/m^2)	14,486	14,486
Isc/Área (A/m^2)	5,920	5,920
α ($\%/^{\circ}C$)	0,05	0,05
β ($\%/^{\circ}C$)	-0,26	-0,26
γ ($\%/^{\circ}C$)	-0,34	-0,34

Fonte: O Autor (2023).

A Tabela 11 apresenta a diferença percentual média obtida a partir da comparação entre as tecnologias mencionadas, sem considerar a normalização da área do módulo. É importante destacar que a eficiência e os parâmetros térmicos são informações da célula fotovoltaica, portanto, a normalização da área do módulo não é necessária para avaliar esses parâmetros.

Ainda na Tabela 11, observa-se que a tecnologia multi-busbar foi a mais eficiente em comparação às demais tecnologias avaliadas, enquanto as células PERC apresentaram o menor desempenho. Vale ressaltar que os módulos de *half-cell* apresentaram uma maior variabilidade nos parâmetros de corrente e tensão, indicando uma maior sensibilidade a variações ambientais e de temperatura.

Tabela 11 – Comparativo da presença das tecnologias no desempenho dos módulos.

Tecnologia	Eficiência	Vmp (V)	Imp (A)	Voc (V)	Isc (A)
PERC	-1,05%	0,61%	-0,90%	-0,54%	-0,63%
MBB	0,14%	0,08%	0,04%	0,32%	0,33%
Half-cell	-0,48%	2,20%	-1,52%	2,69%	-2,58%
Grafeno	0,00%	0,00%	0,00%	-0,8%	-0,7%
Bifacial	-0,06%	-0,05%	-0,14%	-0,01%	-0,15%

Fonte: O Autor (2023).

Considerando a normalização pela área dos módulos, é possível observar que os resultados obtidos sofrem leves alterações, como visto na Tabela 12. Nota-se que os comportamentos de corrente e tensão para os módulos com revestimento de grafeno, módulos bifaciais e *half-cell* têm a mesma tendência com relação aos comportamentos apresentados na Tabela 11.

No entanto, algumas singularidades surgiram. Uma delas mostra que a presença de barramentos múltiplos aumenta os parâmetros associados à corrente, mas diminui os parâmetros associados à tensão. Além disso, as células PERC apresentam esses parâmetros reduzidos em relação aos módulos que não utilizam essa tecnologia, como pode ser observado na Tabela 12.

Como análise adicional para os parâmetros apresentados na Tabela 11, verificou-se o comportamento do Fator de Forma (FF), que é um parâmetro importante para avaliar a eficiência

Tabela 12 – Comparativo normalizado da presença das tecnologias no desempenho dos módulos.

Tecnologia	Eficiência	Vmp (V)	Imp (A)	Voc (V)	Isc (A)
PERC	-1,05%	-0,07%	-1,91%	-1,55%	-1,59%
MBB	0,14%	-0,24%	0,17%	-0,01%	0,29%
Half-cell	-0,48%	1,78%	-2,08%	2,23%	-3,08%
Grafeno	0,00%	0,00%	0,00%	0,8%	-0,7%
Bifacial	-0,06%	-0,24%	-0,33%	-0,19%	-0,34%

Fonte: O Autor (2023).

dos módulos fotovoltaicos. O cálculo do FF é realizado por meio da equação:

$$FF = \frac{I_{mp} \cdot V_{mp}}{I_{sc} \cdot V_{oc}}. \quad (1)$$

Os valores calculados para o FF são apresentados na Tabela 13. Observa-se que as diferenças médias percentuais para o FF também não alcançam valores significativos, indicando que as tecnologias posteriores aos modelos utilizados no estudo do NREL não afetaram significativamente esse parâmetro.

Tabela 13 – Diferença percentual no fator de forma para tecnologias avaliadas.

Tecnologia	Fator de Forma
PERC	0,9%
MBB	-0,3%
Half-Cell	0,7%
Grafeno	2,1%
Bifacial	0,0%

Fonte: O Autor (2023).

Para os coeficientes térmicos, foram coletados os seus valores médios através da comparação entre módulos que possuem ou não possuem as tecnologias posteriores aos modelos utilizados no estudo do NREL, conforme apresentado na Tabela 14. A partir desses valores, foi construída a Tabela 15, que mostra as diferenças provocadas nos coeficientes de temperatura.

É importante destacar que, ao contrário dos outros parâmetros analisados, os valores apresentados na Tabela 15 estão expressos em diferença absoluta, devido à ordem de grandeza

Tabela 14 – Valores médios dos coeficientes térmicos na presença ou não das tecnologias avaliadas.

Tecnologias	Presença	α (%/°C)	β (%/°C)	γ (%/°C)
PERC	Com	0,0530	-0,2780	-0,3516
	Sem	0,0487	-0,2809	-0,3500
MBB	Com	0,0465	-0,2770	-0,3500
	Sem	0,0462	-0,2717	-0,3517
Half-cell	Com	0,0488	-0,2848	-0,3630
	Sem	0,0449	-0,2718	-0,3611
Grafeno	Com	0,0500	-0,2900	-0,3600
	Sem	0,0500	-0,2900	-0,3600
Bifacial	Com	0,0501	-0,2718	-0,3488
	Sem	0,0499	-0,2700	-0,3488

Fonte: O Autor (2023).

Tabela 15 – Impacto das tecnologias nos coeficientes térmicos.

Tecnologias	α (%/°C)	β (%/°C)	γ (%/°C)
PERC	0,0043	0,0029	-0,0016
MBB	0,0003	-0,0053	0,0017
Half-cell	0,0039	-0,0130	-0,0019
Grafeno	0,0000	0,0000	0,0000
Bifacial	0,0052	0,0065	0,0000

Fonte: O Autor (2023).

pequena dos coeficientes térmicos. Uma pequena variação nesses valores pode provocar uma diferença percentual alta, o que justifica a escolha pela apresentação dos resultados em termos absolutos.

Dessa forma, é possível observar que, em termos absolutos, os parâmetros α , β e γ não são tão afetados pela presença ou ausência das tecnologias avaliadas, como pode ser visto nas diferenças mostradas na Tabela 15.

Para aprimorar a análise nesta seção, uma avaliação adicional poderia ser realizada para analisar a eficiência em relação a diferentes níveis de irradiância. Infelizmente, tal análise torna-se inviável para as tecnologias avaliadas devido à falta de dados sobre o comportamento da curva I-V para os diversos níveis de irradiância nos módulos utilizados neste estudo.

2.4 CONCLUSÕES

Neste capítulo, foi apresentado o banco de dados utilizado como *benchmark* para os métodos comparados nos próximos capítulos, além das modificações necessárias para utilização das curvas I-V presentes no banco do NREL. Além disso, apresentou conceitos importantes que serão recorrentes no desenvolvimento do trabalho.

Além disso, neste trabalho foram apresentadas, de forma simplificada, as tecnologias que foram introduzidas no mercado fotovoltaico após o estudo realizado pelo NREL. Essas tecnologias buscam atingir eficiências de conversão mais altas e redução dos custos de produção. No entanto, observou-se que o impacto dessas tecnologias nas principais características elétricas dos módulos avaliados é pequeno, cerca de 3%. Isso sugere que as tecnologias inseridas após 2010 possivelmente modificaram o processo construtivo dos módulos, reduzindo a matéria-prima utilizada e melhorando o processo de fabricação, sem impactar significativamente nas características elétricas finais dos módulos fotovoltaicos nos quais foram implementadas. Em resumo, as tecnologias mais recentes tiveram um impacto mais significativo no processo de produção dos módulos fotovoltaicos, do que nas suas características elétricas finais.

Portanto, espera-se que os modelos matemáticos já empregados com sucesso nos módulos FV do banco de dados do NREL sejam suficientes para representar os novos módulos comerciais que empregam as tecnologias avaliadas neste capítulo. Por fim, entende-se que não há necessidade

de se gerar novos bancos de dados de curvas características para estas tecnologias, nem tampouco modelos matemáticos específicos para as mesmas, bastando buscar modelos mais precisos para os módulos já explorados pelo NREL em seu banco de dados de 2014.

3 COMPARATIVO DOS MODELOS GLOBAIS NÃO-LINEARES PARA MÓDULOS FV

Este capítulo aborda aspectos relacionados à modelagem de módulos FV, focado nos modelos capazes de se adaptar a diferentes condições ambientais. Primeiramente, são apresentados os conceitos básicos e critérios utilizados para validação dos modelos neste capítulo. Em seguida, aplica-se no modelo proposto por (SILVA, 2019) uma série de algoritmos de otimização da literatura, com o objetivo de identificar novos pontos ótimos de mínimo local. Posteriormente, são selecionados os modelos presentes na literatura que são capazes de representar os módulos FV para diferentes condições ambientais. Por fim, são apresentados os resultados da comparação entre os modelos selecionados, destacando os melhores modelos encontrados.

3.1 MODELOS MATEMÁTICOS BÁSICOS PARA MÓDULOS FV

Nos últimos anos, a presença da energia solar FV tem chamado a atenção, por ser uma energia renovável de fácil disponibilidade, manutenção e custo. Os módulos FV são constituídos por células, elemento fundamental dos sistemas FV, estão em constante evolução e as suas características de saída determinam o funcionamento do sistema de geração de energia (ALY; AHZI; BARTH, 2019).

Portanto, os modelos matemáticos de módulos são fundamentais para entender melhor seu funcionamento. Esses modelos são amplamente utilizados em vários campos relacionados a sistemas FV, como projeto, simulação, controle, planejamento, avaliação de desempenho e dimensionamento (FAHIM et al., 2022). Sendo assim, é necessário ter um método preciso e confiável sob diferentes condições de operação.

As células FV podem ter seu comportamento explicado através da junção semicondutora p-n, que é sensível a luz solar. De fato, as propriedades elétricas das células FV são semelhantes às dos diodos. Portanto, vários circuitos equivalentes introduzidos na literatura são baseados em uma fonte FV, um ou mais resistores em paralelo e em série e um ou mais diodos (GHOLAMI et al., 2022).

Dentre os modelos básicos existentes na literatura, os três modelos mais conhecidos são:

- Modelo de um diodo (*Single Diode Model - SDM*);
- Modelo de dois diodos (*Double Diode Model - DDM*);
- Modelo de três diodos (*Triple Diode Model - TDM*).

3.1.1 Modelo de um diodo

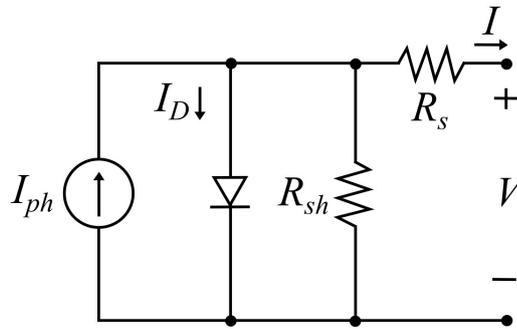
As principais vantagens do SDM são a baixa complexidade e boa precisão para uma ampla faixa de pontos de operação, tornando-o um dos modelos mais utilizados. Portanto, este

modelo é o modelo base para este trabalho, sendo comparado com modelos que evoluíram a partir dele, ou seja, modelos de cinco parâmetros que captam a influência de diferentes fatores ambientais em suas características (ZHANG et al., 2022b).

A composição do SDM consiste em uma fonte de foto-corrente, I_{ph} (A), que representa a radiação solar que atinge a célula solar FV; um diodo paralelo, com um fator de idealidade, n , é usado para simular o fenômeno de polarização, tendo uma corrente de saturação reversa, I_{sat} (A); um resistor de série, R_s (Ω), que simboliza as perdas devido aos contatos metálicos, junção p-n e interconexões entre os semicondutores e um resistor paralelo ou *shunt*, R_{sh} (Ω), que representa os defeitos de cristal e impurezas na região de junção dos semicondutores (FOSTER; GHASSEMI; COTA, 2009), (GHOLAMI et al., 2022).

A Figura 10 mostra o circuito elétrico equivalente para o modelo de um único diodo. Por meio dele, obtém-se a equação que representa a corrente de saída do módulo FV:

Figura 10 – Modelo SDM.



Fonte: O Autor (2023).

$$I = I_{ph} - I_{sat} \left[e^{\left(\frac{V + IR_s}{nV_t} \right)} - 1 \right] - \frac{V + IR_s}{R_{sh}}. \quad (2)$$

A tensão térmica, V_t , pode ser escrita da seguinte forma:

$$V_t = \frac{N_s K T}{q}, \quad (3)$$

onde N_s é o número de células em série, K é a constante de Boltzmann ($1,38 \cdot 10^{-23} \text{ J/K}$), q é a carga de elétron ($1,602 \cdot 10^{-19} \text{ C}$), e T é a temperatura da célula em Kelvin.

A corrente de saturação reversa tem uma dependência muito forte com o material semicondutor utilizado no módulo, sendo importante saber o material para obter a energia do *gap* do semicondutor. Por sua vez, a equação que expressa matematicamente a energia do material semicondutor em relação a temperatura, é :

$$E_g(T) = E_g(0) - \frac{\alpha T^2}{(T + \beta)}, \quad (4)$$

em que $E_g(T)$ é a banda de energia correspondente a temperatura avaliada, $E_g(0)$ é valor da banda próximo da temperatura de 0 K e α e β são constantes. Para o material feito de silício,

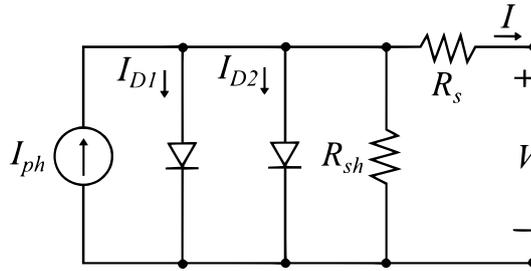
$E_g(0) = 1,1557 \text{ eV}$, $\alpha = 7,021 \text{ eV/K} \cdot 10^{-4}$ e $\beta = 1108 \text{ K}$. Para o material feito de CdTe, $E_g(0) = 1,6077 \text{ eV}$, $\alpha = 3,1 \text{ eV/K} \cdot 10^{-4}$ e $\beta = 108 \text{ K}$ (SINGH; RAVINDRA, 2012).

3.1.2 Modelo de dois diodos

Para obtenção de um modelo mais preciso principalmente para baixas irradiâncias, é adicionado um diodo em paralelo, formando o modelo de dois diodos. Essa adição faz com o que o DDM adicione mais dois parâmetros aos cinco parâmetros do SDM. Portanto, além dos parâmetros mencionados no SDM será incorporado um fator de idealidade (n_2) e uma corrente de saturação I_{sat2} que conseguem representar a perda de recombinação que era negligenciada no SDM. Em contrapartida, o aumento de precisão eleva a complexidade para obtenção dos parâmetros do modelo (FAHIM et al., 2022).

A Figura 11 mostra o circuito elétrico equivalente para o modelo de dois diodos. Por meio dele, obtém-se a equação que representa a corrente de saída do módulo FV:

Figura 11 – Modelo DDM.



Fonte: O Autor (2023).

$$I = I_{ph} - I_{sat1} \left[e^{\left(\frac{V+IR_s}{n_1 V_t} \right)} - 1 \right] - I_{sat2} \left[e^{\left(\frac{V+IR_s}{n_2 V_t} \right)} - 1 \right] - \frac{V + IR_s}{R_{sh}}. \quad (5)$$

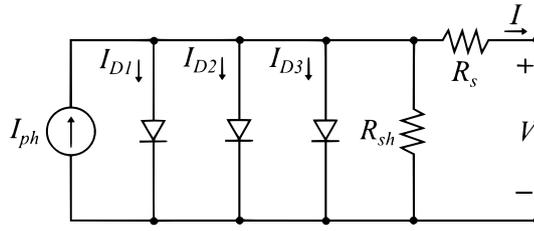
3.1.3 Modelo de três diodos

A adição do terceiro diodo faz com que o modelo TDM seja mais preciso do que os modelos SDM e DDM. Além das características apontadas pelos modelos anteriores, o TDM considera a perda associada aos defeitos do cristal de superfície. Sua alta precisão tem sido aproveitada para representar módulos FV com tecnologia de filme fino, condições de baixa irradiância e, também, para investigar efeitos de sombreamento. No entanto, apesar de melhorar a precisão, esta adição eleva o número de parâmetros para nove, aumentando a complexidade (GHOLAMI et al., 2022).

A Figura 12 mostra o circuito elétrico equivalente para o modelo de três diodos. Por meio dele, obtém-se a equação que representa a corrente de saída do módulo FV:

$$I = I_{ph} - I_{sat1} \left[e^{\left(\frac{V+IR_s}{n_1 V_t} \right)} - 1 \right] - I_{sat2} \left[e^{\left(\frac{V+IR_s}{n_2 V_t} \right)} - 1 \right] - I_{sat3} \left[e^{\left(\frac{V+IR_s}{n_3 V_t} \right)} - 1 \right] - \frac{V + IR_s}{R_{sh}}. \quad (6)$$

Figura 12 – Modelo TDM.



Fonte: O Autor (2023).

3.2 PROCESSO DE VALIDAÇÃO DOS MODELOS

Conforme discutido na seção anterior, é importante que o modelo seja capaz de fornecer resultados precisos e confiáveis em uma ampla variedade de condições ambientais. Portanto, a fim de avaliar a qualidade do modelo, é essencial definir os critérios que serão usados como medida de parada e os indicadores quantitativos que irão avaliar o desempenho do modelo em diferentes cenários.

3.2.1 Critérios de avaliação

Em geral, os problemas de modelagem de módulos FV são traduzidos em problemas de otimização. Com isso, os parâmetros incluídos no modelo são otimizados buscando reduzir os desvios entre as curvas I-V's ou P-V's geradas pelo modelo matemático e aquelas obtidas experimentalmente pelo ensaio do módulo FV em condições ambientais diversas (ZHANG et al., 2022a). A capacidade do modelo matemático em representar bem o módulo fotovoltaico depende fortemente da forma como o módulo fotovoltaico foi ensaiado experimentalmente em diferentes condições ambientais. A utilização de sensores com um bom tempo de resposta e uma boa precisão para uma ampla faixa de valores das grandezas, assim como o ensaio dos módulos em uma ampla faixa de condições ambientais, entre outros fatores, fazem toda a diferença no resultado obtido.

Portanto, a função objetivo deste problema de otimização é expressa como uma função de erro. Neste trabalho, o erro médio absoluto em potência (EMAP) é aplicado como critério de parada, visto que a maioria das aplicações que utiliza um modelo elétrico de um diodo deseja uma estimativa precisa da potência gerado pelo módulo FV.

O EMAP de uma curva P-V foi apresentado por (SILVA, 2019), onde as potências calculadas pelo modelo matemático e medidas experimentalmente no módulo fotovoltaico real são comparadas ponto a ponto, e pode ser calculado por:

$$EMAP = \frac{\sum_{j=1}^{N_{pontos}} |P_{j,med} - P_{j,est}|}{N_{pontos}}, \quad (7)$$

onde P_{med} é a potência medida das curvas fornecidas pelo ensaio experimental do NREL e P_{est} é a potência calculada (estimada) pelo modelo, enquanto N_{pontos} é a quantidade de pontos

presentes curva P-V medida.

Com intuito de normalizar os erros de potência para diferentes condições ambientais, ou seja, tornar o erro representativo para comparação em diferentes níveis de potência, O EMAP pode ser normalizado pela máxima potência da curva P-V, P_{mp} , tornando-se uma figura de mérito admissível:

Outra função objetivo amplamente utilizada é o desvio médio quadrático da corrente (*root mean square deviation* - RSMD), mas seu foco está na representação de curvas I-V's, ou seja, apresenta uma menor sensibilidade em relação à estimação de potência. Porém, seu valor normalizado por I_{sc} também é utilizado como figura de mérito, devido à sua ampla utilização na literatura:

$$NRMSD = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{j=1}^{N_{pontos}} (I_{j,med} - I_{j,est})^2}{N_{pontos}}}}{I_{sc}} \cdot 100\%. \quad (8)$$

3.2.2 Condições das Simulações

Os modelos apresentados nesta dissertação utilizaram como referência de comparação, os módulos FV extraídos do banco de dados do NREL. Essas curvas foram selecionadas para cada etapa do processo de construção do modelo, levando em consideração o comportamento do modelo.

Em geral, as curvas escolhidas foram as mesmas utilizadas no trabalho de (SILVA, 2019) por ser o modelo de referência para as comparações que são realizadas neste capítulo.

A etapa de referência está presente em alguns modelos, em que são obtidos os parâmetros em uma condição ambiental de referência e, posteriormente, aplicadas equações de transposição para outras condições. Em (SILVA, 2019), as curvas de referência foram mantidas, sendo utilizadas as curvas que estão em **negrito** na Tabela 16. Por outro lado, em (LANG; ZHANG, 2020) e (WANG et al., 2021), são utilizadas curvas próximas da condição de STC como referência. Já em (LU et al., 2022) são necessárias apenas as informações de STC disponibilizadas pelo NREL.

No processo construtivo do modelo, a etapa de treinamento pode estar presente. Assim sendo, os modelos que passam por esse processo otimizam seus parâmetros de forma exaustiva, acomodando-se no conjunto de treinamento, geralmente obtendo bons resultados em torno das curvas treinadas. Neste trabalho, as curvas que serão utilizadas para esta etapa estão representadas na Tabela 16.

A validação é uma etapa importante do processo de obtenção de um modelo matemático preciso para os módulos fotovoltaicos. O objetivo da etapa de validação é avaliar a capacidade do modelo treinado de representar o módulo fotovoltaico em condições ambientais distintas das curvas para as quais ele foi treinado, evitando que o modelo faça uma super aprendizagem das

Tabela 16 – Curvas selecionadas para o treinamento dos modelos.

m-Si		x-Si		CdTe	
$S(W/m^2)$	$T(^{\circ}C)$	$S(W/m^2)$	$T(^{\circ}C)$	$S(W/m^2)$	$T(^{\circ}C)$
1270	36	1122	58	1310	42
1001	60	964	57	1106	40
828	35	754	51	951	47
687	37	595	46	715	44
491	33	392	43	565	33
277	29	283	42	356	36

Fonte: O Autor (2023).

curvas de treinamento e perca a capacidade de generalização, essencial para a sua eficácia. O processo da validação é separado em duas fases:

- A primeira fase utiliza as curvas com as condições climáticas da Tabela 17, com a finalidade de verificar se o modelo realiza com precisão as curvas I-V's e P-V's selecionadas, assim como mostra os parâmetros obtidos para cada condição avaliada;
- A segunda fase preocupa-se em verificar qual dos modelos é o mais generalista para as três tecnologias avaliadas. Portanto, é utilizado um conjunto maior de curvas em diversas condições climatológicas, conforme apresentado na Figura 13, para verificar a capacidade de generalização do modelo com um conjunto maior de curvas. A figura de mérito utilizada nesse procedimento é o EMAPN.

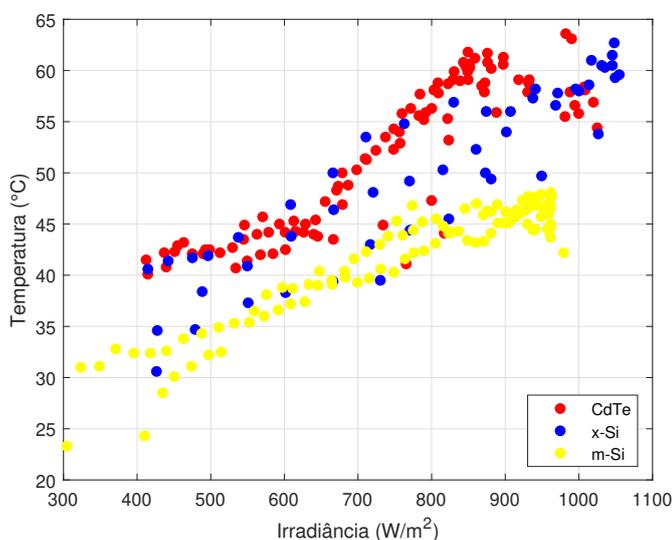
Tabela 17 – Curvas selecionadas para validação dos modelos.

m-Si		x-Si		CdTe	
$S(W/m^2)$	$T(^{\circ}C)$	$S(W/m^2)$	$T(^{\circ}C)$	$S(W/m^2)$	$T(^{\circ}C)$
1042	38	1085	25	1236	34
1102	40	999	53	1074	28
818	25	685	25	929	44
517	25	506	34	673	43
359	28	320	48	520	24
272	25	234	25	420	26

Fonte: O Autor (2023).

Cada cor da Figura 13 corresponde ao conjunto de condições ambientais ensaiadas das diferentes tecnologias avaliadas, sendo o conjunto de pontos azuis representando o x-Si, a cor amarela equivalendo aos pontos m-Si, enquanto a cor vermelha associada as condições do módulo de CdTe.

Figura 13 – Condições ambientais do conjunto de curvas de validação para as três tecnologias avaliadas.



Fonte: O Autor (2023).

3.3 MODELOS AVALIADOS

Nesta seção, serão apresentados os modelos globais não lineares avaliados, baseados no modelo de diodo, utilizados para representar o comportamento de um módulo fotovoltaico. Os modelos foram selecionados devido à sua eficácia em descrever o comportamento não linear dos módulos fotovoltaicos, que apresentam uma curva I-V não-linear e dependente da temperatura. Serão apresentados os diferentes modelos disponíveis na literatura, bem como suas equações matemáticas e parâmetros associados.

3.3.1 Modelo de Silva

A primeira técnica global não-linear para o modelo SDM que se tem conhecimento na literatura foi idealizado por (SILVA, 2019), onde cada parâmetro do SDM pode ser reajustada por equações de transposição e é baseado no comportamento físico dos módulos FV. Neste modelo, o reajuste não é feito para todos os parâmetros do SDM, mas as equações de transposição em função da irradiância e temperatura tem múltiplos sub parâmetros o que aumenta a quantidade de parâmetros de cinco para oito.

Uma das maiores contribuições deste modelo é a dependência dos oito parâmetros em relação à temperatura e irradiância. O modelo global não-linear de oito parâmetros inclui quatro parâmetros relacionados à resistência série, três relacionados à resistência paralela, e um relacionado ao fator de idealidade. Além disso, os outros dois parâmetros que descrevem o comportamento do módulo FV (I_{sc} e V_{oc}) são definidos previamente por meio de equações explícitas que dependem dos oito parâmetros restantes.

Portanto, devido à natureza generalista do modelo, faz-se necessário executar o processo

de estimação de parâmetros apenas uma vez, utilizando um conjunto de curvas de diferentes condições ambientais, chamadas de curvas de treinamento.

Destaca-se que o algoritmo de otimização, escolhido pelo autor para o processo de estimação dos parâmetros, Busca por Padrões (*pattern search* - PS), é capaz de obter modelos de alta precisão para células. Desta forma, mesmo possuindo uma maior complexidade, o modelo de oito parâmetros é apropriado para determinar, com precisão, o comportamento do módulo FV para diferentes condições ambientais. O modelo pode ser dividido em duas etapas: determinação dos parâmetros de referência e treinamento.

Na primeira etapa, são definidas as constantes do módulo FV (k , q e N_s) encontradas no *datasheet* e uma curva P-V de referência é fornecida, onde as condições climáticas da curva de referência são atribuídas em S_{ref} e T_{ref} . Através dos pontos dessa curva, são definidos os valores de $I_{mp,ref}$, $V_{mp,ref}$, $I_{sc,ref}$ e $V_{oc,ref}$. Então, calcula-se os valores da resistência série máxima ($R_{s,max}$) e da resistência paralela mínima ($R_{sh,min}$) e, de posse desses valores, aplica-se o algoritmo PS para estimar os valores dos parâmetros de interesse da primeira etapa: $R_{s,ref}$, $R_{sh,ref}$, n_{ref} , $I_{sc,ref}$ e $V_{oc,ref}$.

Na segunda etapa é definido um conjunto de curvas P-V's, chamadas de curvas de treinamento, com valores de irradiância e temperatura distintos. De acordo com o estudo realizado por (SILVA, 2019), existe uma imprecisão considerável no modelo ao se utilizar até cinco curvas no conjunto de treinamento. Entretanto, um conjunto com seis curvas reduz essa imprecisão. Desta forma, é possível obter um valor aceitável com um número pequeno de curvas de treinamento sem precisar de um alto custo computacional.

Após isso, é necessário definir a função-objetivo baseado no somatório do erro absoluto ($erro_{abs}$) das curvas de treinamento.

Para $\alpha_{I_{sc}}$:

$$\sum_{n=1}^{N_c} erro_{I_{sc}} = \sum_{n=1}^{N_c} |I_{sc,est} - I_{sc,med}|. \quad (9)$$

Para β_T e β_S :

$$\sum_{n=1}^{N_c} erro_{V_{oc}} = \sum_{n=1}^{N_c} |V_{oc,est} - V_{oc,med}|. \quad (10)$$

Aplica-se o mesmo método de otimização da primeira etapa. O método busca um valor que resulte no menor somatório dos erros entre as curvas experimentais e as curvas estimadas.

Após finalizado o processo de otimização, são obtidos os dados de interesse: $\alpha_{I_{sc}}$, β_T e β_S . De posse desses dados, juntamente com os valores de $I_{sc,ref}$ e $V_{oc,ref}$, é possível calcular os valores de I_{sc} e V_{oc} através de:

$$I_{sc} = [I_{sc,ref} + \alpha_{I_{sc}}(T - T_{ref})] \left(\frac{S}{S_{ref}} \right), \quad (11)$$

$$V_{oc} = V_{oc,ref} + \beta_T(T - T_{ref}) + \beta_S V_t \ln \left(\frac{S}{S_{ref}} \right). \quad (12)$$

Em seguida, outro processo de otimização é iniciado com o objetivo de encontrar os coeficientes responsáveis por modelar R_s e R_{sh} . Contudo, a função objetivo aplicada para esta etapa utiliza-se do EMAP. Para R_s :

$$R_s = R_{s,ref2}[1 + \kappa_{Rs}(T - T_{ref})] + R_{s,ref1} \left(\frac{S}{S_{ref}} \right)^{\gamma_{Rs}}, \quad (13)$$

onde, $R_{s,ref1}$ e $R_{s,ref2}$ representam parcelas de $R_{s,ref}$ em relação à variação da irradiância e temperatura, respectivamente, sendo:

$$R_{s,ref} = R_{s,ref1} + R_{s,ref2}, \quad (14)$$

γ_{Rs} , k_{Rs} são coeficientes de variação de R_s com a irradiância e temperatura, nesta ordem, sendo $\gamma_{Rs} \leq 0$. Para R_{sh} .

$$R_{sh} = R_{sh,ref}[1 + \kappa_{Rsh}(T - T_{ref})] \left(\frac{S}{S_{ref}} \right)^{\gamma_{Rsh}}, \quad (15)$$

onde, $R_{sh,ref}$ representa parcela de R_{sh} para condição de referência, k_{Rsh} é o coeficiente de variação de R_s com a temperatura e γ_{Rsh} é o coeficientes de variação de R_s com a irradiância, sendo $\gamma_{Rsh} \leq 0$.

No modelo de Silva, considera-se que o fator de idealidade não muda para condições climáticas. Assim, o valor obtido durante a primeira etapa será aplicado nas demais condições ambientais em que o modulo está exposto, ou seja:

$$n = n_{ref}. \quad (16)$$

Portanto, o modelo completo possui oito parâmetros ($R_{s,ref1}$, $R_{s,ref2}$, k_{Rs} , γ_{Rs} , $R_{sh,ref}$, k_{Rsh} , γ_{Rsh} , e n_{ref}) que são efetivamente estimados. Os outros dois parâmetros restantes do SDM são calculados de forma explícita em função dos outros parâmetros e suas equações são representadas por:

$$I_{ph} = I_{sc} \left(1 + \frac{R_s}{R_{sh}} \right), \quad (17)$$

$$I_{sat} = \frac{I_g - \frac{V_{oc}}{R_{sh}}}{e^{\frac{V_{oc}}{V_t}} - 1}. \quad (18)$$

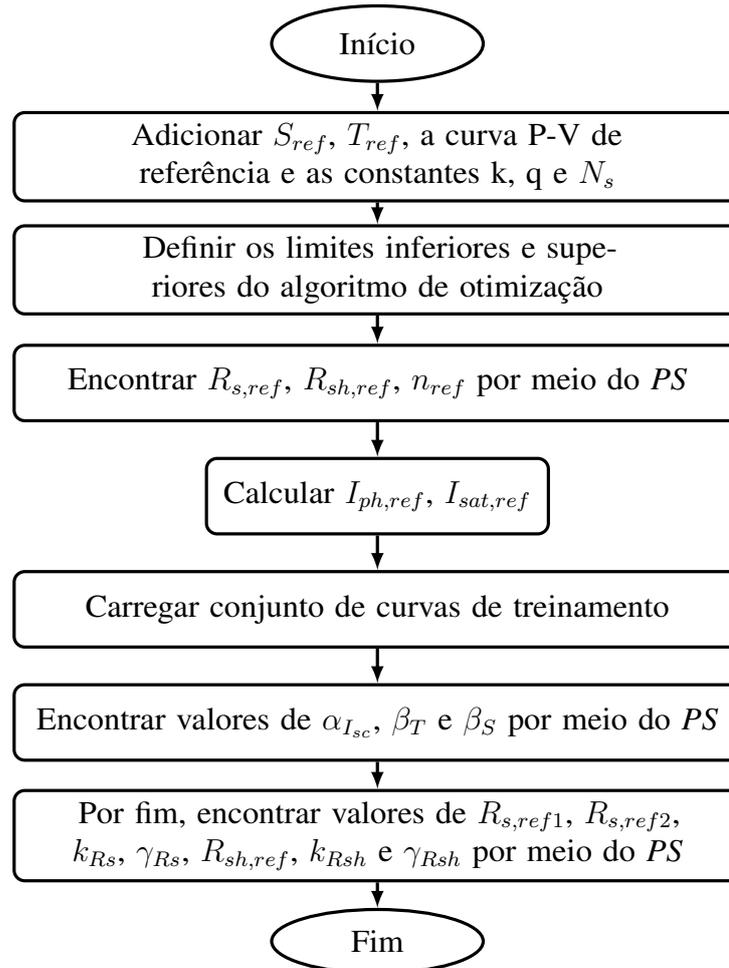
É importante ressaltar que, para os processos de otimização, os seguintes critérios são utilizados:

- Número máximo de iterações: 10.000;

- Número máximo de funções avaliadas: 10.000;
- Tolerância do término no tamanho da malha parâmetro do PS: $2,22 \cdot 10^{-16}$;
- Tolerância de término no valor das variáveis de entrada: $2,22 \cdot 10^{-16}$;
- Tolerância de término no valor da função: $2,22 \cdot 10^{-16}$.

Por fim, a Figura 14 ilustra a representação gráfica das etapas para realizar o modelo de Silva.

Figura 14 – Fluxograma do modelo de Silva.



Fonte: O Autor (2023).

3.3.1.1 Modelo de Silva Aprimorado

Nesta seção, uma breve análise é realizada no modelo de Silva existente com propósito de superar os resultados obtido e gerar um modelo aprimorado, sendo essa uma das contribuições deste trabalho. Como já mencionado, o modelo desenvolvido usa PS como algoritmo de otimização. No entanto, sabe-se que a escolha do algoritmo de otimização é fundamental para obter melhores resultados.

Dessa forma, realizou-se uma extensa pesquisa dos algoritmos de otimização utilizados na literatura para extração de parâmetros ou modelagem de módulos FV. Dentre eles, são escolhidos para avaliação: *Pattern Search* (PS), *Particle Swarm Optimization* (PSO), *Guaranteed Convergence Particle Swarm Optimization* (GCPSO), *Artificial Ecosystem-based Optimization* (AEO), *Wind Driven Optimization* (WDO), *Adaptive Wind Driven Optimization* (AWDO), *Artificial Bee Colony* (ABC), *Whale Optimization Algorithm* (WOA), *Grey Wolf Optimizer* (GWO), *Drone Squadron Optimization* (DSO).

Os algoritmos escolhidos são implementados no modelo de Silva para cada tecnologia de módulo, avaliando seu desempenho através da métrica EMAPN, utilizando as curvas de treinamento. Em seguida, os resultados são registrados em 10 repetições para cada caso, considerando cada tecnologia e algoritmo de otimização. As repetições são importantes para mitigar possíveis vieses causados pela aleatoriedade presente na maioria das técnicas de otimização. Dessa forma, a realização de 10 repetições ajuda a garantir uma avaliação mais precisa e imparcial do desempenho dos algoritmos.

A Tabela 18, 19 e 20 apresentam o EMAPN para cada algoritmo de otimização aplicado no modelo de Silva para as curvas de treinamento dos módulos de x-Si, m-Si e CdTe, respectivamente. Em cada tecnologia, são destacados na tabela os quatro melhores valores médios.

Tabela 18 – EMAPN x algoritmo de otimização aplicado no modelo de Silva para o módulo de x-Si.

Repetições	PS	PSO	GCPSO	AEO	WDO	AWDO	ABC	WOA	GWO	DSO
Repetição 1	0,52450	0,42200	0,42197	0,45575	1,38806	0,99268	1,37043	0,52321	0,41999	0,42260
Repetição 2	0,52450	0,42196	0,42196	0,53631	1,25297	0,38047	1,36451	0,42739	0,42762	0,42296
Repetição 3	0,52450	0,43564	0,42197	0,54369	1,07503	0,47584	1,38425	0,44897	0,42146	0,42321
Repetição 4	0,52450	0,43564	0,42197	0,48806	1,74542	0,41415	1,39161	0,44119	0,43521	0,42184
Repetição 5	0,52450	0,43564	0,42197	0,47042	0,86113	0,42442	1,36669	0,47183	0,43200	0,41994
Repetição 6	0,52450	0,42196	0,42197	0,51962	1,53792	1,41102	1,37715	0,48692	0,44087	0,42100
Repetição 7	0,52450	0,43566	0,42197	0,45770	1,23183	0,45620	1,37132	0,42500	0,43088	0,42294
Repetição 8	0,52450	0,42195	0,42196	0,46710	2,01054	0,43087	1,36932	0,42832	0,44140	0,41966
Repetição 9	0,52450	0,43663	0,42197	0,52915	1,23959	0,50530	1,36505	0,45586	0,41939	0,42297
Repetição 10	0,52450	0,71062	0,42197	0,48929	1,35986	0,43325	1,38341	0,45200	0,44359	0,42333
Média	0,52450	0,45777	0,42197	0,49571	1,37024	0,59242	1,37437	0,45607	0,43124	0,42205

Fonte: O Autor (2023).

Analisando as Tabelas 18-20, o PS continua sendo um dos algoritmos que atinge os melhores valores. Contudo, como apresentada na Tabela 21, o GCPSO e o DSO também alcançam performances relevantes, assim como o PS. Usando como critério de escolha os três melhores algoritmos de otimização no ranqueamento geral, nota-se que as técnicas PS, GCPSO e DSO são as que apresentam melhor desempenho.

Assim, tanto o GCPSO quanto o DSO serão avaliados juntamente com o PS na segunda etapa de validação, com objetivo de avaliar suas performances sob um conjunto ampliado de condições ambientais. Os algoritmos serão identificados como Silva 1 (representando PS), Silva 2 (representando GCPSO) e Silva 3 (representando DSO). Os resultados desta segunda etapa

Tabela 19 – EMAPN x algoritmo de otimização aplicado no modelo de Silva para o módulo de m-Si.

Repetições	PS	PSO	GCPSO	AEO	WDO	AWDO	ABC	WOA	GWO	DSO
Repetição 1	0,35438	0,36540	0,35598	0,76782	3,17909	0,37149	1,99696	0,35753	0,36700	0,35469
Repetição 2	0,35438	0,36540	0,35598	0,77925	10,00239	0,36990	1,93124	0,35507	0,36185	0,35875
Repetição 3	0,35438	0,36540	0,36540	0,73531	8,04888	0,35573	2,02916	0,37992	0,34893	0,35531
Repetição 4	0,35438	0,36540	0,36540	0,70279	5,59651	0,64151	2,01275	0,37857	0,38027	0,35861
Repetição 5	0,35438	0,35598	0,36540	0,59375	2,58947	0,37773	2,23942	0,36226	0,36273	0,35625
Repetição 6	0,35438	0,36540	0,35598	0,76782	3,17909	0,37149	1,99696	0,35753	0,36700	0,35469
Repetição 7	0,35438	0,36540	0,35598	0,77925	10,00239	0,36990	1,93124	0,35507	0,36185	0,35875
Repetição 8	0,35438	0,36540	0,36540	0,73531	8,04888	0,35573	2,02916	0,37992	0,34893	0,35531
Repetição 9	0,35438	0,36540	0,36540	0,70279	5,59651	0,64151	2,01275	0,37857	0,38027	0,35861
Repetição 10	0,35438	0,35598	0,36540	0,59375	2,58947	0,37773	2,23942	0,36226	0,36273	0,35625
Média	0,35438	0,36435	0,36121	0,72934	6,24925	0,42833	2,01996	0,36716	0,36432	0,35678

Fonte: O Autor (2023).

Tabela 20 – EMAPN x algoritmo de otimização aplicado no modelo de Silva para o módulo de CdTe.

Repetições	PS	PSO	GCPSO	AEO	WDO	AWDO	ABC	WOA	GWO	DSO
Repetição 1	0,36876	0,36992	0,36518	0,73623	0,99954	1,02035	1,53157	0,50689	0,50705	0,37074
Repetição 2	0,36876	0,36995	0,36518	0,56201	2,22486	0,54184	1,53451	0,50689	0,55289	0,37030
Repetição 3	0,36876	0,36995	0,36518	0,62505	1,36315	0,37115	1,53278	0,50689	0,51109	0,37047
Repetição 4	0,36876	0,36995	0,36518	0,60722	1,71113	0,50689	1,53181	0,36518	0,51893	0,37009
Repetição 5	0,36876	0,36995	0,36518	0,62077	1,91640	0,43425	1,53142	0,36518	0,37043	0,37024
Repetição 6	0,36876	0,36992	0,36518	1,11923	1,09780	0,37710	1,53195	0,36518	0,36938	0,37040
Repetição 7	0,36876	0,36995	0,36518	0,85108	1,55066	1,20647	1,53207	0,36520	0,51466	0,36532
Repetição 8	0,36876	0,36995	0,36518	0,95320	1,17872	0,38447	1,53202	0,36519	0,51686	0,37789
Repetição 9	0,36876	0,36995	0,36518	0,43930	1,86227	0,56213	1,53229	0,36517	0,37144	0,37165
Repetição 10	0,36876	0,36995	0,36518	0,95725	1,19685	0,50767	1,53269	0,50689	0,36999	0,36408
Média	0,36876	0,36994	0,36518	0,74713	1,51014	0,59123	1,53231	0,42187	0,46027	0,37012

Fonte: O Autor (2023).

serão comparados aos demais modelos de módulos fotovoltaicos descritos neste capítulo em um estudo comparativo geral.

Tabela 21 – Ranque dos algoritmos de otimização por tecnologia de módulo FV aplicados no modelo de Silva.

Otimização	x-Si	m-Si	CdTe	Geral
PS	7	1	2	3
PSO	5	5	3	4
GCPSO	1	3	1	1
AEO	6	8	8	7
WDO	9	10	9	9
AWDO	8	7	7	7
ABC	10	9	10	10
WOA	4	6	5	6
GWO	3	4	6	4
DSO	2	2	4	2

Fonte: O Autor (2023).

3.3.2 Modelo de Zhang

Em 2022, Zhang propôs dois modelos capazes de representar a dependência dos parâmetros do SDM com as condições ambientais. Estes modelos propostos foram elaborados sem estabelecer condições de referência ou usar valores de referência. Assim, em cada modelo, utilizou-se a técnica GCPSO com curvas experimentais para obtenção dos parâmetros e configurou-se novas equações de transposição que modelam a dependência dos parâmetros do SDM com as condições ambientais. Deve-se notar que os modelos foram construídos para representar dois tipos diferentes de módulos FV, x-Si e m-Si.

Em ambos os modelos, a técnica GCPSO utilizou-se das mesmas configurações: erro mínimo da função objetivo de $2,22 \cdot 10^{-16}$ e, quando atinge esse valor, o algoritmo aguarda 300 iterações para declarar a parada da otimização. O restante das configurações e o processo construtivo do algoritmo de otimização foram baseados no trabalho de (NUNES et al., 2018).

3.3.2.1 Modelo de Zhang 1

Em (ZHANG et al., 2022b), o modelo proposto busca encontrar os cinco parâmetros que regem o comportamento das curvas I-V's e P-V's. Utilizando o algoritmo de otimização GCPSO, o autor propõe como principal inovação, em comparação com os outros modelos da literatura, a não mais necessidade ter uma condição de referência para o treinamento do modelo, sendo o mesmo treinado por uma grande quantidade de curvas experimentais em diferentes condições de operação, visando uma boa precisão do modelo em uma ampla faixa de irradiâncias.

Os autores propõem uma inovação em relação aos modelos existentes ao considerar de forma mais aprofundada a interferência das condições físicas no modelo SDM. Na maioria dos modelos da literatura, as aproximações utilizadas ignoram o efeito da temperatura do módulo nos parâmetros estudados, comprometendo a precisão em troca de uma maior facilidade de implementação matemática. No entanto, Zhang opta por considerar tanto o efeito direto da irradiância quanto da temperatura em seu modelo, resultando em uma maior precisão em todas as faixas de irradiância.

Essa decisão é combinada com a utilização do GCPSO, o que faz toda a diferença para obter bons resultados de precisão. A inclusão do efeito da temperatura permite uma melhor adaptação do modelo às condições reais, onde a temperatura do módulo pode afetar significativamente o desempenho do sistema fotovoltaico. Dessa forma, o modelo proposto por Zhang é capaz de considerar essas variações e obter resultados mais precisos

Para o modelo SDM, tem-se cinco parâmetros para serem determinados, sendo eles: I_{ph} , I_{sat} , R_s , R_{sh} e n . De posse desses parâmetros, é possível o modelo gerar as curvas I-V's e P-V's para quaisquer valores de temperatura e irradiância, assim como também se ter noção do estado de conservação e performance do módulo a ser estudado, usando o modelo como referência de um módulo em bom estado.

Os parâmetros do SDM utilizados pelo modelo de Zhang, levando em consideração as influências da irradiância e temperatura, são:

$$I_{ph} = [I_{ph,ref} + \alpha_{I_{sc}}(T - T_{ref})] \left(\frac{S}{S_{ref}} \right), \quad (19)$$

$$I_{sat} = I_{sat,ref} (T/T_{ref})^3 e^{\frac{q}{kn} \left(\frac{E_{g,ref}}{T_{ref}} - \frac{E_g}{T} \right)}, \quad (20)$$

$$R_s = R_{s,ref} + \varepsilon_{R_s}(T - T_{ref}) + \sigma_{R_s}(S - S_{ref}), \quad (21)$$

$$R_{sh} = (R_{sh,ref} + \delta_{R_{sh}}(T - T_{ref})) \left(\frac{S_{ref}}{S} \right), \quad (22)$$

$$n = n_{ref} + \epsilon_n(T - T_{ref}) + \sigma_n(S - S_{ref}). \quad (23)$$

É possível notar que as Equações (19)-(23) não dependem apenas dos valores atuais de irradiância e temperatura, mas também são influenciadas por valores de referência (índice ref). Para eliminar o efeito de tais valores de referência, as equações são modificadas e reestruturadas pelo autor usando manipulações algébricas.

A equação da corrente fotogerada, que dependente tanto da temperatura como da irradiância, pode ser reescrita em:

$$I_{ph} = (I_{ph,ref}/S_{ref} - \alpha_{I_{sc}}T_{ref}/S_{ref}) \cdot S + \alpha_{I_{sc}} \cdot ST/S_{ref}, \quad (24)$$

podendo por fim ser resumida para a forma expressa em (introduzindo assim os novos parâmetros A e B):

$$I_{ph} = A \cdot S + B \cdot ST. \quad (25)$$

Para a corrente de saturação do diodo, fazendo o mesmo tipo de algebrismo, pode-se então transformar a Equação (20) em (introduzindo o novo parâmetro C):

$$I_{sat} = CT^3 e^{-\frac{qE_g}{knT}}. \quad (26)$$

Outra variável importante para a parametrização de qualquer dispositivo semiconductor é a energia de banda do mesmo. A forma como E_g depende da temperatura são mostradas em (os novos parâmetros D, E e F que servem para aumentar a precisão de E_g para diferentes pontos de operação):

$$E_g(T) = E_g(0) - \left(\frac{\alpha T^2}{T + \beta} \right), \quad (27)$$

$$E_g(T) = D - \left(\frac{ET^2}{T + F} \right). \quad (28)$$

A resistência paralela deste modelo é inversamente proporcional à irradiância e apresenta um comportamento linear em relação à temperatura, após a eliminação dos termos dependentes de valores de referência e utilizando a manipulação algébrica já mostrada anteriormente. Surgem, dessa forma, os novos parâmetros G e H:

$$R_{sh} = \frac{G + HT}{S}. \quad (29)$$

Por fim, os parâmetros n e R_s apresentam comportamentos lineares tanto para a irradiância como para a temperatura. Dessa forma, as Equações (21) e (23) podem ser transformadas em:

$$R_s = J + L \cdot T + M \cdot S, \quad (30)$$

$$n = N + O \cdot T + P \cdot S. \quad (31)$$

Dessa forma, os cinco parâmetros principais do modelo SDM, para diferentes condições de S e de T, agora estão vinculados a 14 parâmetros $\Gamma = (A, B, C, D, E, F, G, H, J, L, M, N, O, P)$, após obtidos pela técnica de extração de parâmetros, que não dependem de nenhum valor de referência previamente definido. Assim sendo, o fluxograma proposto pelo autor para a estimação dos parâmetros Γ pode ser apresentado na Figura 15.

O método em questão utiliza o algoritmo de otimização GCPSO para identificar as soluções ótimas para o problema. Para a resolução do problema de otimização, os limites inferior e superior para cada parâmetro são estabelecidos a partir da Tabela 22, onde os valores de STC são extraídos dos *datasheets*. O algoritmo GCPSO é randômico, não sendo necessário um ponto inicial específico.

3.3.2.2 Modelo de Zhang 2

Já (ZHANG et al., 2022a), propuseram uma nova abordagem para o modelo. Neste caso, os autores criaram outro método que também não é dependente dos valores de referência, evitando assim a necessidade das informações técnicas no STC do *datasheet*, fornecendo, assim, uma maior flexibilidade de aplicação ao modelo.

Primeiramente, os autores estabelecem as equações dependentes de uma condição de referência, nomeadas de *improved transformation equations* (ITE). Nestas equações, os parâmetros físicos (I_{ph} , I_{sat} , n , R_s e R_{sh}) e as condições de referência (S_{ref} , T_{ref}) são necessários para determinação do modelo. Porém, com a intenção de eliminar o efeito da escolha de uma referência, os autores geram um modelo sem referência, nomeado *improved transformation equations without reference condition* (ITEWRC), apresentados em:

Tabela 22 – Limites inferiores e superiores utilizados na busca dos parâmetros (Zhang 1).

Parâmetro	Min	Max
A ($A \cdot m^2/W$)	0	$10^{(-3)} \cdot (1,5I_{sc,STC} - \alpha_{Isc}T_{STC})$
B ($A \cdot m^2/(W \cdot K)$)	0	$10^{-2} \cdot \alpha_{Isc}$
C	0	10^4
D (eV)	0,5	1,5
E (eVK^{-1})	0	0,01
F (K)	0	10^5
G ($\Omega \cdot W/m^2$)	$(\frac{V_{m,STC}}{I_{sc,STC} - I_{m,STC}} - 0,298) \cdot 10^3$	10^8
H ($\Omega \cdot W/(m^2 \cdot K)$)	-100	0
J (Ω)	-1,298	$\frac{V_{oc,STC} - V_{m,STC}}{I_{m,STC}} + 0,298$
L (Ω/W)	0	10^{-3}
M ($\Omega \cdot m^2/W$)	-10^{-3}	10^{-3}
N	-0,5	5,98
O (1/K)	-0,01	0
P (m^2/W)	-10^{-3}	10^{-3}

Fonte: Adaptado de (ZHANG et al., 2022b).

$$I_{ph} = (z_1 + z_2 \cdot T)S, \quad (32)$$

$$I_{sat} = z_3 T^3 e^{\frac{z_4}{T}} S^{y_{I_{sat}}}, \quad (33)$$

$$n = (z_5 + z_6 \cdot T)S^{y_n}, \quad (34)$$

$$R_s = (z_7 + z_8 \cdot T)S^{y_{R_s}}, \quad (35)$$

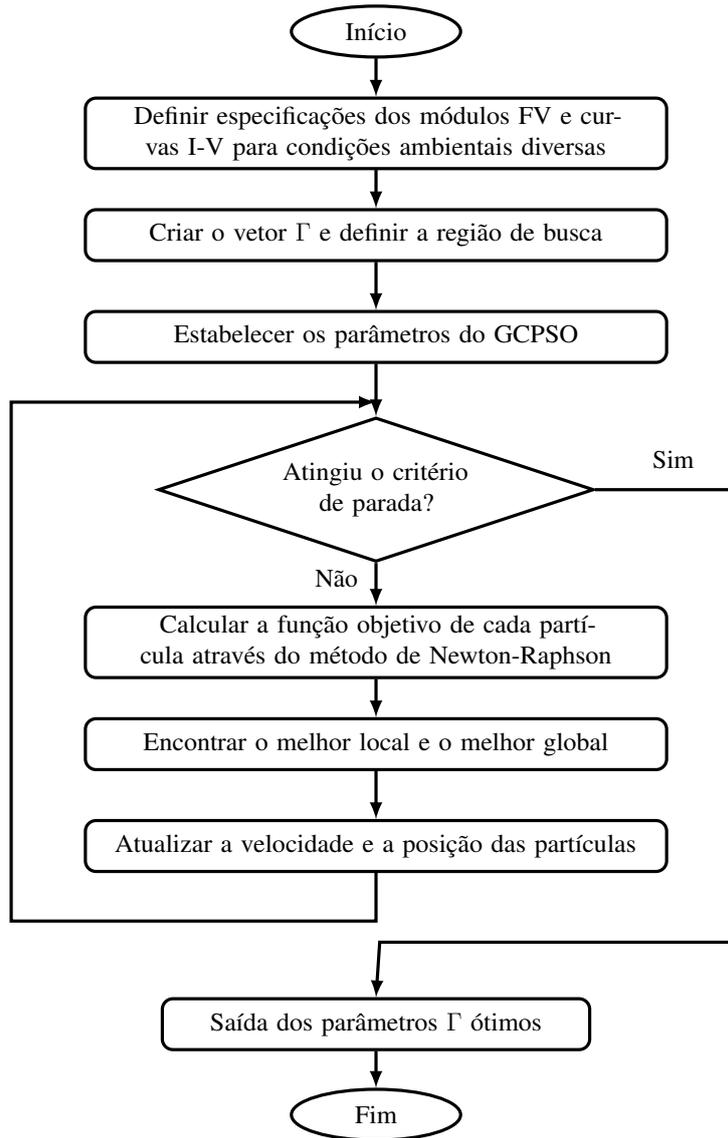
$$R_{sh} = (z_9 + z_{10} \cdot T)S^{y_{R_{sh}}}. \quad (36)$$

Desta forma, para as ITEWRC, os cinco parâmetros principais do modelo SDM, para diferentes condições de S e de T, agora estão vinculados a 14 parâmetros $\Phi = (z_1 - z_{10}, y_{I_{sat}}, y_n, y_{R_s}, y_{R_{sh}})$. E assim, as relações entre $z_1 - z_{10}$ e os valores de referência podem ser definidas por:

$$z_1 = \frac{(I_{ph,ref} - x_{I_{ph}} \cdot T_{ref})}{S_{ref}}, \quad (37)$$

$$z_2 = \frac{x_{I_{ph}}}{S_{ref}}, \quad (38)$$

Figura 15 – Fluxograma do modelo de Zhang 1.



Fonte: Adaptado de Zhang et al. (2022b).

$$z_3 = \frac{I_{sat,ref} \cdot e^{\frac{qE_g,ref}{KT_{ref}}}}{T_{ref}^3 \cdot S_{ref}^{y_{I_{sat}}}}, \quad (39)$$

$$z_4 = \frac{-qE_g}{k}, \quad (40)$$

$$z_5 = \frac{n_{ref}(1 - x_n \cdot T_{ref})}{S_{ref}^{y_n}}, \quad (41)$$

$$z_6 = \frac{n_{ref} \cdot x_n}{S_{ref}^{y_n}}, \quad (42)$$

$$z_7 = \frac{R_{s,ref}(1 - x_{R_s} \cdot T_{ref})}{S_{ref}^{y_{R_s}}}, \quad (43)$$

$$z_8 = \frac{R_{s,ref} \cdot x_{R_s}}{S_{ref}^{y_{R_s}}}, \quad (44)$$

$$z_9 = \frac{R_{sh,ref}(1 - x_{R_{sh}} \cdot T_{ref})}{S_{ref}^{y_{R_{sh}}}}, \quad (45)$$

$$z_{10} = \frac{R_{sh,ref} \cdot x_{R_{sh}}}{S_{ref}^{y_{R_{sh}}}}, \quad (46)$$

onde $x_{I_{ph}}$, x_n , x_{R_s} são parâmetros de correções de Temperatura do ITE.

Para este método, os autores seguem utilizando o algoritmo de otimização do tipo GCPSO, assim como é mantido o modelo SDM. Como o autor afirma que o ITEWRC apresenta melhores resultados do que o ITE, optou-se por implementar somente esta metodologia. Para a resolução do problema de otimização, os limites inferior e superior para cada parâmetro são estabelecidos a partir da Tabela 23, onde os valores de STC são extraídos dos *datasheets*.

Tabela 23 – Limites inferiores e superiores utilizados na busca dos parâmetros (Zhang 2).

Parâmetro	Mínimo	Máximo
z_1	$0,5 \cdot I_{sc,STC}/S_{STC}$	$1,5 \cdot I_{sc,STC}/S_{STC}$
z_2	0	$1,5 \cdot \alpha_{I_{sc,STC}}/S_{STC}$
z_3	0	10^3
z_4	$-1,5 \cdot E_{g,STC}q/K$	$-0,5 \cdot E_{g,STC}q/K$
z_5	1	4
z_6	-0,1	0
z_7	0	0,01
z_8	0	10^{-3}
z_9	10^2	10^4
z_{10}	-100	0
y_{I_0}	-1,5	1,5
y_n	0	1,5
y_{R_s}	0	1,5
$y_{R_{sh}}$	-0,1	0

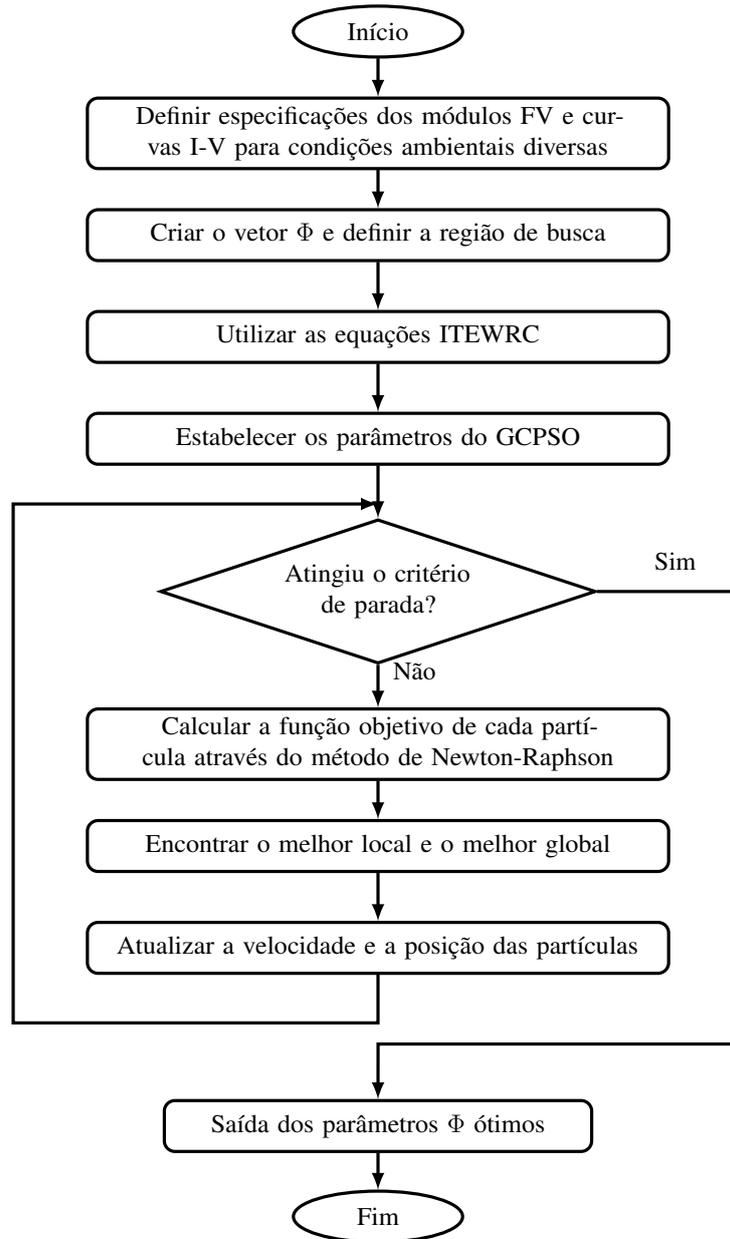
Fonte: Adaptado de Zhang et al. (2022a).

Assim sendo, o fluxograma do modelo de Zhang 2 pode ser apresentado na Figura 16.

3.3.3 Modelo de Wang

Em (WANG et al., 2021), os autores introduziram um modelo de módulo FV multi-parâmetros, ou seja, acrescentou elementos aos cinco parâmetros característicos do modelo

Figura 16 – Fluxograma do modelo de Zhang 2.



Fonte: Adaptado de (ZHANG et al., 2022a).

SDM, proporcionando uma melhor compreensão do modelo para diversas condições climáticas. Portanto, assim como os outros modelos globais não-lineares, o modelo fornece uma estimativa mais precisa da potência para diferentes situações climáticas.

A corrente de saída do módulo é a principal característica, $I = g(x)$, que norteia a solução do problema de estimação de parâmetros. Ademais, os parâmetros do modelo FV são representados no vetor $X = [T_{ref}, S_{ref}, R_{sh,ref}, n_{ref}, I_{sat,ref}, E_g, N_s, I_{sc,ref}, \alpha_{Isc}, \alpha_{Isc}, V_{oc,ref}, \beta, R_{s,ref}, I_{ph,ref}, \alpha_{Imp}, m]^T$. Assim, o modelo de cinco parâmetros é estendido para um modelo de quinze parâmetros, que descreve as mudanças no material e nas propriedades físicas do módulo FV.

Inicialmente, o modelo de Wang seleciona uma curva I-V de referência para determinar os parâmetros de referência. Esta tarefa tem como objetivo ajustar a corrente estimada para se aproximar da corrente medida. Para tal, a equação que descreve a função objetivo é formulada como uma equação não-linear, representada por:

$$F(X) = \begin{pmatrix} I_{1,est} \\ I_{2,est} \\ \cdot \\ \cdot \\ I_{j,est} \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ I_{N,est} \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} I_{1,med} \\ I_{2,med} \\ \cdot \\ \cdot \\ I_{j,med} \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ I_{N,med} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} g(V_{1,med}, X) \\ g(V_{2,med}, X) \\ \cdot \\ \cdot \\ g(V_{j,med}, X) \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ g(V_{N,med}, X) \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} I_{1,med} \\ I_{2,med} \\ \cdot \\ \cdot \\ I_{j,med} \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ I_{N,med} \end{pmatrix} = 0, \quad (47)$$

onde $I_{j,est}$ e $I_{j,med}$ são as correntes estimadas pelo modelo e medidas, respectivamente; $V_{j,med}$ é a tensão medida; X é o vetor de parâmetros; N é a quantidade de pontos medidos da curva I-V.

A função objetivo, Equação (47), necessita de um algoritmo que consiga solucionar equações não-lineares. Portanto, os autores utilizam o método Adaptativo de Levenberg-Marquardt (ALM) para obtenção de resultados mais confiáveis e precisos. O método utilizado é iterativo e, para cada etapa de iteração, a seguinte aproximação linear é usada:

$$F(X_{k+1}) = F(X_k) + J(X_k)d_k, \quad (48)$$

no qual, $J(X_k)$ é a matriz Jacobiana para o conjunto estimado de parâmetros e d_k é o passo de busca:

$$J_{ij}(X_{j,k}) = \frac{F_i(X_{j,k} + \Delta X_{j,k}) - F_i(X_{j,k} - \Delta X_{j,k})}{2\Delta X_{j,k}}, \quad (49)$$

$$d_k = -(J(X_k)^T J(X_k) + \mu_k I)^{-1} J(X_k)^T F(X_k). \quad (50)$$

O Levenberg-Marquardt tradicional pode ter problemas de convergência na solução do problema, pois depende da escolha adequada de μ_k . Sendo assim, a principal vantagem da utilização do ALM é tornar o fator de amortecimento μ_k adaptativo, evitando assim o problema da singularidade e garantindo a convergência no processo durante as iterações. A estratégia de seleção do fator de amortecimento é realizada conforme:

$$\mu_k = \alpha_k \|F(X_k)\|^2, \quad (51)$$

onde o fator adaptativo α_k é atualizado através da técnica de região de confiança, para fazer com que o processo de iteração ignore a área singular de $J(X_k)^T J(X_k)$. Para determinar o valor de α_k , a qualidade da solução denotada, por r_k , é definida como a relação entre a redução atual de A_{red_k} e a redução prevista P_{red_k} , ou seja:

$$r_k = \frac{A_{red_k}}{P_{red_k}}. \quad (52)$$

A redução atual, A_{red_k} , e a redução prevista, P_{red_k} , são definidos como:

$$A_{red_k} = \|F_k\|^2 - \|F(X_k + d_k)\|^2, \quad (53)$$

$$P_{red_k} = \|F_k\|^2 - \|F(X_k) + J_k d_k\|^2. \quad (54)$$

Em seguida, o fator adaptativo α_k é atualizado de acordo com r_k , como expresso em:

$$\alpha_{k+1} = \left\{ \begin{array}{ll} c_1 \alpha_k & \text{se } r_k < p_1 \\ \alpha_k & \text{se } p_1 \leq r_k \leq p_2 \\ \max \{c_2 \alpha_k, \alpha_{min}\} & \text{se } r_k > p_2 \end{array} \right\}. \quad (55)$$

Para relação expressa na Equação (55), p_1 e p_2 são constantes predefinidas, assim como c_1 e c_2 são constantes, sendo $0 < c_2 < 1 < c_1$. Outro elemento que aparece é o α_{min} , que representa o limite inferior do fator adaptativo α_k , o que evita passos largos ao se aproximar da solução.

Se r_k for maior que p_0 , d_k é aceitável. Então, X é atualizado como:

$$X_{k+1} = \left\{ \begin{array}{ll} X_k + d_k & \text{se } r_k \geq p_0 \\ X_k & \text{caso contrário} \end{array} \right\} \quad (56)$$

onde p_0 é uma constante, sendo $0 < p_0 < p_1 < p_2 < 1$.

O método ALM tem uma taxa de convergência ainda mais efetiva na solução devido ao projeto do fator de amortecimento e sua atualização adaptativa. Ao longo do processo, o algoritmo é capaz de verificar constantemente se o critério de precisão ou o número máximo de iterações foi alcançado. A Figura 17 apresenta de forma clara e concisa o fluxograma utilizado para obter os parâmetros de referência.

Uma vez que os parâmetros físicos sob a condição de referência são obtidos, os parâmetros em outras condições ambientais são calculados com base na relação entre os parâmetros físicos e tais condições ambientais. As transformações são realizadas por:

$$R_{sh} = R_{sh,ref} \frac{S_{ref}}{S}, \quad (57)$$

$$R_s = R_{s,ref} - \left[\frac{n}{I_{sat}} \exp \left(\frac{-V_{oc}}{n} \right) \right], \quad (58)$$

$$n = n_{ref} \left(\frac{T}{T_{ref}} \right), \quad (59)$$

$$I_{sat} = I_{sat,ref} \left(\frac{T_{ref}}{T} \right)^3 \exp \left[\frac{E_g N_s}{n_{ref}} \left(1 - \frac{T_{ref}}{T} \right) \right], \quad (60)$$

$$I_{ph} = \frac{S}{S_{ref}} [I_{ph,ref} + \alpha_{I_{mp}}(T - T_{ref})], \quad (61)$$

$$I_{sc} = \frac{S}{S_{ref}} I_{sc,ref} + \alpha_{I_{sc}}(T - T_{ref}), \quad (62)$$

$$V_{oc} = V_{oc,ref} + \beta(T - T_{ref}) + n \ln \left(\frac{S}{S_{ref}} \right). \quad (63)$$

Para o modelo de Wang, os seguintes critérios e parâmetros foram utilizados: iter = 10.000; $\varepsilon = 2, 22 \cdot 10^{-16}$; $\alpha_1 = 1$; $\alpha_{min} = 0$; $p_0 = 10^{-4}$; $p_1 = 0,8$; $p_2 = 0,95$; $c_1 = 1,67$; e $c_2 = 0,6$.

3.3.4 Modelo de Lang

O modelo proposto por (LANG; ZHANG, 2020) identifica os parâmetros desconhecidos do SDM e propõe um método híbrido para estimar a potência de saída de um módulo FV sob condições ambientais diversas. Este método é baseado em um modelo de circuito equivalente de forma reduzida combinado com um método de ajuste de curva. Para reduzir a complexidade e melhorar o esforço computacional, o método usa três pontos-chave na curva I-V, faz várias simplificações (sem perda de precisão, segundo os autores) e reduz a dimensão do espaço de busca a um único parâmetro, o fator de idealidade (n). Então, os parâmetros são identificados pelo procedimento de otimização.

Como visto na seção 3.1, no SDM, as propriedades elétricas são representadas por cinco parâmetros físicos (n , I_{ph} , I_{sat} , R_s , e R_{sh}). A equação de I que é implícita pode ser simplificada para uma equação usando a função W de Lambert, como é visto em:

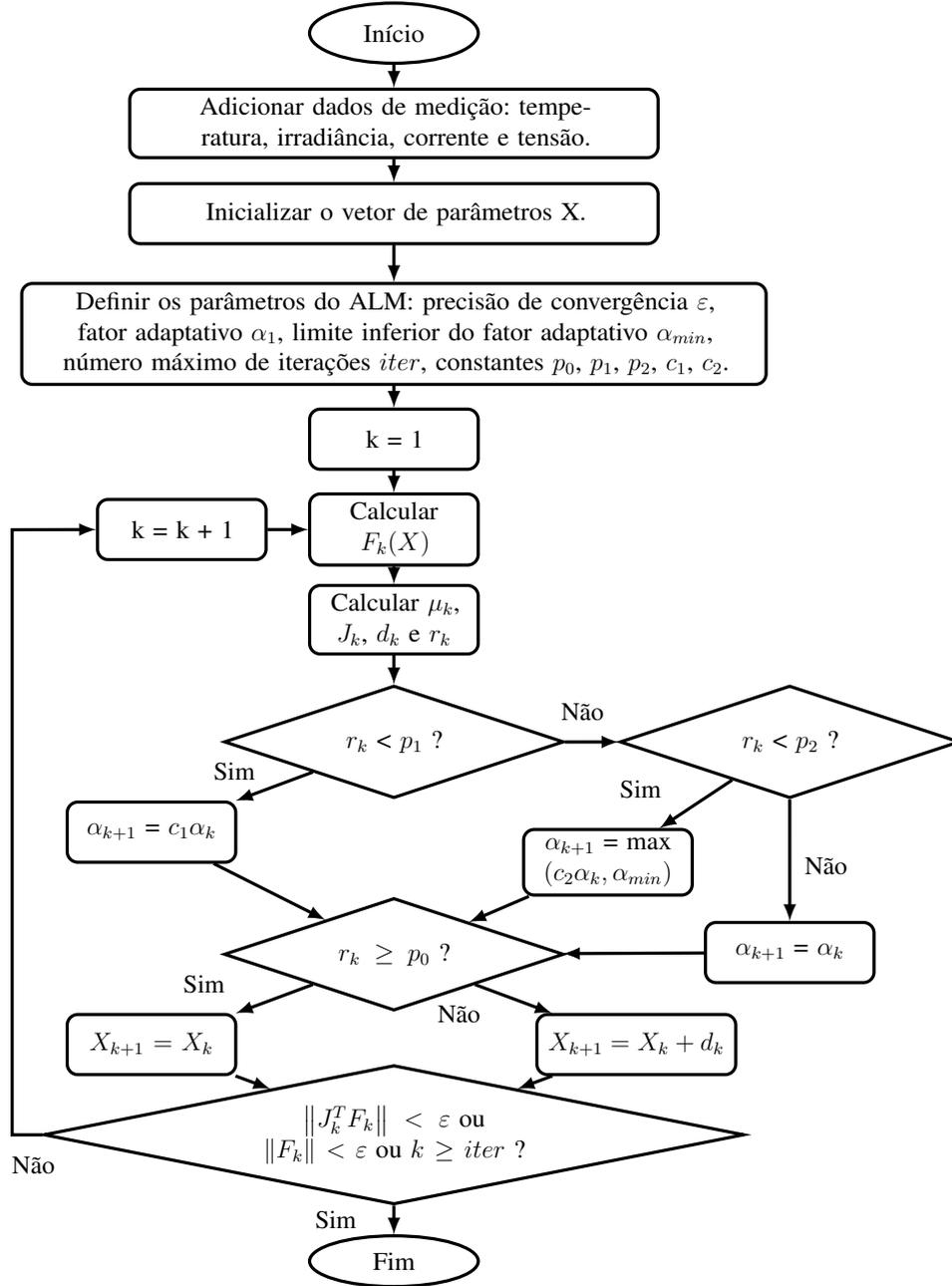
$$I = \frac{R_{sh}(I_{ph} + I_{sat}) - V}{R_s + R_{sh}} - \frac{nV_t}{R_s} W \left[\frac{I_{sat}}{nV_t} \frac{R_s R_{sh}}{R_s + R_{sh}} e^{\frac{R_{sh}}{R_s + R_{sh}} \frac{V + R_s(I_{ph} + I_{sat})}{nV_t}} \right]. \quad (64)$$

Como mencionado anteriormente, o método usa de três pontos chaves: curto-circuito (SC), circuito aberto (OC) e o ponto de máxima potência (MPP):

$$SC : I_{sc} = I_{ph} - I_{sat} \left[e^{\left(\frac{I_{sc} R_s}{nV_t} \right)} - 1 \right] - \frac{I_{sc} R_s}{R_{sh}}, \quad (65)$$

$$OC : 0 = I_{ph} - I_{sat} \left[e^{\left(\frac{V_{oc}}{nV_t} \right)} - 1 \right] - \frac{V_{oc}}{R_{sh}}, \quad (66)$$

Figura 17 – Fluxograma do modelo de Wang.



Fonte: Adaptado de Wang et al. (2021).

$$MPP : I_{mp} = I_{ph} - I_{sat} \left[e^{\left(\frac{V_{mp} + I_{mp} R_s}{nV_t} \right)} - 1 \right] - \frac{V_{mp} + I_{mp} R_s}{R_{sh}}. \quad (67)$$

Usando a regra de Cramer, os parâmetros I_{ph} , I_{sat} e R_{sh} podem ser expressos como uma função de R_s e n , como segue:

$$R_{sh} = \frac{A}{(I_{mp} - I_{sc})e^{\frac{V_{oc}}{nV_t}} + I_{sc}e^{\frac{I_{mp}R_s + V_{mp}}{nV_t}} - I_{mp}e^{\frac{I_{sc}R_s}{nV_t}}}, \quad (68)$$

$$I_{sat} = \frac{1}{A} [V_{oc}(I_{sc} - I_{mp}) - V_{mp}I_{sc}], \quad (69)$$

$$I_{ph} = \frac{1}{A} [I_{sc}V_{oc}(e^{\frac{I_{mp}R_s + V_{mp}}{nV_t}} - 1) + I_{sc}V_{mp}(1 - e^{\frac{V_{oc}}{nV_t}}) + I_{mp}V_{oc}(1 - e^{\frac{I_{sc}R_s}{nV_t}})], \quad (70)$$

$$A = (V_{mp} + R_s I_{mp} - V_{oc})e^{\frac{I_{sc}R_s}{nV_t}} + (V_{oc} - R_s I_{sc})e^{\frac{I_{mp}R_s + V_{mp}}{nV_t}} + (R_s I_{sc} - R_s I_{mp} - V_{mp})e^{\frac{I_{sc}R_s}{nV_t}}. \quad (71)$$

Portanto, os cinco parâmetros são classificados como dependentes (I_{ph} , I_{sat} e R_{sh}) e independentes (R_s e n). Para garantir que todos os cinco parâmetros sejam positivos, é necessário que o domínio D seja respeitado:

$$D = \{(n, R_s) | n \in R_+; 0 \leq R_s \leq R_s^{max}(n)\} \quad (72)$$

onde $R_s^{max}(n)$ é:

$$R_s^{max}(n) = \frac{V_{mp}}{I_{mp}} + \frac{nV_t}{I_{mp}} \left(1 + W_{-1} \left(-e^{\frac{V_{oc} - nV_t - 2V_{mp}}{nV_t}} \right) \right), \quad (73)$$

ou seja, para qualquer n positivo em D, há um valor máximo para a resistência em série R_s^{max} . Todas as outras três incógnitas terão valores positivos desde que o valor de R_s seja inferior a R_s^{max} , onde R_s^{max} é uma função de n . O valor de R_s é calculado utilizando o ponto de circuito aberto, Equação 66, em conjunto com das Equações 68-68, respeitando o limite do valor máximo de R_s .

Com o método definido, é necessário encontrar os parâmetros para a condição ambiental de referência através de um processo de otimização. Para isso, o processo precisa de um bom intervalo de fator de idealidade (n) e ponto de operação de R_s , que é limitado pela condição da Equação (73). Assim, o processo de otimização encerra somente quando atinge os critérios de parada definidos pelo usuário.

Em posse dos parâmetros físicos sob a condição de referência, para encontrar os parâmetros em outras condições climáticas basta calcular as transposições para condições climáticas diversas:

$$n = n_{ref}, \quad (74)$$

$$R_s = R_{s,ref}, \quad (75)$$

$$I_{ph} = \frac{S}{S_{ref}} [I_{ph,ref} + \alpha_{I_{sc}}(T - T_{ref})], \quad (76)$$

$$I_{sat} = I_{sat,ref} \left(\frac{T}{T_{ref}} \right)^3 \exp \left[\frac{1}{k} \left(\frac{E_{g,ref}}{T_{ref}} - \frac{E_g}{T} \right) \right], \quad (77)$$

$$R_{sh} = \frac{S_{ref}}{S} R_{sh,ref}. \quad (78)$$

Na inicialização do modelo de Wang, é necessário definir o fator de idealidade máximo e mínimo aplicando-se fórmulas fornecidas pelos autores. Contudo, optou-se por realizar uma simplificação de esforço nesta etapa, já que é observado que, em geral, os trabalhos adotam $n_{min} = 0,5$ e $n_{max} = 2,5$. Deve-se ressaltar que o autor não deixa claro qual o algoritmo de minimização a ser utilizado, logo o algoritmo escolhido foi o mesmo aplicado no modelo de Silva.

Para compreender melhor o modelo de Lang, considere o fluxograma da Figura 18, que representa o modelo simplificado para obtenção dos parâmetros de referência. Após a obtenção dos mesmos, basta utilizar as equações de transpição já apresentadas.

3.3.5 Modelo de Aly

O modelo proposto por (ALY; AHZI; BARTH, 2019) é caracterizado pelo uso de múltiplas curvas I-V's para determinar as influências da irradiância e da temperatura. Dessas curvas, uma é selecionada como referência global e as demais são tratadas como referências locais. Cada uma dessas condições locais é usadas de maneira independente para gerar um conjunto único dos cinco parâmetros do SDM.

Assim, para formar o conjunto de cinco parâmetros, utilizam-se as equações em cada condição de referência. As equações são obtidas por meio do comportamento do SDM definido pela Equação (2), que pode assumir formas diferentes quando considera pontos específicos da curva I-V.

Na condição de curto-circuito, $I = I_{sc,ref}$ e $V = 0$:

$$I_{sc,ref} = I_{ph,ref} - I_{sat,ref} \left[e^{\left(\frac{I_{sc,ref} R_{s,ref}}{n_{ref} V_t} \right)} - 1 \right] - \frac{I_{sc,ref} R_{s,ref}}{R_{sh,ref}}. \quad (79)$$

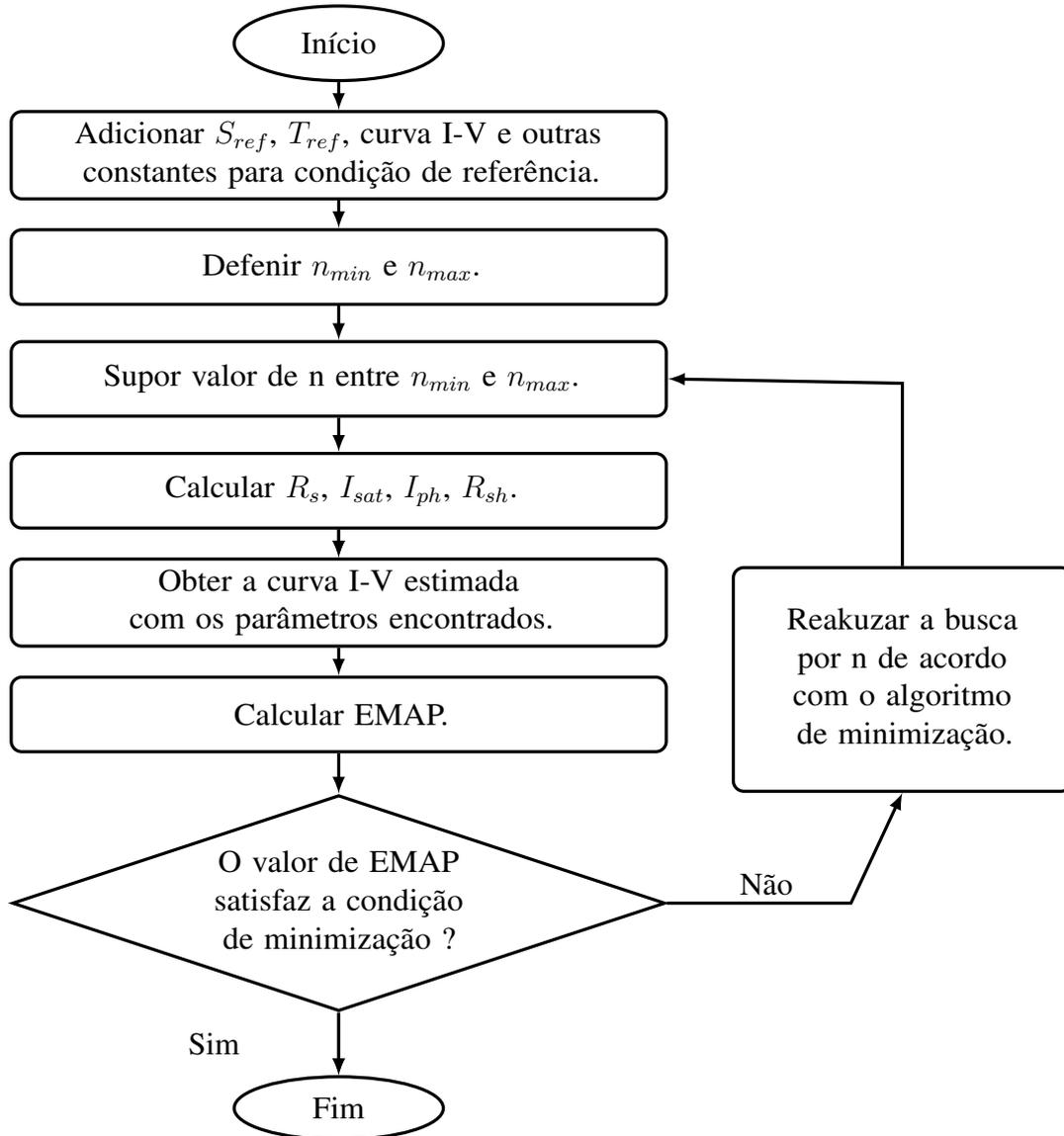
Quando o módulo está operando em circuito aberto, $I = 0$ e $V = V_{oc,ref}$:

$$0 = I_{ph,ref} - I_{sat,ref} \left[e^{\left(\frac{V_{oc,ref}}{n_{ref} V_t} \right)} - 1 \right] - \frac{V_{oc,ref}}{R_{sh,ref}}. \quad (80)$$

No ponto de máxima potência:

$$I_{mp,ref} = I_{ph,ref} - I_{sat,ref} \left[e^{\left(\frac{V_{mp,ref} + I_{mp,ref} R_{s,ref}}{n_{ref} V_t} \right)} - 1 \right] - \frac{V_{mp,ref} + I_{m,ref} R_{s,ref}}{R_{sh,ref}}. \quad (81)$$

Figura 18 – Fluxograma do modelo de Lang.



Fonte: Adaptado de Lang e Zhang (2020).

A quarta equação é formada a partir da derivada da tensão em relação a potência:

$$\frac{I_{mp,ref}}{V_{mp,ref}} = \frac{\frac{I_{sat,ref}}{n_{ref}V_t} e^{\left(\frac{V_{mp,ref} + I_{mp,ref}R_{s,ref}}{n_{ref}V_t}\right)} + \frac{1}{R_{sh,ref}}}{1 + \frac{I_{sat,ref}R_{s,ref}}{n_{ref}V_t} e^{\left(\frac{V_{mp,ref} + I_{mp,ref}R_{s,ref}}{n_{ref}V_t}\right)} + \frac{R_{s,ref}}{R_{sh,ref}}}. \quad (82)$$

A quinta equação é fornecida pela igualdade de F_1 e F_2 :

$$F_1 = \frac{S}{S_{ref}} [I_{ph,ref} + \mu_{isc} (T - T_{ref})], \quad (83)$$

$$F_2 = I_{sat,ref} \left(\frac{T}{T_{ref}} \right)^3 e^{\left(\frac{1}{k} \left(\frac{E_{g,ref}}{T_{ref}} - \frac{E_g}{T} \right) e^{\left(\frac{\mu_{voc} \Delta T}{n_{ref} V_t T_{ref}} \right)} \right)} + \frac{\mu_{voc} \Delta T + V_{oc,ref}}{R_{sh,ref} \frac{S}{S_{ref}}}, \quad (84)$$

onde,

$$\mu_{voc} = \frac{V_{oc} - V_{oc,ref}}{\Delta T}, \quad (85)$$

$$F_1 = F_2. \quad (86)$$

Para resolver o conjunto de equações, o autor indica utilizar a função *fsolve* presente no MATLAB e com as seguintes sugestões de valores iniciais para cada parâmetro:

- $n_{guess} = 1, 5;$
- $I_{ph,guess} = I_{sc,ref};$
- $I_{sat,guess} = I_{sc,ref} e^{(V_{oc,ref}/n_{guess} V_t)};$
- $R_{s,guess} = \frac{1}{I_{mp,ref}} \left[n_{guess} V_t \cdot \ln \left(\frac{I_{ph,guess} - I_{mp,ref}}{I_{sat,guess}} \right) - V_{mp,ref} \right];$
- $R_{sh,guess} = 100.$

Em seguida, com o conjunto de parâmetros obtido para cada uma das condições ambientais avaliadas, são realizados ajustes de curvas nos pontos obtidos, gerando dois polinômios que expressam as características de cada um dos parâmetros em relação a irradiância e a temperatura em torno da referência global.

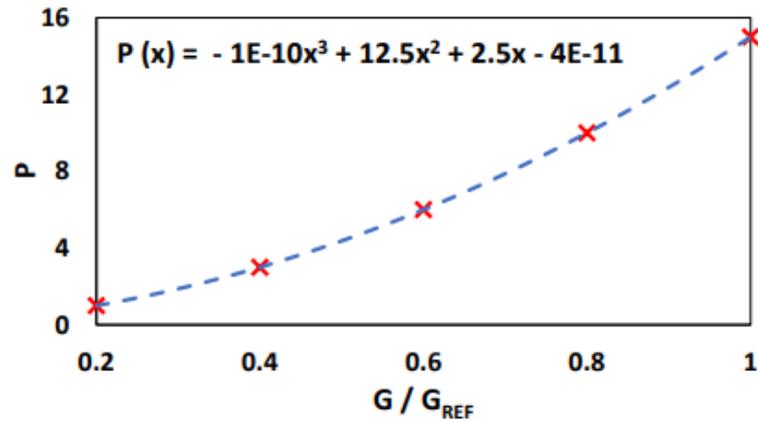
O autor indica escolher o ajuste polinomial de maior ordem para obtenção de melhores resultados e, posteriormente, ilustra uma representação de como seria a realização dessa etapa, conforme as Figuras 19 e 20. Até então, as funções obtidas, em ambos os casos, só representam a influência no parâmetro FV quando uma das condições ambientais é constante e a outra é variável, o que dificilmente ocorre em condições reais.

Portanto, é necessário mesclar os dois polinômios e, com isso, introduziu o conceito de fator de deslocamento, dando essencialmente uma expressão geral inequívoca para mesclar as duas influências para cada parâmetro do SDM. Logo, usando o fator de deslocamento, encontram-se valores mais precisos para cada parâmetro do SDM em qualquer irradiância e temperatura da célula solar:

$$P(S, T) = P \left(\frac{S}{S_{ref}} \right) + \left[P \left(\frac{T}{T_{ref}} \right) - P(1) \right]. \quad (87)$$

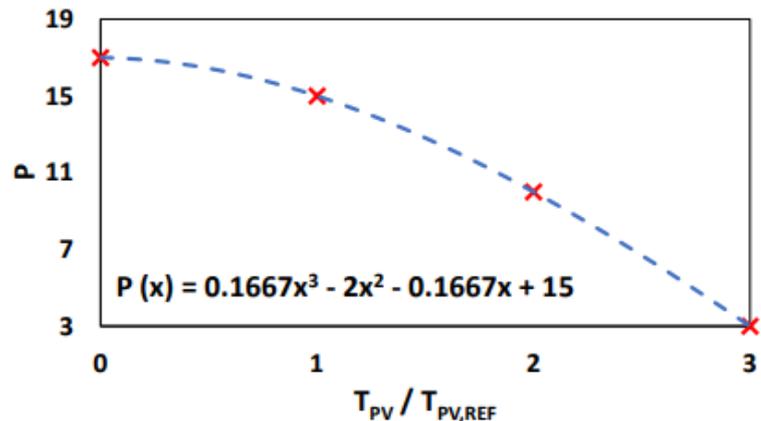
A Validade matemática da Equação (87) depende da obtenção dos parâmetros sob uma temperatura específica de referência, para todas as diferentes irradiâncias avaliadas. No entanto, esta equação pode ser matematicamente incorreta devido a suposição de que a variação do parâmetro em relação à temperatura de referência é idêntica para diferentes níveis de irradiação.

Figura 19 – Ilustração esquemática do efeito da variação da irradiação (a uma temperatura fixa da célula FV) sobre o parâmetro P.



Fonte: Aly, Ahzi e Barth (2019).

Figura 20 – Ilustração esquemática do efeito da variação da temperatura (a uma irradiação fixa da célula FV) sobre o parâmetro P.



Fonte: Aly, Ahzi e Barth (2019).

A realidade esperada é uma grande não-linearidade desses parâmetros em função dessas duas condições ambientais.

O banco de dados do NREL não disponibiliza o modelo e fabricante dos módulos ensaiados e tampouco as curvas encontradas em seu Datasheet. Assim, foi necessário utilizar as curvas do banco de dados para ensaiar o modelo de Aly. Portanto, houve necessidade de mais dados de entrada, respeitando as referências globais de temperatura e irradiância escolhidas. A Tabela 24 apresenta as referências escolhidas para cada tecnologia avaliada.

De posse das curvas e respeitando as condições, escolheu-se um polinômio de terceira ordem para representar os parâmetros do modelo:

$$P(X) = p1 \cdot x^3 + p2 \cdot x^2 + p3 \cdot x + p4 \quad (88)$$

O fluxograma que representa a obtenção do modelo de Aly é ilustrado na Figura 21 e os

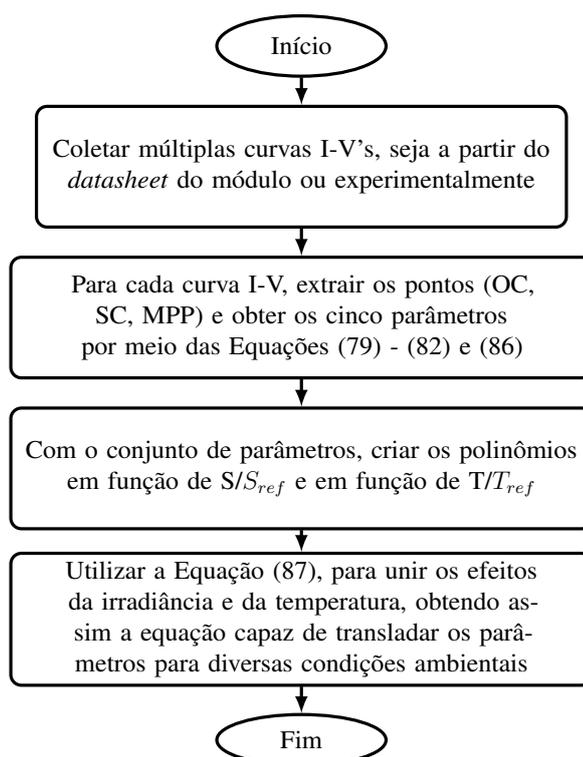
Tabela 24 – Condições globais - modelo Aly.

	x-Si	m-Si	CdTe
$T(^{\circ}C)$	25	38	50
$S(W/m^2)$	1000	1000	1000

Fonte: O Autor (2023).

coeficientes obtidos a partir estão expressos na Tabela 25.

Figura 21 – Fluxograma do modelo de Aly.



Fonte: Adaptado de Aly, Ahzi e Barth (2019).

3.3.6 Modelo de Lu

O desenvolvimento de materiais FV, incluindo células solares de seleneto de cobre, índio e gálio, telureto de cádmio, perovskita, e energia solar sensibilizada por pontos quânticos, é uma área em constante evolução. Entretanto, o modelo SDM tradicional tem dificuldade em modelar as características I-V de tecnologias fotovoltaicas com estrutura cristalina complexa. Por esse motivo, o modelo proposto por Lu é uma alternativa para representar tais tecnologias (LU et al., 2022).

Existem algumas outras desvantagens na modelagem de módulos FV com base no SDM. Uma delas é a necessidade de determinar os parâmetros do modelo sob certas condições de

Tabela 25 – Coeficientes obtidos para o polinômio de terceira ordem para o modelo de Aly.

x-Si				
Parâmetros	p1	p2	p3	p4
Rs(S)	0,085679	-0,22442	0,201059	0,166091
Rs(T)	-0,02081	0,099717	-0,11933	0,265921
Rp(S)	-3946,6	8993,709	-6921,56	2251,691
Rp(T)	1652,063	-8668,18	14348,78	-6994,66
n(S)	0,817982	-1,76435	1,355741	1,026762
n(T)	-0,02228	0,090661	-0,13898	1,499265
Isat(S)	2,10E-06	-4,00E-06	2,72E-06	-4,94E-07
Isat(T)	5,30E-07	3,98E-07	-2,17E-06	1,55E-06
Ig(S)	-0,4637	0,829785	4,417751	0,070804
Ig(T)	0,158505	-0,87499	1,665325	3,882658
m-Si				
Parâmetros	p1	p2	p3	p4
Rs(S)	0,662568	-1,60728	1,242648	-0,06122
Rs(T)	0,169252	-0,71718	1,024432	-0,24519
Rp(S)	-1557,48	4220,814	-3667,98	1355,393
Rp(T)	-936,531	4050,141	-5806,28	3106,469
n(S)	-0,83313	2,128916	-1,72806	1,725702
n(T)	-0,60662	2,565055	-3,60614	2,973428
Isat(S)	-6,13E-06	1,51E-05	-1,17E-05	3,15E-06
Isat(T)	5,10E-06	-1,18E-05	8,60E-06	-1,37E-06
Ig(S)	-0,83716	1,546548	4,182026	0,087326
Ig(T)	-3,25188	13,69531	-18,9924	13,6666
CdTe				
Parâmetros	p1	p2	p3	p4
Rs(S)	12,13023	-28,0622	20,1644	3,472935
Rs(T)	12,35922	-32,1387	25,64834	1,744808
Rp(S)	-2247,82	6353,435	-7187,85	4694,967
Rp(T)	-1395,22	7421,009	-10762,9	6340,802
n(S)	-0,24696	0,952799	-0,72986	2,009764
n(T)	-2,68222	7,542471	-7,4615	4,602917
Isat(S)	6,26E-06	-6,42E-06	2,25E-06	5,10E-07
Isat(T)	-2,76E-05	7,17E-05	-5,86E-05	1,74E-05
Ig(S)	-0,01657	0,054799	1,143621	0,018351
Ig(T)	-7,36241	19,14464	-16,1042	5,573219

Fonte: O Autor (2023).

referência e, em seguida, expedir para condições diversas por meio de um conjunto de equação de translação.

Diante desse problema, (HANEEDA; KARMALKAR, 2009) propuseram uma fórmula analítica denominada *Power Law Model (PLM)*. Nele, utilizam-se quatro parâmetros, tensão de circuito aberto (V_{oc}), corrente de curto-circuito (I_{sc}) e dois parâmetros de forma (m e γ), que são usados para mudar a curva I-V para a condição de operação. Mais especificamente, o γ e m são usados para representar a planicidade da curva perto de I_{sc} e a inclinação da curva perto do ponto V_{oc} , respectivamente (LU et al., 2022), como visto na Figura 22.

A equação que representa o comportamento do PLM é:

$$i = 1 - (1 - \gamma)v - \gamma v^m, \quad (89)$$

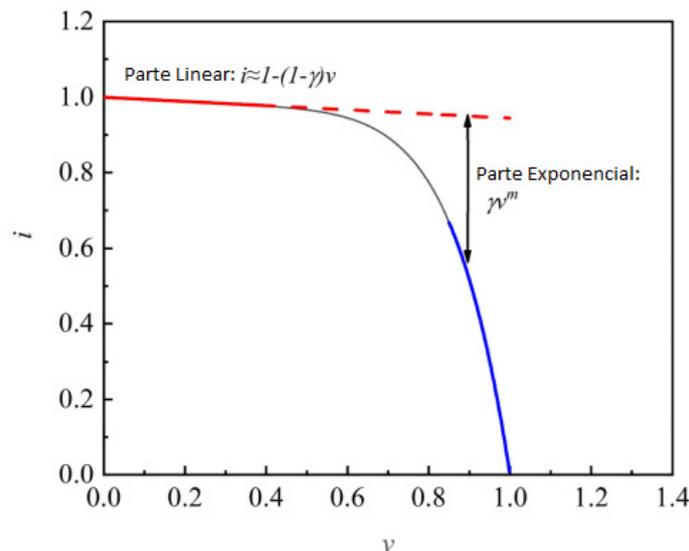
sendo:

$$i = \frac{I}{I_{sc}}, \quad (90)$$

$$v = \frac{V}{V_{oc}}. \quad (91)$$

O modelo proposto por (LU et al., 2022) relaciona os parâmetros do PLM com o MPP, assim como a dependência dos parâmetros com relação à irradiância e à temperatura. Portanto, Lu explora da simplicidade inerente e explícita da expressão PLM, onde as características da curva I-V e a potência de saída não passam por um processo iterativo, reduzindo a complexidade e o custo computacional para obtenção do modelo.

Figura 22 – Partes linear e exponencial da curva I-V.



Fonte: Adaptado de Lu et al. (2022).

Para prever as características I-V e a potência de saída sob condições operacionais variáveis, é necessário estabelecer relações entre os parâmetros do PLM e as condições ambientais.

No MPP, $v = v_p$ e $i = i_p$. Assim, a Equação (89), neste ponto, transforma-se em:

$$i_p = 1 - (1 - \gamma)v_p - \gamma v_p^m, \quad (92)$$

em que, I_p e V_p são os pontos de corrente e tensão correspondentes à máxima potência, enquanto que $i_p = \frac{I_p}{I_{sc}}$ e $v_p = \frac{V_p}{V_{oc}}$ são suas características normalizadas. Nesse ponto de operação, a derivada de potência em relação a tensão é zero, o que resulta em:

$$1 - 2(1 - \gamma)v_p - \gamma(m + 1)v_p^m = 0. \quad (93)$$

O parâmetro m é, então, obtido através das Equações (92) e (93), tendo sua relação simplificada em uma equação explícita usando a função de Lambert W:

$$m = LambertW[\ln(v_p) \cdot (a + 1)v_p^{a+1}](\ln(v_p))^{-1} - a, \quad (94)$$

onde,

$$a = (2i_p - 1) \cdot (v_p + i_p - 1)^{-1} - 1. \quad (95)$$

O parâmetro γ é obtido através da Equação (92).

$$\gamma = (1 - v_p - i_p) \cdot (v_p^m - v_p). \quad (96)$$

Em seguida, para estabelecer a dependência de m e γ com a irradiância e temperatura, é necessário somente entender como a tensão e a corrente nos pontos de máxima potência se comportam em função de S e T . Portanto, os autores desenvolveram as seguintes equações:

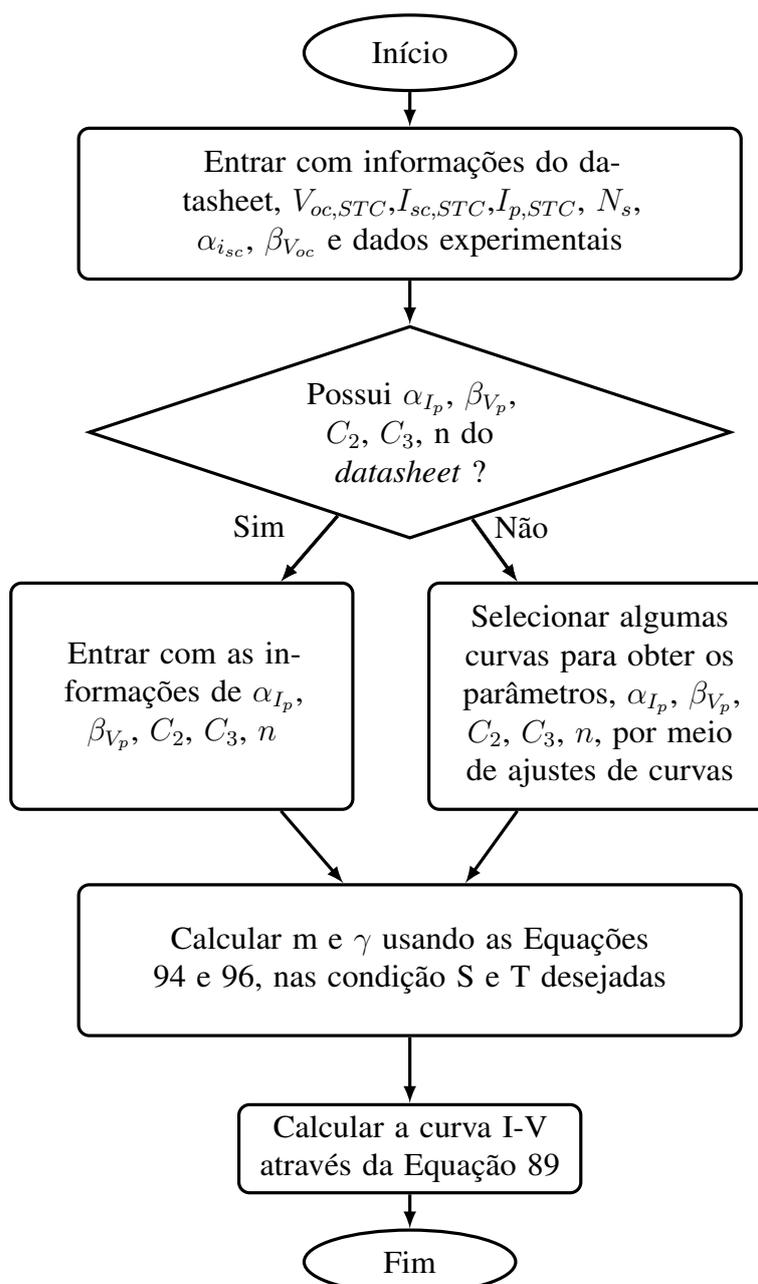
$$I_p(S, T) = I_{p,STC} \frac{S}{S_{STC}} [1 + \alpha_{I_p}(T - T_{STC})], \quad (97)$$

$$V_p(S, T) = V_{p,STC} + C_2 N_s V_{t,STC} \ln \frac{S}{S_{STC}} + C_3 N_s \left[V_{t,STC} \ln \frac{S}{S_{STC}} \right]^2 + \beta_{V_p}(T - T_{STC}), \quad (98)$$

onde α_{I_p} e β_{V_p} são os coeficientes de temperatura de I_p e V_p , respectivamente, e C_2 e C_3 são os coeficientes que relacionam V_p à irradiância.

O fluxograma que representa o modelo de Lu está ilustrado na Figura 23. Observa-se que, se não possuir os valores de α_{I_p} , β_{V_p} , C_2 , C_3 e n , os autores indicam a realizam uma etapa de ajuste de curvas para encontrar tais parâmetros. Contudo, o NREL disponibiliza tais parâmetros na sua base, não sendo necessária essa etapa.

Figura 23 – Fluxograma para obtenção do modelo de Lu.



Fonte: Adaptado de Lu et al. (2022).

3.4 ANÁLISE COMPARATIVA DOS MODELOS BASEADOS NO BANCO DE DADOS DO NREL

Após a construção de cada um dos modelos em função das curvas selecionadas, é necessário comparar qual modelo possui maior fidelidade para amplas condições climáticas. Conforme mencionado anteriormente, o processo de validação será dividido em duas fases.

Todos os modelos apresentados são sujeitos à validação e foram analisados para três tecnologias diferentes: silício monocristalino (x-Si), silício policristalino (m-Si) e telureto de cádmio (CdTe), gerando um modelo específico para cada. Alguns modelos precisam de outras

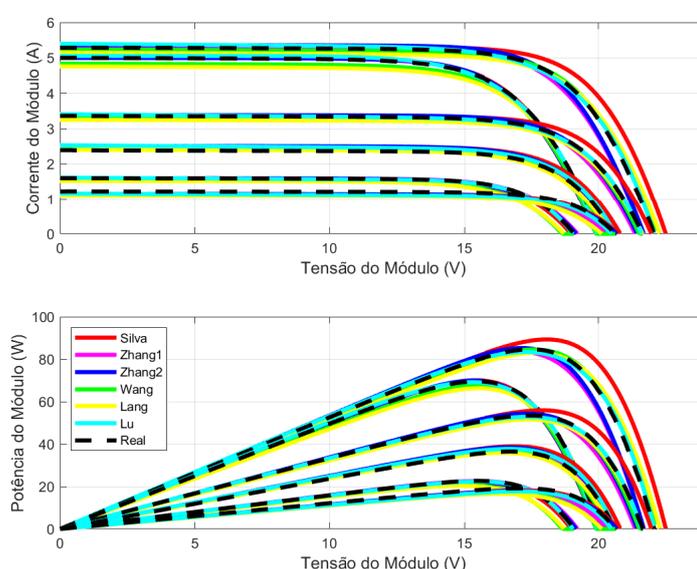
curvas para o treinamento e obtenção de parâmetros do MGNL, enquanto outros não. As curvas usadas no treinamento não são as mesmas usadas para a validação, de forma a avaliar a capacidade de generalização de cada modelo.

Na primeira fase da validação, são utilizadas as curvas I-V e P-V para ilustrar a adaptação dos modelos de Silva a diferentes condições operacionais. É importante salientar que, nesta etapa, apenas o modelo original de Silva será avaliado, enquanto os demais modelos aprimorados de Silva serão avaliados na próxima fase. Posteriormente, o erro absoluto de potência em relação à tensão será utilizado para identificar qual modelo realiza o melhor ajuste. Nessa análise, a tensão de máxima potência será utilizada para separar a região linear da não-linear.

Ademais, serão apresentados gráficos dos erros absolutos em potência em função da tensão para todas as curvas de validação da primeira fase, em formato médio e com os eixos normalizados para a tensão de circuito aberto e para o erro absoluto em potência, normalizado para P_{mp} . Por fim, os parâmetros e erros de cada modelo serão disponibilizados em tabelas, destacando-se em **negrito** os menores erros em cada condição climática.

Os resultados obtidos para as curvas de validação do módulo x-Si são apresentados na Figura 24. Ressalta-se que todos os modelos tentam acomodar-se curvas de reais, obtidas experimentalmente, havendo apenas pequenos desvios.

Figura 24 – Curvas obtidas pelos modelos x curvas reais - módulo de x-Si.



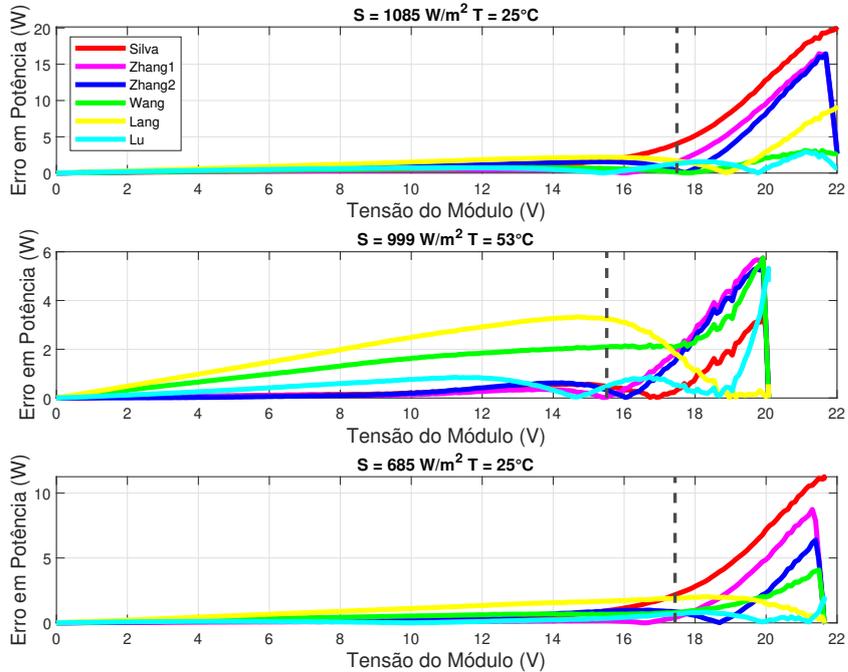
Fonte: O Autor (2023).

A qualidade do ajuste de cada modelo é melhor visualizada nas Figuras 25 e 26. Observe-se que o modelo de Lu apresenta um bom desempenho para toda a faixa de tensão em comparação com os outros modelos. Essa afirmação é reforçada pela Figura 27, que apresenta o comportamento médio em PU de todas as condições avaliadas.

Vale ressaltar que o modelo proposto por Aly não está representado graficamente, devido

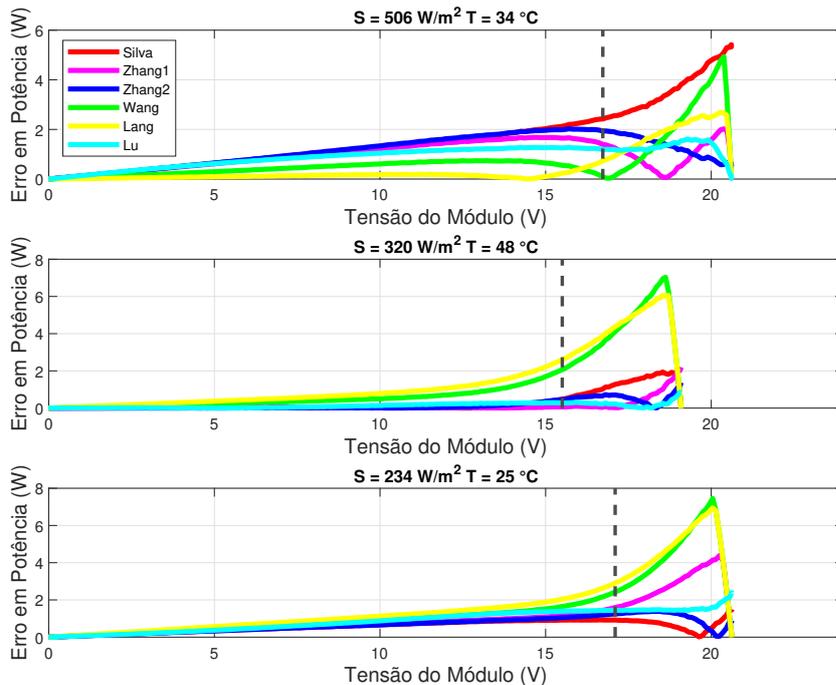
à margem de erro significativamente maior em relação aos outros modelos comparados. Esse cenário se repete para as três tecnologias avaliadas. Contudo, os parâmetros do modelo de Aly são disponibilizados na 27.

Figura 25 – Erro de potência para irradiâncias altas - módulo x-Si.



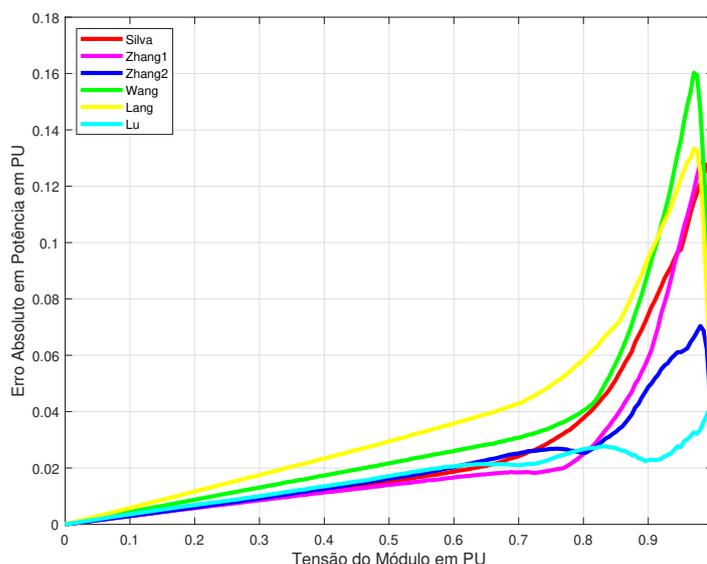
Fonte: O Autor (2023).

Figura 26 – Erro de potência para irradiâncias baixas - módulo x-Si.



Fonte: O Autor (2023).

Figura 27 – Erro absoluto de potência em PU - módulo x-Si.



Fonte: O Autor (2023).

Tabela 26 – Parâmetros e erros do conjunto de validação do modelo Lu - módulo x-Si.

Modelo Lu					
$S(W/m^2)$	$T(^{\circ}C)$	m	γ	EMAPN (%)	NRMSD (%)
1085	25	9,924	0,974	0,86	1,39
999	53	8,480	0,999	0,94	1,43
685	25	11,865	0,955	0,51	0,83
506	34	12,471	0,952	2,51	4,09
320	48	12,970	0,950	0,61	0,87
234	25	15,606	0,935	4,69	7,06

Fonte: O Autor (2023).

Os resultados das Tabelas 27 e 26 indicam que o modelo de Lu é o mais preciso, com uma média de EMAPN de 1,69% e um NRMSD médio de 2,62%. O modelo de Silva obtém um menor desempenho, ocupando apenas a quarta posição, com uma média de EMAPN de 3,02% e NRMSD médio de 4,43%. Já o modelo de Aly apresentou os piores resultados, com EMAPN e NRMSD significativos. É importante destacar que esses resultados são obtidos a partir de uma variedade de condições ambientais.

A Figura 28 ilustra as curvas I-V's e P-V's reais e obtidas pelos modelos para tecnologia de silício policristalino. As curvas estimadas pelos modelos estão melhores ajustadas do que as curvas do módulo de x-Si.

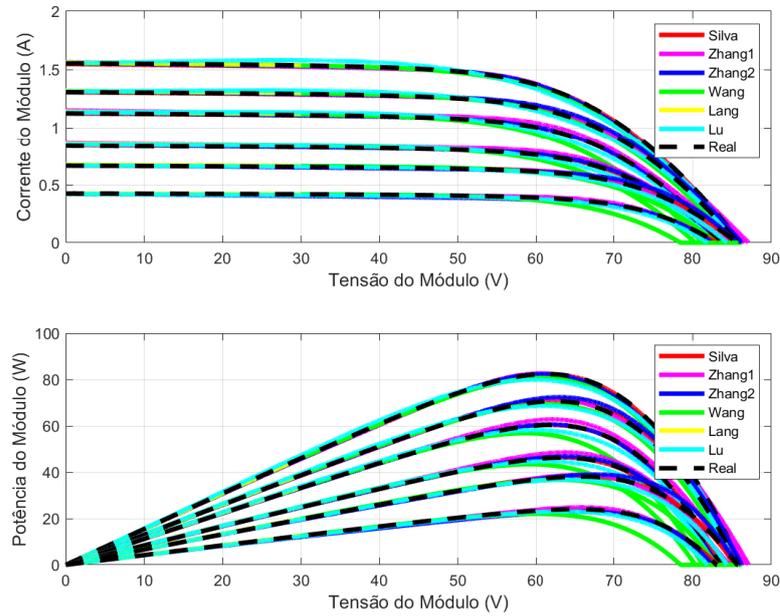
Ao contrário dos resultados obtidos para o módulo de x-Si, desta vez, o modelo de Lu obteve o pior desempenho, como é observado nas Figuras 29, 30 e 31. Em altas irradiâncias, o modelo de Lang e Wang realizaram bons ajustes, contudo seu desempenho se degrada à medida

Tabela 27 – Parâmetros e erros do conjunto de validação - Módulo x-Si.

Modelo Silva								
$S(W/m^2)$	$T(^{\circ}C)$	$R_s(\Omega)$	$R_{sh}(\Omega)$	n	$I_{ph}(A)$	$I_{sat}(A)$	EMAPN (%)	NRMSD (%)
1085	25	0,207	344,77	1,369	5,358	1,017E-07	4,49	6,41
999	53	0,260	375,87	1,369	5,021	2,703E-06	0,66	0,92
685	25	0,207	557,71	1,369	3,382	9,782E-08	3,61	5,40
506	34	0,224	765,54	1,369	2,512	2,926E-07	4,98	6,60
320	48	0,250	1236,15	1,369	1,603	1,422E-06	1,33	2,17
234	25	0,207	1714,85	1,369	1,155	8,927E-08	3,03	5,07
Modelo Zhang 1								
$S(W/m^2)$	$T(^{\circ}C)$	$R_s(\Omega)$	$R_{sh}(\Omega)$	n	$I_{ph}(A)$	$I_{sat}(A)$	EMAPN (%)	NRMSD (%)
1085	25	0,251	251,20	1,400	5,349	2,842E-07	2,71	4,42
999	53	0,281	270,02	1,331	5,026	1,876E-06	1,15	1,76
685	25	0,259	397,89	1,388	3,377	1,955E-07	1,73	3,19
506	34	0,272	536,86	1,361	2,511	3,283E-07	2,67	4,56
320	48	0,289	844,54	1,321	1,604	7,181E-07	0,61	1,35
234	25	0,268	1164,75	1,373	1,154	1,271E-07	5,23	7,46
Modelo Zhang 2								
$S(W/m^2)$	$T(^{\circ}C)$	$R_s(\Omega)$	$R_{sh}(\Omega)$	n	$I_{ph}(A)$	$I_{sat}(A)$	EMAPN (%)	NRMSD (%)
1085	25	0,267	1221,05	1,304	5,362	8,307E-08	2,78	4,22
999	53	0,288	1167,06	1,312	4,999	1,520E-06	1,11	1,65
685	25	0,248	1278,38	1,353	3,385	1,217E-07	1,45	2,21
506	34	0,243	1295,54	1,386	2,511	4,114E-07	3,13	5,02
320	48	0,236	1320,24	1,438	1,598	2,441E-06	0,72	1,14
234	25	0,209	1422,96	1,475	1,156	2,972E-07	3,43	5,38
Modelo de Wang								
$S(W/m^2)$	$T(^{\circ}C)$	$R_s(\Omega)$	$R_{sh}(\Omega)$	n	$I_{ph}(A)$	$I_{sat}(A)$	EMAPN (%)	NRMSD (%)
1085	25	0,216	356,13	1,442	5,234	3,195E-07	0,92	1,30
999	53	0,216	386,79	1,442	4,838	5,622E-06	2,37	3,18
685	25	0,216	564,09	1,442	3,304	3,195E-07	1,42	2,00
506	34	0,216	763,64	1,442	2,444	8,479E-07	2,05	3,14
320	48	0,215	1207,51	1,442	1,549	3,489E-06	5,46	7,80
234	25	0,216	1651,29	1,442	1,129	3,195E-07	7,73	11,08
Modelo Lang								
$S(W/m^2)$	$T(^{\circ}C)$	$R_s(\Omega)$	$R_{sh}(\Omega)$	n	$I_{ph}(A)$	$I_{sat}(A)$	EMAPN (%)	NRMSD (%)
1085	25	0,222	298,37	1,443	5,241	3,231E-07	0,84	1,19
999	53	0,222	324,06	1,443	4,844	5,574E-06	2,31	3,09
685	25	0,222	472,60	1,443	3,309	3,231E-07	1,50	2,08
506	34	0,222	639,79	1,443	2,447	8,556E-07	2,09	3,21
320	48	0,222	1011,66	1,443	1,551	3,481E-06	5,39	7,68
234	25	0,222	1383,47	1,443	1,130	3,231E-07	7,74	11,11
Modelo Aly								
$S(W/m^2)$	$T(^{\circ}C)$	$R_s(\Omega)$	$R_{sh}(\Omega)$	n	$I_{ph}(A)$	$I_{sat}(A)$	EMAPN (%)	NRMSD (%)
1085	58	0,223	342,80	1,440	4,837	3,325E-07	5,41	8,03
999	57	0,249	483,26	1,392	4,636	4,393E-06	7,40	9,19
685	51	0,222	533,87	1,391	3,107	1,757E-07	4,85	7,14
506	46	0,239	528,20	1,375	2,385	4,318E-07	2,15	3,88
320	43	0,227	775,33	1,302	1,567	2,790E-06	13,40	22,08
234	42	0,161	896,54	1,330	1,008	5,909E-08	10,84	17,08

Fonte: O Autor (2023).

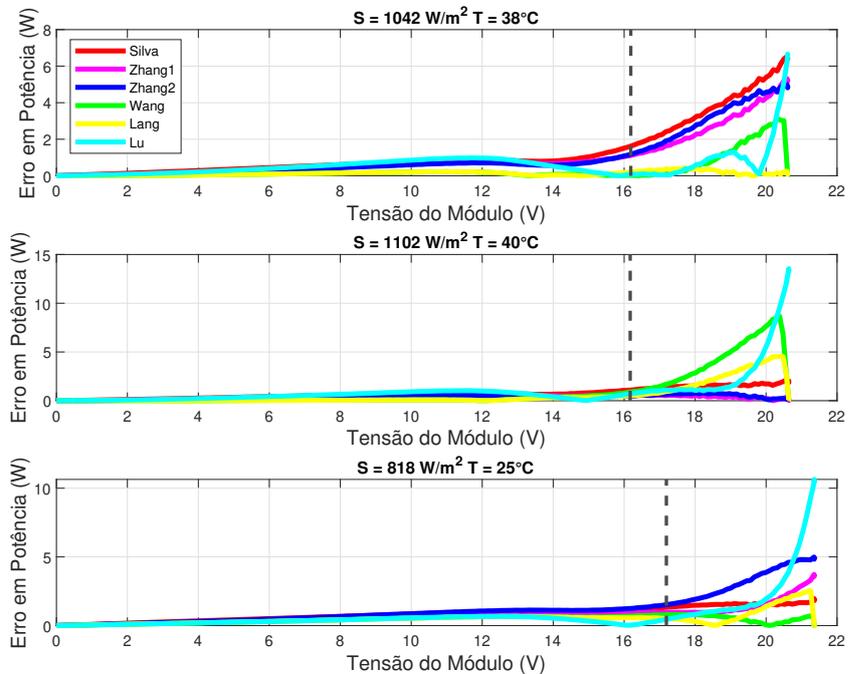
Figura 28 – Curvas obtidas pelos modelos x curvas reais - módulo de m-Si.



Fonte: O Autor (2023).

que a irradiância baixa.

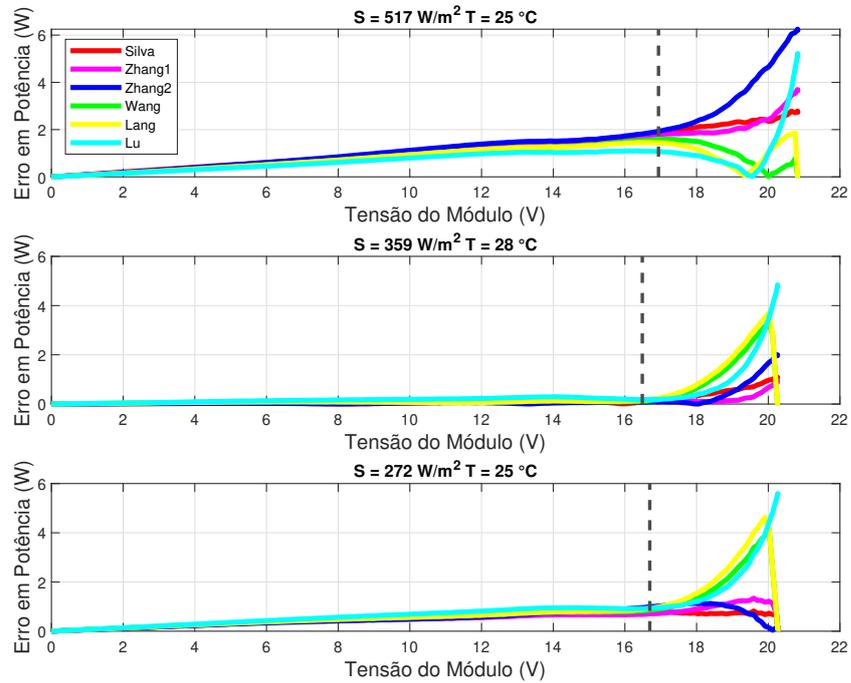
Figura 29 – Erro de potência para irradiâncias altas - módulo m-Si.



Fonte: O Autor (2023).

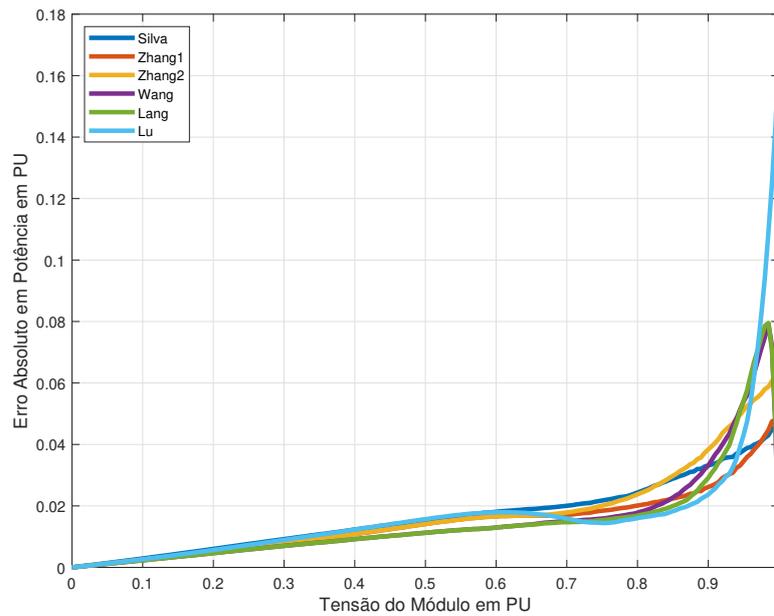
As Tabelas 28 e 29 complementam a análise anterior mostrando os parâmetros e erros obtidos para cada modelo em cada condição ambiental. Como já comentando, o modelo de Lu teve uma piora em seu desempenho, enquanto o restante dos modelos atingiram resultados

Figura 30 – Erro de potência para irradiâncias baixas - módulo m-Si.



Fonte: O Autor (2023).

Figura 31 – Erro absoluto de potência em PU - módulo m-Si.



Fonte: O Autor (2023).

Tabela 28 – Parâmetros e erros do conjunto de validação - Módulo m-Si.

Modelo Silva								
$S(W/m^2)$	$T(^{\circ}C)$	$R_s(\Omega)$	$R_{sh}(\Omega)$	n	$I_{ph}(A)$	$I_{sat}(A)$	EMAPN (%)	NRMSD (%)
1042	38	0,242	326,33	1,293	5,22	3,1E-07	1,87	2,43
1102	40	0,242	322,95	1,293	5,52	3,8E-07	1,01	1,36
818	25	0,238	341,36	1,293	4,09	6,8E-08	1,39	2,05
517	25	0,238	371,78	1,293	2,58	6,4E-08	3,15	4,32
359	28	0,239	397,88	1,293	1,79	8,7E-08	0,76	1,25
272	25	0,238	418,96	1,293	1,36	5,9E-08	2,82	4,17
Modelo Zhang 1								
$S(W/m^2)$	$T(^{\circ}C)$	$R_s(\Omega)$	$R_{sh}(\Omega)$	n	$I_{ph}(A)$	$I_{sat}(A)$	EMAPN (%)	NRMSD (%)
1042	38	0,229	95939,44	1,363	5,18	7,4E-07	1,42	1,85
1102	40	0,229	90715,70	1,360	5,48	9,0E-07	0,48	0,77
818	25	0,232	122212,96	1,386	4,05	2,2E-07	1,36	1,90
517	25	0,237	193365,96	1,382	2,56	2,0E-07	3,13	4,28
359	28	0,239	278467,69	1,374	1,78	2,4E-07	0,36	0,64
272	25	0,240	367537,50	1,379	1,35	1,8E-07	2,39	3,81
Modelo Zhang 2								
$S(W/m^2)$	$T(^{\circ}C)$	$R_s(\Omega)$	$R_{sh}(\Omega)$	n	$I_{ph}(A)$	$I_{sat}(A)$	EMAPN (%)	NRMSD (%)
1042	38	0,211	2492,67	1,375	5,18	8,6E-07	1,48	1,94
1102	40	0,216	2478,73	1,368	5,47	9,9E-07	0,45	0,66
818	25	0,190	2553,86	1,408	4,06	2,8E-07	2,05	2,73
517	25	0,159	2673,77	1,470	2,57	4,9E-07	3,99	5,37
359	28	0,138	2773,05	1,520	1,78	1,1E-06	0,56	1,20
272	25	0,123	2851,12	1,561	1,35	1,1E-06	2,42	3,82
Modelo Wang								
$S(W/m^2)$	$T(^{\circ}C)$	$R_s(\Omega)$	$R_{sh}(\Omega)$	n	$I_{ph}(A)$	$I_{sat}(A)$	EMAPN (%)	NRMSD (%)
1042	38	0,234	436,27	1,334	5,16	3,9E-07	0,43	0,75
1102	40	0,234	412,51	1,342	5,45	5,0E-07	1,28	2,15
818	25	0,233	555,73	1,278	4,05	7,7E-08	0,68	1,15
517	25	0,233	879,28	1,278	2,56	7,7E-08	2,06	3,34
359	28	0,233	1266,27	1,291	1,78	1,1E-07	1,07	2,07
272	25	0,233	1671,29	1,278	1,35	7,7E-08	3,40	5,10
Modelo Lang								
$S(W/m^2)$	$T(^{\circ}C)$	$R_s(\Omega)$	$R_{sh}(\Omega)$	n	$I_{ph}(A)$	$I_{sat}(A)$	EMAPN (%)	NRMSD (%)
1042	38	0,236	431,09	1,306	5,16	4,0E-07	0,17	0,27
1102	40	0,236	407,62	1,306	5,45	5,1E-07	0,73	1,20
818	25	0,236	549,14	1,306	4,05	8,8E-08	0,81	1,30
517	25	0,236	868,85	1,306	2,56	8,8E-08	2,05	3,30
359	28	0,236	1251,24	1,306	1,78	1,3E-07	1,30	2,48
272	25	0,236	1651,46	1,306	1,35	8,8E-08	3,78	5,65
Modelo Aly								
$S(W/m^2)$	$T(^{\circ}C)$	$R_s(\Omega)$	$R_{sh}(\Omega)$	n	$I_{ph}(A)$	$I_{sat}(A)$	EMAPN (%)	NRMSD (%)
1042	38	0,237	350,75	1,293	4,98	3,5E-07	2,07	3,10
1102	40	0,248	289,80	1,260	4,23	3,8E-07	16,23	22,89
818	25	0,180	682,66	1,491	4,97	3,8E-07	21,59	29,13
517	25	0,176	743,38	1,503	3,50	4,1E-07	32,68	45,14
359	28	0,160	767,64	1,489	2,37	7,3E-07	22,28	32,25
272	25	0,101	1016,89	1,618	2,33	1,1E-06	46,96	67,42

Fonte: O Autor (2023).

superiores, exceto o modelo de Aly que continua sendo o pior entre os modelos apresentados. Dentre eles, o mais fidedigno foi o modelo de Lang, com EMAPN médio de 1,47% e NRMSD médio de 2,36%. O desempenho médio de Silva ficou no quinto lugar, obtendo o EMAPN médio de 1,83% e NRMSD médio de 2,59%.

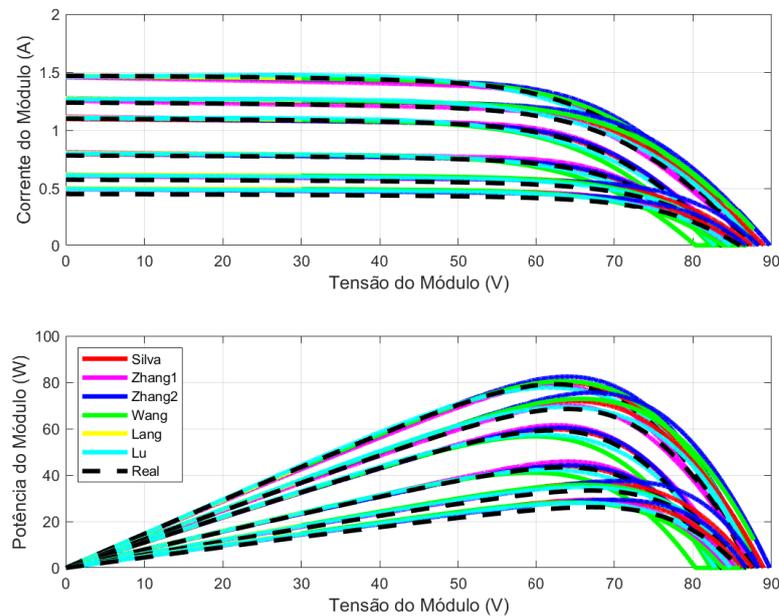
Tabela 29 – Parâmetros e erros do conjunto de validação do modelo Lu - módulo m-Si.

Modelo Lu					
$S(W/m^2)$	$T(^{\circ}C)$	m	γ	EMAPN (%)	NRMSD (%)
1042	38	10,136	1,006	0,90	1,51
1102	40	9,791	1,010	1,40	2,34
818	25	11,921	0,993	1,57	2,78
517	25	13,482	0,982	2,20	3,32
359	28	14,143	0,977	1,51	2,81
272	25	14,758	0,975	4,11	6,37

Fonte: O Autor (2023).

Os piores resultados de ajuste dos modelos foram observados com a tecnologia de telureto de cádmio (CdTe), já que as curvas estimadas pelos modelos não reproduzem tão bem o comportamento real do módulo CdTe quanto nas tecnologias anteriores, como observado na Figura 32.

Figura 32 – Curvas obtidas pelos modelos x curvas reais - módulo de CdTe.

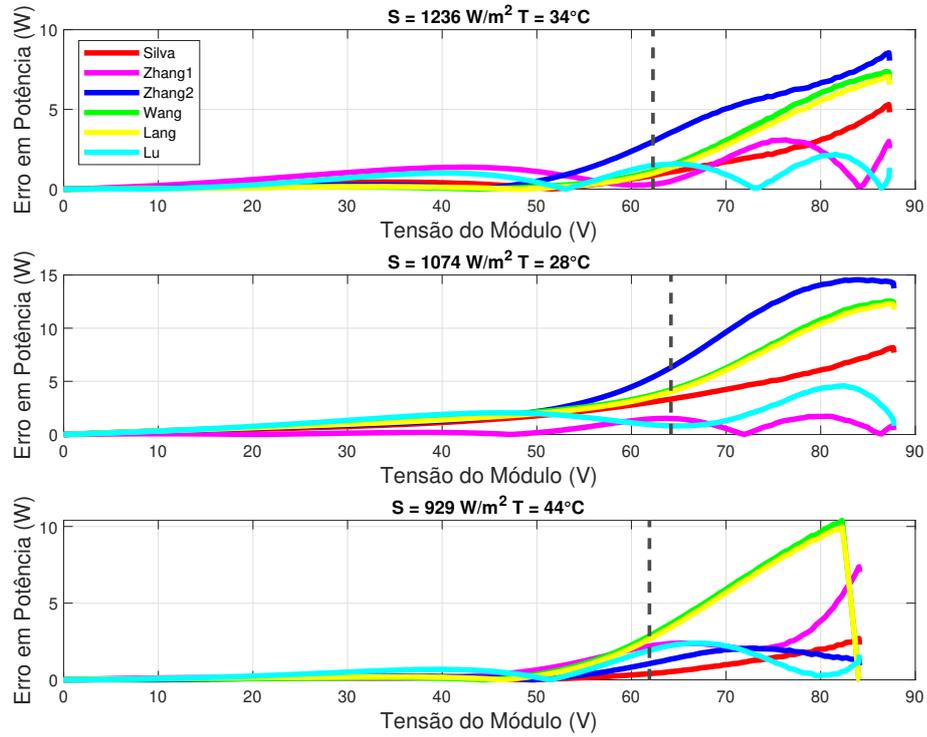


Fonte: O Autor (2023).

Ao avaliar o desempenho dos modelos de otimização para o módulo de CdTe, os resultados indicaram que os modelos de Lang e Wang apresentaram desempenhos insatisfatórios na maior parte dos casos, conforme pode ser observado nas Figuras 33 e 34. Por outro lado, os modelos de Lu e Zhang 1 obtiveram os melhores desempenhos em relação aos demais, como pode ser visto na mesma figura. Esses resultados são consolidados na Figura 35, que apresenta o comportamento médio em PU de todas as condições avaliadas.

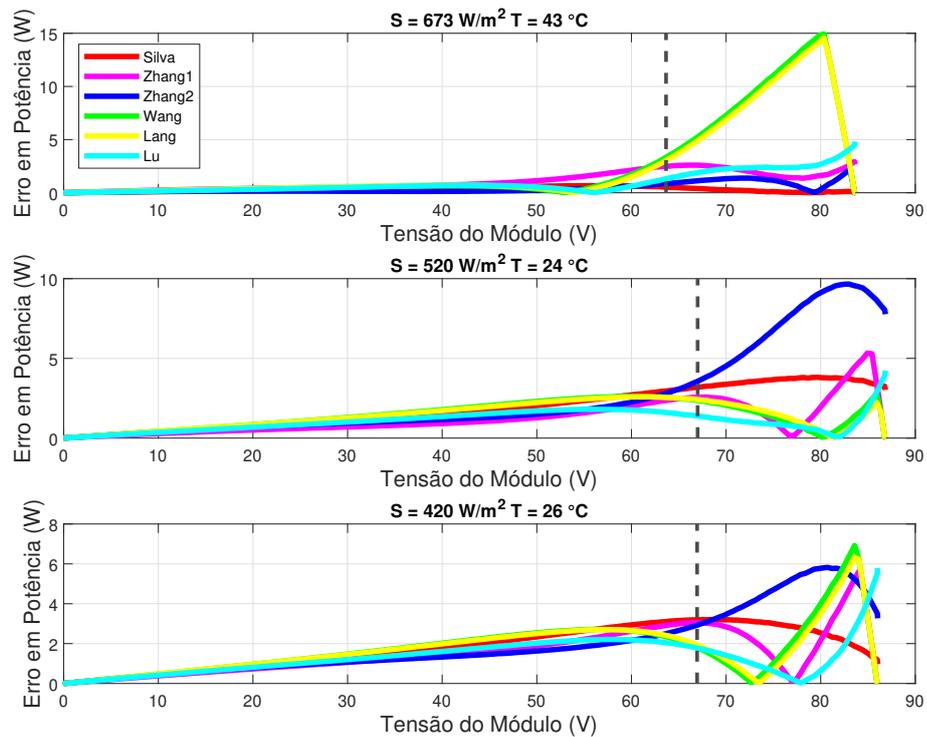
Os resultados dos modelos de CdTe estão representados nas Tabelas 31 e 30. A tabela

Figura 33 – Erro de potência para irradiâncias altas - módulo CdTe.



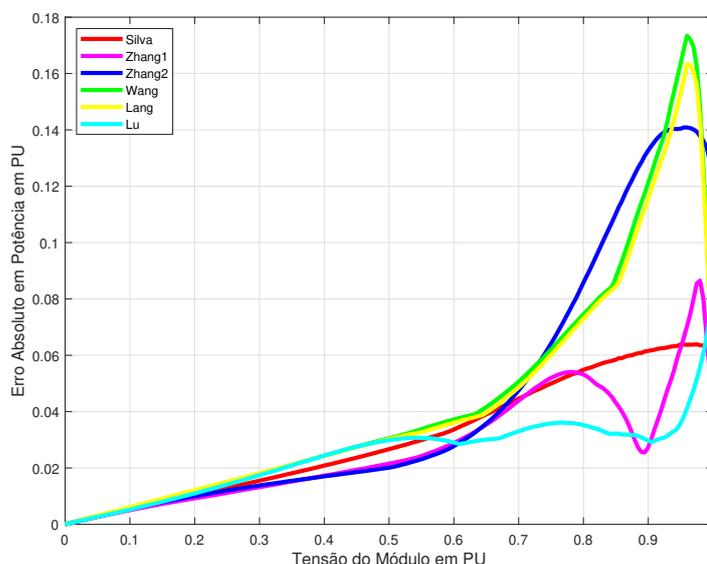
Fonte: O Autor (2023).

Figura 34 – Erro de potência para irradiâncias baixas - módulo CdTe.



Fonte: O Autor (2023).

Figura 35 – Erro absoluto de potência em PU - módulo CdTe.



Fonte: O Autor (2023).

mostra que o modelo de Lu apresentou a melhor performance, com EMAPN médio de 2,5% e NRMSD médio de 3,48%. Já o modelo de Silva obteve resultados medianos, com EMAPN médio de 3,13% e NRMSD de 4,05%. O modelo de Aly, por sua vez, foi o que apresentou os piores resultados para as três tecnologias.

Observou-se, nesta fase, que todas as tecnologias avaliadas apresentaram maiores erros de EMPAN e NRMSD para os MGNLs em baixas irradiâncias. Esses resultados podem ser explicados pela falta de representação das perdas de baixa irradiância nos modelos. Em outras palavras, a eficiência de uma célula ou módulo fotovoltaico varia de forma não linear com a diminuição da intensidade da irradiância incidente. Em (MAVROMATAKIS; VIGNOLA; MARION, 2017), esse comportamento foi demonstrado através de dados do NREL, o qual avaliou todas as tecnologias presentes em seu banco de dados.

Esta primeira fase apresentada teve a intenção de expor a capacidade dos modelos de

Tabela 30 – Parâmetros e erros do conjunto de validação do modelo Lu - módulo CdTe.

Modelo Lu					
$S(W/m^2)$	$T(^{\circ}C)$	m	γ	EMAPN (%)	NRMSD (%)
1236	34	5,344	1,036	0,91	1,16
1074	28	6,023	1,007	2,25	2,94
929	44	5,976	1,003	1,21	1,56
673	43	7,126	0,967	2,16	2,70
520	24	8,665	0,943	3,30	5,02
420	26	9,286	0,934	5,21	7,54

Fonte: O Autor (2023).

Tabela 31 – Parâmetros e erros do conjunto de validação - Módulo CdTe.

Modelo Silva								
$S(W/m^2)$	$T(^{\circ}C)$	$R_s(\Omega)$	$R_{sh}(\Omega)$	n	$I_{ph}(A)$	$I_{sat}(A)$	EMAPN (%)	NRMSD (%)
1236	34	8,657	1504,28	2,012	1,47	9,12E-07	1,30	1,56
1074	28	9,125	1674,72	2,012	1,27	5,04E-07	3,44	3,76
929	44	7,881	1870,97	2,012	1,10	1,86E-06	0,81	1,02
673	43	7,961	2393,48	2,012	0,80	1,49E-06	0,74	1,24
520	24	9,441	2914,80	2,012	0,61	2,54E-07	5,71	7,18
420	26	9,287	3431,42	2,012	0,50	2,78E-07	6,83	9,54
Modelo Zhang 1								
$S(W/m^2)$	$T(^{\circ}C)$	$R_s(\Omega)$	$R_{sh}(\Omega)$	n	$I_{ph}(A)$	$I_{sat}(A)$	EMAPN (%)	NRMSD (%)
1236	34	11,900	764,08	1,343	1,48	7,90E-10	1,37	1,83
1074	28	12,062	879,90	1,363	1,27	5,89E-10	0,68	0,91
929	44	12,207	1015,51	1,311	1,13	1,23E-09	2,00	2,47
673	43	12,463	1401,94	1,315	0,82	1,19E-09	2,51	3,24
520	24	12,616	1818,09	1,376	0,61	4,84E-10	3,66	5,03
420	26	12,716	2250,50	1,370	0,49	5,40E-10	5,83	8,34
Modelo Zhang 2								
$S(W/m^2)$	$T(^{\circ}C)$	$R_s(\Omega)$	$R_{sh}(\Omega)$	n	$I_{ph}(A)$	$I_{sat}(A)$	EMAPN (%)	NRMSD (%)
1236	34	8,946	1235,77	1,764	1,48	1,13E-07	2,69	3,08
1074	28	8,217	1277,39	1,775	1,28	6,09E-08	6,35	7,25
929	44	8,071	1230,75	1,786	1,11	3,58E-07	1,00	1,20
673	43	6,917	1275,29	1,811	0,81	3,61E-07	0,93	1,40
520	24	5,772	1390,78	1,831	0,62	4,97E-08	7,83	9,73
420	26	5,255	1411,97	1,848	0,50	6,74E-08	7,52	9,80
Modelo Wang								
$S(W/m^2)$	$T(^{\circ}C)$	$R_s(\Omega)$	$R_{sh}(\Omega)$	n	$I_{ph}(A)$	$I_{sat}(A)$	EMAPN (%)	NRMSD (%)
1236	34	7,206	1722,52	2,353	1,47	6,98E-06	1,94	2,40
1074	28	7,199	1982,34	2,307	1,28	3,94E-06	5,13	5,71
929	44	7,216	2291,75	2,429	1,11	1,73E-05	3,29	4,39
673	43	7,215	3163,50	2,422	0,80	1,58E-05	5,67	8,02
520	24	7,193	4094,30	2,276	0,62	2,66E-06	4,23	6,81
420	26	7,196	5069,13	2,291	0,50	3,24E-06	6,65	10,14
Modelo Lang								
$S(W/m^2)$	$T(^{\circ}C)$	$R_s(\Omega)$	$R_{sh}(\Omega)$	n	$I_{ph}(A)$	$I_{sat}(A)$	EMAPN (%)	NRMSD (%)
1236	34	8,049	1512,84	2,191	1,47	2,81E-06	1,65	2,04
1074	28	8,049	1741,03	2,191	1,28	1,53E-06	4,69	5,31
929	44	8,049	2012,77	2,191	1,11	7,39E-06	3,02	4,07
673	43	8,049	2778,40	2,191	0,80	6,73E-06	5,10	7,21
520	24	8,049	3595,90	2,191	0,62	1,00E-06	4,38	6,74
420	26	8,049	4452,06	2,191	0,50	1,24E-06	6,31	9,74
Modelo Aly								
$S(W/m^2)$	$T(^{\circ}C)$	$R_s(\Omega)$	$R_{sh}(\Omega)$	n	$I_{ph}(A)$	$I_{sat}(A)$	EMAPN (%)	NRMSD (%)
1236	34	7,705	1612,74	1,986	1,20	2,59E-06	18,29	22,10
1074	28	8,124	1898,81	2,007	0,97	1,17E-06	17,30	22,13
929	44	8,212	2140,28	1,658	0,49	1,56E-07	34,42	50,38
673	43	8,255	2474,59	1,658	0,34	8,13E-08	34,72	52,19
520	24	8,462	2974,83	2,002	0,41	-6,14E-08	25,39	37,42
420	26	8,038	3120,28	1,969	0,32	5,17E-08	16,87	26,11

Fonte: O Autor (2023).

representar as curvas I-V's dos módulos em diversas condições de temperatura e irradiância. Na segunda fase, os mesmos modelos são utilizados, contudo é aplicado um conjunto bem mais amplo de condições ambientais, conforme a Figura 13, para aumentar o esforço sobre os modelos e identificar qual possui a melhor capacidade de generalização. A metodologia nesta fase consiste em aplicar dezenas de condições climáticas nos modelos e avaliar EMPAN para cada modelo.

Os resultados obtidos para os modelos em relação a tecnologia de silício monocristalino estão expressos na Tabela 32. Ao analisar a média, o modelo de Silva 3 (com DSO) e modelo de Silva 2 (com GCPSO) obtém melhores resultados com relação aos demais. Contudo, o modelo de Lu apresenta um menor desvio padrão, tornando-se um modelo interessante pelo fato dos resultados de máximo e mínimo serem próximos, ou seja, é um modelo consistente. Em geral, o modelo de Zhang 2, Silva 2, Silva 3 e Lu tiveram um desempenho similar.

Tabela 32 – Resultados da validação dos modelos (EMAPN) para a tecnologia de x-Si.

Modelo	mínimo	média	máximo	desvio padrão
Silva 1	0,1701	1,3625	4,6562	1,1305
Silva 2	0,2501	1,0752	3,6736	0,9271
Silva 3	0,2458	1,0674	3,6443	0,9191
Zhang 1	0,3884	1,1305	2,6860	0,5437
Zhang 2	0,1696	1,1063	3,4155	0,7844
Lu	0,4831	1,1064	2,4710	0,4915
Lang	1,4075	2,0275	2,8674	0,4093
Wang	2,0673	3,6811	5,0781	0,7000
Aly	6,2024	16,0459	20,1502	3,0887

Fonte: O Autor (2023).

Os resultados para tecnologia de silício policristalino estão expressos na Tabela 33. O modelo de Silva, independente do algoritmo de otimização, possui os melhores valores de média de EMAPN. Apesar do excelente desempenho de Silva, Zhang também apresenta médias de mesma ordem de grandeza e com mínimos e máximos inferiores do que Silva.

Para concluir a análise das tecnologias avaliadas, os resultados dos modelos na representação do módulo de telureto de cádmio estão expostos na Tabela 34. Esta tecnologia foi a que mais desafiadora em termos de capacidade de representação dos modelos avaliados. Ainda assim, o modelo de Silva apresentou os melhores resultados ficando com EMAPN médio de 1,18%.

Por fim, os valores médios de EMAPN presentes nas Tabelas 32, 33 e 34 foram ranqueados, formando a Tabela 35, que ilustra as performances de cada modelo. Portanto, é nítido que o modelo de Silva 3 (DSO) conseguiu se sobressair como modelo mais fidedigno para as tecnologias avaliadas. Além disso, novamente o modelo de Aly apresentou o pior desempenho global entre todos os modelos avaliados.

Tabela 33 – Resultados da validação dos modelos (EMAPN) para a tecnologia de m-Si.

Modelo	mínimo	média	máximo	desvio padrão
Silva 1	0,1203	0,5309	9,3242	0,9397
Silva 2	0,1212	0,5302	9,3332	0,9404
Silva 3	0,1218	0,5289	9,3330	0,9411
Zhang 1	0,0771	0,5381	9,1684	0,9225
Zhang 2	0,0847	0,5633	9,1906	0,9180
Lu	0,7025	1,8789	10,9762	0,9936
Lang	0,8733	1,9511	10,2882	0,8925
Wang	1,2304	2,6003	9,8796	0,8779
Aly	0,8787	5,0416	43,2297	6,1136

Fonte: O Autor (2023).

Tabela 34 – Resultados da validação dos modelos (EMAPN) para a tecnologia de CdTe.

Modelo	mínimo	média	máximo	desvio padrão
Silva 1	0,2179	1,1885	3,5709	0,6646
Silva 2	0,2312	1,1902	3,5830	0,6618
Silva 3	0,2291	1,1854	3,5869	0,6624
Zhang 1	1,2120	4,5516	7,2591	1,3550
Zhang 2	0,4766	2,3662	4,8781	1,4113
Lu	1,8222	2,3404	3,4161	0,3106
Lang	3,9800	7,4000	9,6244	1,3029
Wang	4,4470	8,1698	10,5756	1,3541
Aly	0,2107	5,2171	17,9529	3,7246

Fonte: O Autor (2023).

3.5 CONCLUSÃO

Neste capítulo, é apresentada uma revisão geral dos modelos globais não-lineares para módulos FV. Primeiramente, são discutidos circuitos básicos representativos, indicando qual

Tabela 35 – Ranque do desempenho dos modelos por tecnologia (em função da média do EMAPN).

Modelos	x-Si	m-Si	CdTe	Geral
Silva 1 (PS)	6	3	2	3
Silva 2 (GCPSO)	2	2	3	2
Silva 3 (DSO)	1	1	1	1
Zhang 1	5	4	6	6
Zhang 2	3	5	5	4
Lu	4	6	4	5
Lang	7	7	8	7
Wang	8	8	9	8
Aly	9	9	7	8

Fonte: O Autor (2023).

deve servir de referência e nortear este trabalho. Em seguida, são apresentados os critérios de avaliação e a função objetivo para equalizar a comparação entre os modelos.

Na sequência, é vista uma apresentação resumida dos modelos de um diodo capazes de adaptar os parâmetros internos do SDM, mostrando a relevância de retratar o comportamento de um módulo FV em condições distintas de irradiância e temperatura. Por esta razão, realizou-se a comparação dos modelos matemáticos mais adequados para a representação do módulo FV e a influência de todos os parâmetros presentes no circuito equivalente, modelando assim o comportamento das curvas características I-V e P-V.

O modelo proposto por (SILVA, 2019) foi objeto de uma investigação aprofundada e inovadora, tendo sido avaliados diversos algoritmos de otimização. Destes, o GCPSO e DSO foram escolhidos para comparação com o algoritmo original de Silva, PS. A comparação revelou que o algoritmo DSO apresentou desempenho superior aos demais, indicando que ainda havia margem de melhoria no modelo original. Essa melhoria foi suficiente para mantê-lo como o melhor modelo MGNL para módulos FV atualmente disponível na literatura.

Por fim, os modelos globais não-lineares são validados através de curvas experimentais oriundas de três módulos de tecnologias diferentes, com o objetivo de demonstrar a versatilidade dos modelos. A validação é realizada com um número significativo de curvas para reduzir o viés em pontos operacionais específicos. Nesta configuração, o modelo de Silva alcança os melhores resultados em EMAPN, especialmente quando o DSO é usado como algoritmo de otimização.

4 PROPOSTA DE UM MODELO GLOBAL NÃO-LINEAR HÍBRIDO

Este capítulo discorre sobre aspectos relacionados à modelagem para módulos fotovoltaicos, com o objetivo de compreender melhor do comportamento desses parâmetros sob variações de irradiância e temperatura. Conforme explicado nos capítulos anteriores, estes parâmetros são influenciados pelas condições ambientais e, apesar da grande complexidade, suas tendências podem ser incluídas no modelo, para torná-lo o mais próximo possível do módulo fotovoltaico real. Dessa forma, é proposto um novo modelo baseado em um diodo.

Primeiramente, estrutura-se a metodologia aplicada ao novo modelo, incorporando ideias de modelos anteriores. Em seguida, é proposto para cada módulo um conjunto de equações que modelam o comportamento de seus parâmetros. Por fim, os melhores resultados do novo modelo são obtidos a partir das curvas NREL e comparados com o modelo com melhor performance do capítulo anterior.

4.1 MODELO ADAPTÁVEL COM POVOAMENTO SUPERFICIAL (MAPS)

O novo modelo é formulado combinando as principais ideias fornecidas pelos modelos de Aly e de Silva, procurando manter suas principais contribuições.

As contribuições de (SILVA, 2019) estão em como o modelo extrai os parâmetros da curva de referência, pois a partir das equações utilizadas por ele são montados os conjuntos de parâmetros. Outra contribuição está na forma como utiliza-se do método de Newton-Raphson para obter a curva I-V estimada.

Por outro lado, apesar do modelo de (ALY; AHZI; BARTH, 2019) não apresentar os melhores resultados, conforme visto no capítulo anterior, utilizou-se a ideia de transformar um conjunto de parâmetros em uma função polinomial para representar os efeitos de irradiância e temperatura no SDM. No entanto, é proposta uma nova abordagem, em que o ajuste polinomial será executado em uma superfície formada pelos efeitos das condições climáticas.

4.2 ESTRUTURANDO A METODOLOGIA

Desta forma, a estrutura do novo modelo é organizada em dois pilares principais: construção do conjunto de parâmetros e ajustes polinomiais.

4.2.1 Conjunto de parâmetros

O primeiro passo da estruturação do modelo é determinar quais são os parâmetros de entrada do algoritmo de otimização. Em vista disso, três conjuntos de teste diferentes de variáveis de entrada são otimizados:

- R_s e R_{sh} (n fixo): para esta opção, R_s e R_{sh} são variáveis de entrada, I_{sat} e I_{ph} são calculados pelas Equações 18 e 17, e o fator de idealidade é constante para qualquer condição ambiental e utilizado os disponibilizados pelo NREL;
- R_s , R_{sh} e n (n variável): para esta opção, R_s , R_{sh} e n são variáveis de entrada e I_{sat} e I_{ph} são calculados pelas Equações 18 e 17;
- Todos os 5 parâmetros do SDM são variáveis de entrada.

Nesta análise, optou-se por utilizar dois algoritmos de otimização para verificar o desempenho do novo modelo: PS e GCPSO. Visto que o DSO apesar de obter melhores resultados no capítulo anterior, requer mais esforço computacional do que o PS e GCPSO.

Ademais, a função objetivo é modificada para o EMAPN, uma vez que o rastreamento do conjunto de pontos é feito individualmente para cada curva, e é de suma importância para o próximo passo que os erros sejam normalizados para diferentes pontos de operação.

Então, as três tecnologias escolhidas neste trabalho são avaliadas para os diferentes conjuntos de variáveis e a média dos EMAPN's das curvas avaliadas são representadas na Tabela 36. Nota-se que nos resultados obtidos por "n variável" são superiores aos demais conjuntos avaliados.

Tabela 36 – Conjuntos de variáveis versus média dos EMAPN's.

Tecnologia	n Fixo		n Variável		Tudo Variável	
	PS	GCPSO	PS	GCPSO	PS	GCPSO
x-Si	0,003447	0,003447	0,000426	0,000419	0,005642	0,000903
m-Si	0,002711	0,002711	0,000829	0,000807	0,016165	0,001140
CdTe	0,008826	0,008825	0,001503	0,001485	0,049266	0,001655

Fonte: O Autor (2023).

Além disso, percebe-se que os resultados obtidos para um fator de idealidade não fixo se adequa melhor do que assumi-lo constante. Outra ressalva importante, é que o aumento de variáveis de entrada eleva o esforço computacional do processo de extração de parâmetros e pode até ocasionar convergências prematuras, como pode-se observar no algoritmo de PS. Portanto, a utilização de três variáveis de entrada ganha em esforço computacional e em erro. Por esta razão, o padrão que será adotado neste modelo é a segunda opção.

4.2.2 Ajuste polinomial e criação do plano

Em seguida, é realizada a etapa de ajuste polinomial. De acordo com (ALY; AHZI; BARTH, 2019), essa etapa envolve a construção de dois polinômios através do ajuste de curva, um para representar os efeitos da irradiância e outro para representar os efeitos da temperatura. Esses dois polinômios são combinados usando uma função para obter uma representação completa dos efeitos.

Diferente do modelo de Aly, o ajuste polinomial deste trabalho forma uma superfície, ou seja, as influências das condições climáticas são investigadas ao mesmo tempo. Contudo, o método herdará o tratamento em pu na irradiância e temperatura, e são escolhidos os valores de STC como referência.

A superfície é gerada pela função *fit*, presente no *MATLAB*, que tem como entrada S_{pu} , T_{pu} , um dos parâmetro do SDM e a ordem do polinômio formado, considerando a maior ordem possível forma-se um polinômio no formato da Equação 99.

$$P(x, y) = \sum_{i=0}^{i=5} p_{(i,0)}x^i + \sum_{i=0}^{i=4} p_{(i,1)}x^i y + \sum_{i=0}^{i=3} p_{(i,2)}x^i y^2 + \sum_{i=0}^{i=2} p_{(i,3)}x^i y^3 + \sum_{i=0}^{i=1} p_{(i,4)}x^i y^4 + p_{(0,5)}y^5 \quad (99)$$

Onde, x e y representam S_{pu} e T_{pu} , respectivamente; $p(i, ii)$ são os coeficientes do polinômio, em que i e ii são índices que representam a ordem para S_{pu} e T_{pu} . Quando não é necessário representar o polinômio com todas as ordens elimina-se os termos de S_{pu} , T_{pu} que não representam o plano.

Na construção da segunda etapa, foram utilizadas curvas experimentais do módulo de m-Si juntamente com seus parâmetros obtidos na primeira etapa. E aplicou-se as curvas de validação da Figura 1 para obtenção do EMAPN médio com um menor numero de curvas I-V's na formação do plano característico.

Na construção da segunda etapa, foram utilizadas curvas experimentais do módulo de m-Si e os parâmetros obtidos a partir delas, como explicado na primeira etapa. Para obter o EMAPN médio com um menor número de curvas I-V na formação do plano característico, foram aplicadas as curvas de validação da Figura 13.

Assim, três metodologias teste foram avaliadas:

- Ranqueamento incremental (RI);
- Povoamento com coeficientes fixos (PCF);
- Povoamento com coeficientes adaptáveis (PCA);

A primeira abordagem consiste em utilizar trinta curvas experimentais ordenadas crescentemente pelo EMAPN e incrementar cinco curvas até chegar ao limite de 1000 curvas. Para o ajuste polinomial, são utilizados índices de ordem igual a 5.

Já no segundo processo, além do incremento por número de curvas, é realizado um ranqueamento por faixas de S_{pu} para povoar o plano característico dos parâmetros do SDM. A faixa inicial começa em 0,05 e vai até 0,2 em passos de 0,01. Se o número de curvas solicitado em uma determinada faixa for maior do que o número presente de curvas naquela faixa, as curvas serão descartadas para manter a qualidade do plano. Neste caso, o número inicial de curvas é de 5 por faixa até chegar em 50 curvas por faixa, com incremento unitário. Os índices de ordem polinomial são mantidos em 5.

Por fim, o terceiro procedimento é igual ao segundo, mas com ordens polinomiais adap-

tativas. Isso significa que um algoritmo é utilizado para identificar a melhor ordem polinomial capaz de construir uma superfície superior para representar o conjunto de pontos escolhidos.

Sabe-se que o limite máximo de ordem polinomial é 5, e o limite inferior é de 1. Então, um algoritmo de otimização realiza o rastreamento da ordem ótima realizando variações inteiras de 10 ordens distintas, correspondente a cada superfícies formadas pelo SDM. A minimização deste problema de otimização é obtida pelo EMAPN dos pontos utilizados para formar o plano, ou seja, o algoritmo obtém os melhores índices polinomiais que formam o plano ótimo para cada parâmetro.

Então, as três metodologias são válidas e seus melhores resultados em função de EMAPN são visualizados na Tabela 37. Consta-se que o PCA, além de minimizar o EMAPN, reduziu a quantidade de curvas utilizadas no plano. Portanto, sendo a metodologia adotada neste trabalho.

Tabela 37 – Comparativo metodologias de ajuste polinomial.

Metodologia	Mínimo	Média	Máximo	Desvio padrão	N° de Curvas
RI	0,0770	0,6300	10,8825	1,0817	995
PCF	0,0804	0,4624	11,0723	1,0908	750
PCA	0,0780	0,3453	1,1228	0,2346	240

Fonte: O Autor (2023).

Neste trabalho, opta-se por utilizar o PCA através do rastreamento de faixas e curvas experimentais de forma incremental até achar os melhores resultados. Contudo, utilizar essa metodologia cria um esforço computacional adicional. Portanto, caso seja preferível, pode-se fixar a quantidade de curvas e faixas que utilizará em sua modelagem. Desse modo, reduzindo o esforço feito pelo rastreamento.

4.2.3 Validação do processo

Em seguida, um conjunto de curvas I-V's em diferentes pontos de operação, que não fazem parte da formação do plano, são utilizados para validar o modelo. Com isso, as superfícies geradas fornecem os parâmetros para cada condição. Então, de posse dos parâmetros do SDM é possível realizar as validações do mesmo, obtendo as curvas características de I-V e P-V.

No entanto, a equação que rege o comportamento do SDM é transcendental, isto é, não é possível isolar I em função de V. Portanto, não há uma forma explícita da corrente de saída e técnicas numéricas devem ser utilizadas para resolver o problema. Devido, a complexidade do problema, o método de Newton-Raphson é aplicado para obter a Equação 100.

$$I^{k+1} = I^k - \frac{g(I^k)}{g'(I^k)} \quad (100)$$

O processo para resolver a equação é herdada do modelo de (SILVA, 2019). Em que, a tolerância de $\Delta I = |I^{k+1} - I^k| = 10^{-6}A$ foi definida como critério de convergência, ou seja,

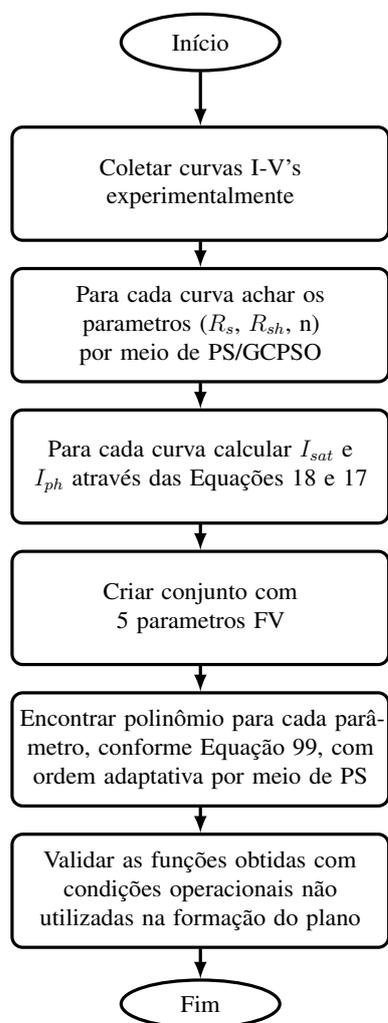
quando I^{k+1} estiver convergindo, $g(I^{k+1}) \approx 0$.

Para gerar os pontos I-V do módulo fotovoltaico, os valores iniciais de tensão e corrente precisam ser fornecidos para que o modelo funcione corretamente. Para a corrente, considera-se um valor inicial igual à I_{ph} , logo os seguintes valores de corrente são calculados a partir dos valores de corrente convergentes nas interações anteriores. Em relação a tensão, um vetor linear espaçado de 0 até 150% de V_{oc} no STC, parando de interagir quando a corrente fosse negativa.

Por fim, o processo de validação, além de retornar as curvas I-V's geradas, também fornece o EMAPN para cada condição avaliada, formando um conjunto para análise de mínimo, média, máximo e desvio padrão dos EMAPN's obtidos.

Com todas as etapas definidas, a Figura 36, o processo iterativo é representado no fluxograma do MAPS.

Figura 36 – Fluxograma do MAPS.



Fonte: O Autor (2023).

4.3 APLICAÇÃO DO NOVO MODELO

Com a metodologia para o novo modelo estabelecida os melhores resultados para cada tecnologia para os diferentes algoritmos de otimização são expostos nesta seção.

Inicialmente, a primeira tecnologia a ser avaliada é o x-Si. Para o PS, seu melhor desempenho utiliza 266 curvas I-V's e os parâmetros do SDM formam polinômios que possuem o maior índice de ordem possível para as duas condições climáticas. Portanto, o plano formado possui todos os coeficientes polinomiais possíveis, conforme pode ser visto na Tabela 38.

Tabela 38 – Coeficientes da superfície formado pelo PS para o módulo de x-Si.

Coeficientes	Rs	Rsh	n	Isat	Iph
p00	-0,8882	-2125	4,351	-2,3E-05	-2,027
p10	-1,685	21760	9,928	0,000133	0,6706
p01	4,044	2223	-14,13	3,82E-05	7,983
p20	-20,1	24240	26,5	-0,0002	41,24
p11	20,51	-75840	-47,16	-0,00021	-21,52
p02	-8,984	10720	27,77	-2,1E-05	-6,339
p30	11,3	36940	-11,55	0,000194	-25,53
p21	21,12	-84790	-37,22	0,000172	-40,24
p12	-26,58	101300	60,65	0,000149	34,44
p03	8,843	-18740	-25,69	1,62E-06	-0,09286
p40	-7,915	7308	16,67	-0,00018	55,43
p31	0,8758	-55070	-17,59	-1,6E-05	-61,48
p22	-12,77	81920	35,61	-7,3E-05	58,98
p13	13,58	-60920	-34,93	-5,2E-05	-28,23
p04	-3,892	11200	11,38	2,1E-06	2,514
p50	3,033	7733	-5,294	-5,3E-05	2,511
p41	-1,513	-24710	0,5223	0,000189	-34,83
p32	0,562	39150	6,138	-0,00011	44,11
p23	2,319	-32330	-10,21	4,03E-05	-27,65
p14	-2,391	15230	7,375	3,75E-06	9,057
p05	0,6274	-2451	-1,943	-3,4E-07	-0,9161

Fonte: O Autor (2023).

Já o GCPSO, obtém seus melhores resultados utilizando 252 curvas I-V's. O que resulta no conjunto de índices relacionados a ordem de cada parâmetros, que são:

- $R_s(S_{pu}, T_{pu}) = \sum_{i=0}^{i=5} p(i,0)S_{pu}^i + \sum_{i=0}^{i=4} p(i,1)S_{pu}^i T_{pu}$
- $R_{sh}(S_{pu}, T_{pu}) = \sum_{i=0}^{i=1} p(i,0)S_{pu}^i + \sum_{i=0}^{i=1} p(i,1)S_{pu}^i T_{pu}$
- $n(S_{pu}, T_{pu}) = \sum_{i=0}^{i=5} p(i,0)S_{pu}^i + \sum_{i=0}^{i=4} p(i,1)S_{pu}^i T_{pu}$
- $I_{sat}(S_{pu}, T_{pu}) = \sum_{i=0}^{i=5} p(i,0)S_{pu}^i + \sum_{i=0}^{i=4} p(i,1)S_{pu}^i T_{pu} + \sum_{i=0}^{i=3} p(i,2)S_{pu}^i T_{pu}^2$
- $I_{ph}(S_{pu}, T_{pu}) = \sum_{i=0}^{i=4} p(i,0)S_{pu}^i + \sum_{i=0}^{i=4} p(i,1)S_{pu}^i T_{pu}$

E os coeficientes que formam essas superfícies estão representados na Tabela 39.

Tabela 39 – Coeficientes da superfície formado pelo GCPSO para o módulo de x-Si.

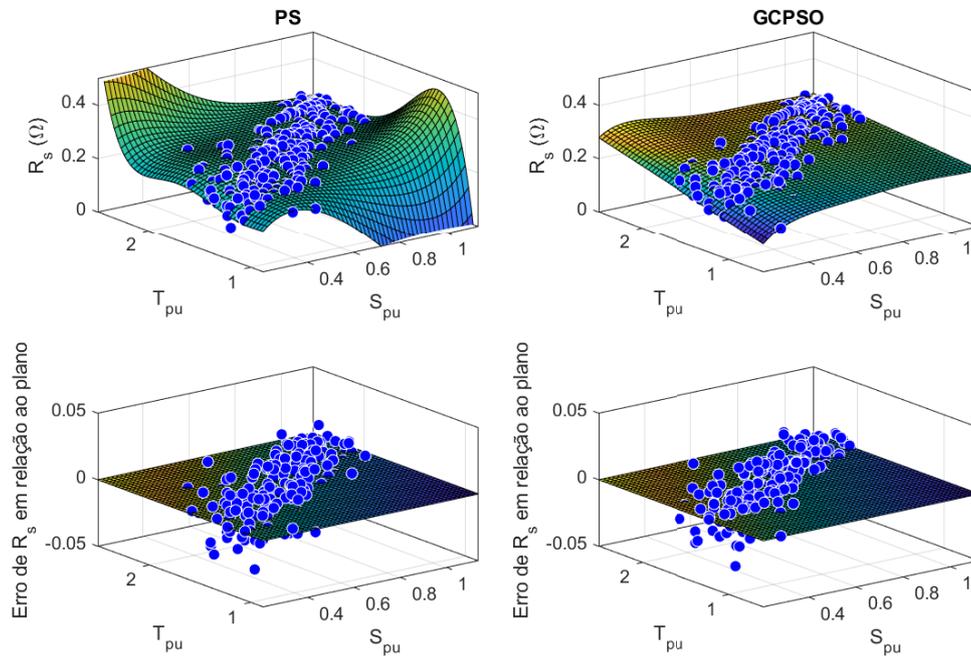
Coeficientes	Rs	Rsh	n	Isat	Iph
p00	-0,3472	824	1,584	6,624E-07	0,6167
p10	3,451	-635	-2,348	-0,00000336	-0,9868
p01	0,1004	112,6	0,2064	0,000002048	0,1284
p20	-9,867	0	11,82	0,00002322	14,44
p11	0,03305	0	-2,445	-0,00002386	0,03816
p02	0	0	0	-7,022E-07	0
p30	14,52	0	-23,15	-0,00008143	-13,47
p21	-0,5292	0	5,963	0,00006716	-0,5649
p12	0	0	0	0,000008832	0
p03	0	0	0	0	0
p40	-10,47	0	20,18	0,00008679	4,137
p31	0,6758	0	-5,926	-0,00004161	0,5057
p22	0	0	0	-0,00002681	0
p13	0	0	0	0	0
p04	0	0	0	0	0
p50	2,919	0	-6,545	-0,000009317	0
p41	-0,2502	0	2,128	-0,00002212	0
p32	0	0	0	0,00002436	0
p23	0	0	0	0	0
p14	0	0	0	0	0
p05	0	0	0	0	0

Fonte: O Autor (2023).

Portanto, foram formados planos para os cinco parâmetros do SDM nos dois algoritmos de otimização. As Figuras 37-41 ilustram os resultados obtidos para cada parâmetro. Observou-se que em algumas regiões os planos formados apresentam distorções, porém, essas condições ocorrem em altas temperaturas com baixas irradiâncias, assim como em altas irradiâncias para baixas temperaturas, condições que dificilmente ocorrerão devido à localidade em que o módulo está instalado.

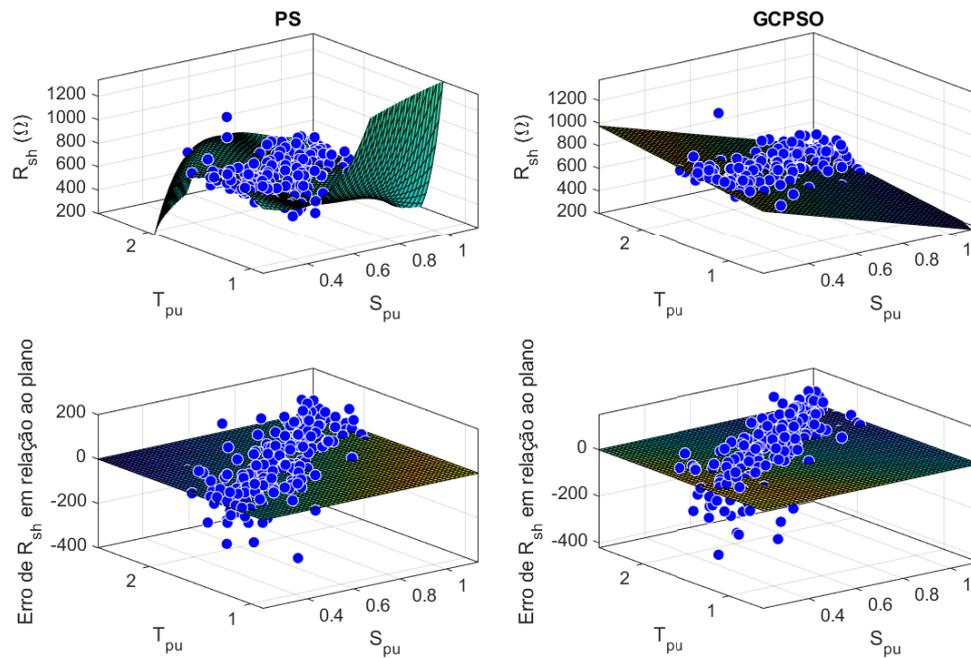
Em geral, os planos formados para um mesmo parâmetro pelos dois algoritmos de otimização se assemelham na região das condições climáticas onde os parâmetros foram extraídos, como pode ser observado no erro valores dos parâmetros em relação ao plano formado, tal situação que se repete para as demais tecnologias avaliadas neste trabalho. Esses resultados sugerem que os planos são consistentes e confiáveis para a faixa de condições climáticas avaliadas e podem ser utilizados no desenvolvimento de um MGNL.

Figura 37 – Os planos de R_s par o módulo x-Si e seus erros associados.



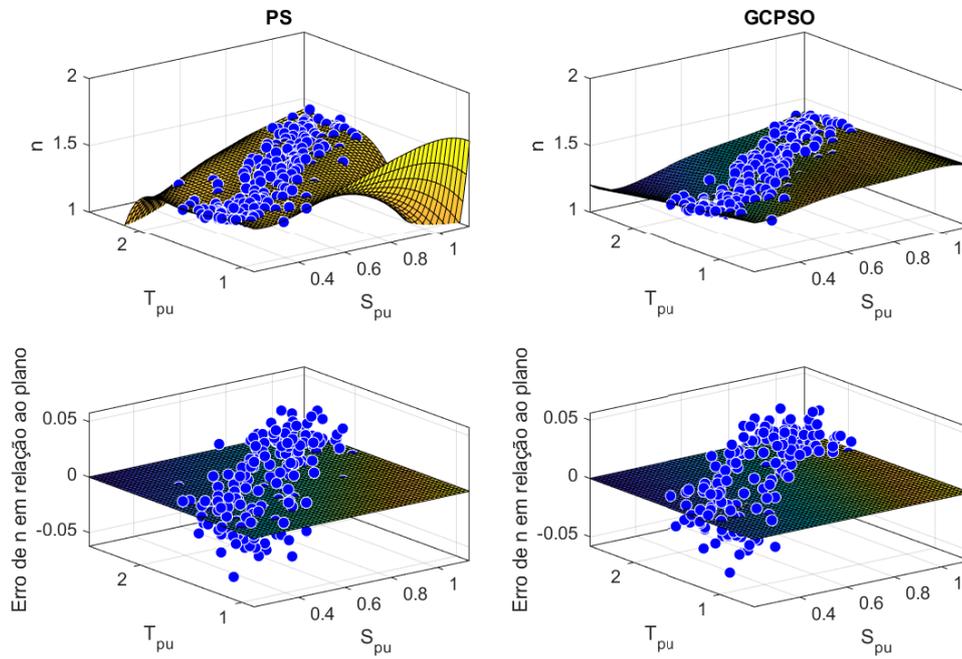
Fonte: O Autor (2023).

Figura 38 – Os planos de R_{sh} par o módulo x-Si e seus erros associados.



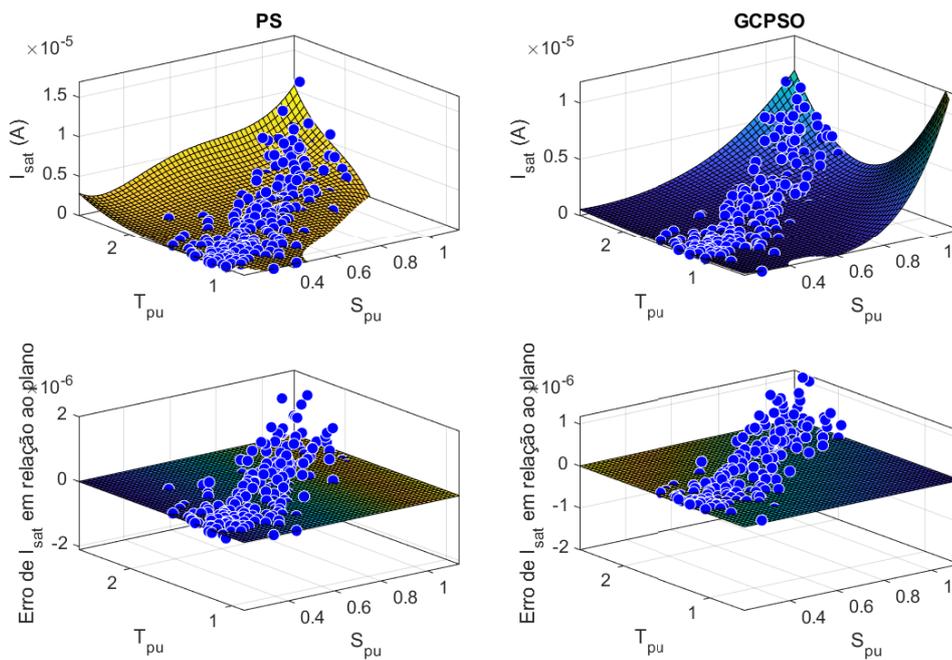
Fonte: O Autor (2023).

Figura 39 – Os planos de n par o módulo x-Si e seus erros associados.



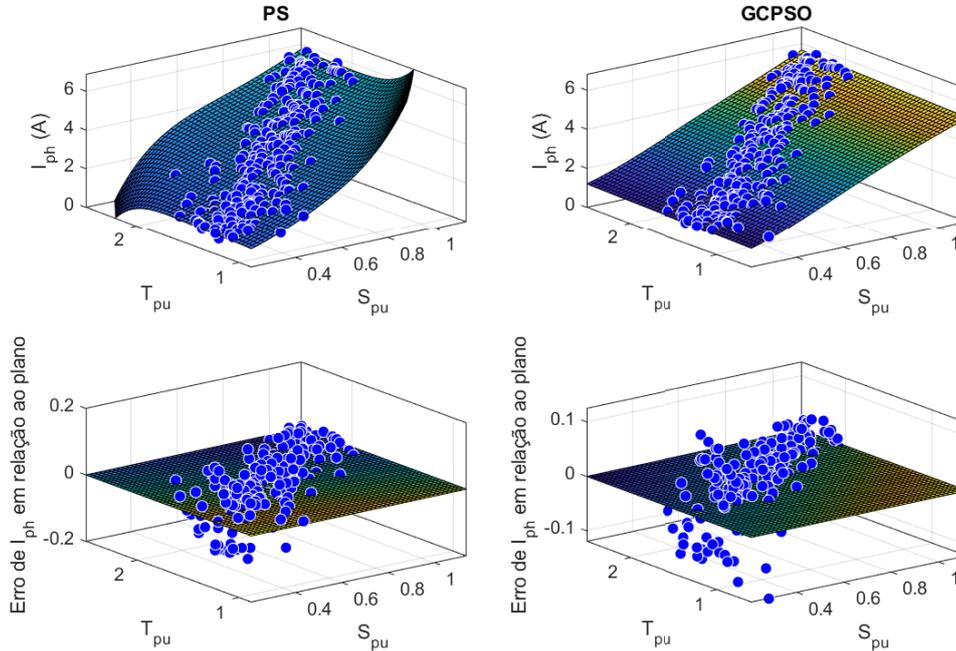
Fonte: O Autor (2023).

Figura 40 – Os planos de I_{sat} par o módulo x-Si e seus erros associados.



Fonte: O Autor (2023).

Figura 41 – Os planos de I_{ph} par o módulo x-Si e seus erros associados.



Fonte: O Autor (2023).

No módulo de m-Si, ambos os algoritmos de otimização acharam o melhor resultado com mesmo conjunto de curvas, 240 curvas I-V's. Contudo, os índices obtidos para formação do plano foram diferentes.

Para o PS, os índices obtidos que formam os planos, são:

- $R_s(S_{pu}, T_{pu}) = \sum_{i=0}^{i=3} p(i,0)S_{pu}^i + \sum_{i=0}^{i=2} p(i,1)S_{pu}^i T_{pu}$
- $R_{sh}(S_{pu}, T_{pu}) = \sum_{i=0}^{i=5} p(i,0)S_{pu}^i + \sum_{i=0}^{i=4} p(i,1)S_{pu}^i T_{pu}$
- $n(S_{pu}, T_{pu}) = \sum_{i=0}^{i=4} p(i,0)S_{pu}^i + \sum_{i=0}^{i=4} p(i,1)S_{pu}^i T_{pu} + \sum_{i=0}^{i=3} p(i,2)S_{pu}^i T_{pu}^2 + \sum_{i=0}^{i=2} p(i,3)S_{pu}^i T_{pu}^3 + \sum_{i=0}^{i=1} p(i,4)S_{pu}^i T_{pu}^4 + p(0,5)T_{pu}^5$
- $I_{sat}(S_{pu}, T_{pu}) = \sum_{i=0}^{i=5} p(i,0)S_{pu}^i + \sum_{i=0}^{i=4} p(i,1)S_{pu}^i T_{pu} + \sum_{i=0}^{i=3} p(i,2)S_{pu}^i T_{pu}^2$
- $I_{ph}(S_{pu}, T_{pu}) = \sum_{i=0}^{i=4} p(i,0)S_{pu}^i + \sum_{i=0}^{i=3} p(i,1)S_{pu}^i T_{pu}$

Já o GCPSO, obtém o seu melhor resultado com outro conjunto de índices:

- $R_s(S_{pu}, T_{pu}) = \sum_{i=0}^{i=4} p(i,0)S_{pu}^i + \sum_{i=0}^{i=3} p(i,1)S_{pu}^i T_{pu} + \sum_{i=0}^{i=2} p(i,2)S_{pu}^i T_{pu}^2 + \sum_{i=0}^{i=1} p(i,3)S_{pu}^i T_{pu}^3$
- $R_{sh}(S_{pu}, T_{pu}) = \sum_{i=0}^{i=4} p(i,0)S_{pu}^i + \sum_{i=0}^{i=3} p(i,1)S_{pu}^i T_{pu} + \sum_{i=0}^{i=2} p(i,2)S_{pu}^i T_{pu}^2 + \sum_{i=0}^{i=1} p(i,3)S_{pu}^i T_{pu}^3$
- $n(S_{pu}, T_{pu}) = \sum_{i=0}^{i=4} p(i,0)S_{pu}^i + \sum_{i=0}^{i=3} p(i,1)S_{pu}^i T_{pu} + \sum_{i=0}^{i=2} p(i,2)S_{pu}^i T_{pu}^2 + \sum_{i=0}^{i=1} p(i,3)S_{pu}^i T_{pu}^3$
- $I_{sat}(S_{pu}, T_{pu}) = \sum_{i=0}^{i=4} p(i,0)S_{pu}^i + \sum_{i=0}^{i=3} p(i,1)S_{pu}^i T_{pu} + \sum_{i=0}^{i=2} p(i,2)S_{pu}^i T_{pu}^2 + \sum_{i=0}^{i=1} p(i,3)S_{pu}^i T_{pu}^3 + p(0,4)T_{pu}^4$
- $I_{ph}(S_{pu}, T_{pu}) = \sum_{i=0}^{i=2} p(i,0)S_{pu}^i + \sum_{i=0}^{i=2} p(i,1)S_{pu}^i T_{pu} + \sum_{i=0}^{i=2} p(i,2)S_{pu}^i T_{pu}^2 + \sum_{i=0}^{i=2} p(i,3)S_{pu}^i T_{pu}^3 + \sum_{i=0}^{i=1} p(i,4)S_{pu}^i T_{pu}^4 + p(0,5)T_{pu}^5$

As Tabelas 40 e 41 apresentam os coeficientes que formam as superfícies utilizando o PS e GCPSO. De posse do polinômio que representa as características do modelo para diferentes condições operacionais formam-se as superfícies referentes para cada um deles, como pode ser

Tabela 40 – Coeficientes da superfície formado pelo PS para o módulo de m-Si.

Coeficientes	Rs	Rsh	n	Isat	Iph
p00	-0,1945	1731	2,62	0,000005	0,3447
p10	1,634	-3155	-2,112	-2,2E-05	2,225
p01	0,03834	-1946	-3,466	-1,1E-05	-0,1377
p20	-2,125	-16040	-0,4127	0,000027	6,067
p11	-0,04258	16780	3,943	0,000044	0,8326
p02	0	0	4,844	0,000009	0
p30	0,9318	71990	0,873	-1,7E-05	-5,739
p21	0,000358	-48950	4,032	-3,1E-05	-0,9908
p12	0	0	-7,154	-0,00004	0
p03	0	0	-2,744	0	0
p40	0	-94500	-6,367	0,000028	1,898
p31	0	57950	8,828	-4,1E-05	0,4075
p22	0	0	-9,24	0,000061	0
p13	0	0	6,755	0	0
p04	0	0	0,2667	0	0
p50	0	40730	0	-1,9E-05	0
p41	0	-24050	5,414	0,000037	0
p32	0	0	-8,636	-2,8E-05	0
p23	0	0	6,287	0	0
p14	0	0	-2,69	0	0
p05	0	0	0,1971	0	0

Fonte: O Autor (2023).

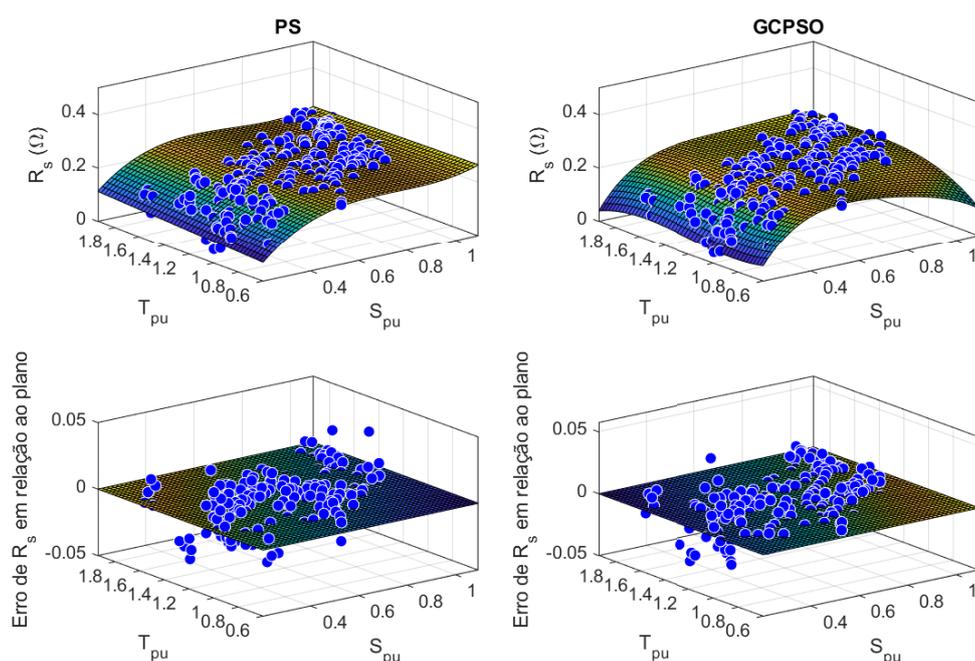
visualizado nas Figuras 42-46.

Observa-se que o comportamento do plano formado pelos mesmo pontos para ambos os algoritmos de otimização são bem análogos, somente a superfície construída para R_{sh} apresenta uma leve distorção entre os algoritmos. Assim como o módulo de x-Si, o módulo de m-Si terá planos que sofrem nas condições proibitivas já mencionadas, o que também irá ocorrer no módulo de CdTe.

Tabela 41 – Coeficientes da superfície formado pelo GCPSO para o módulo de m-Si.

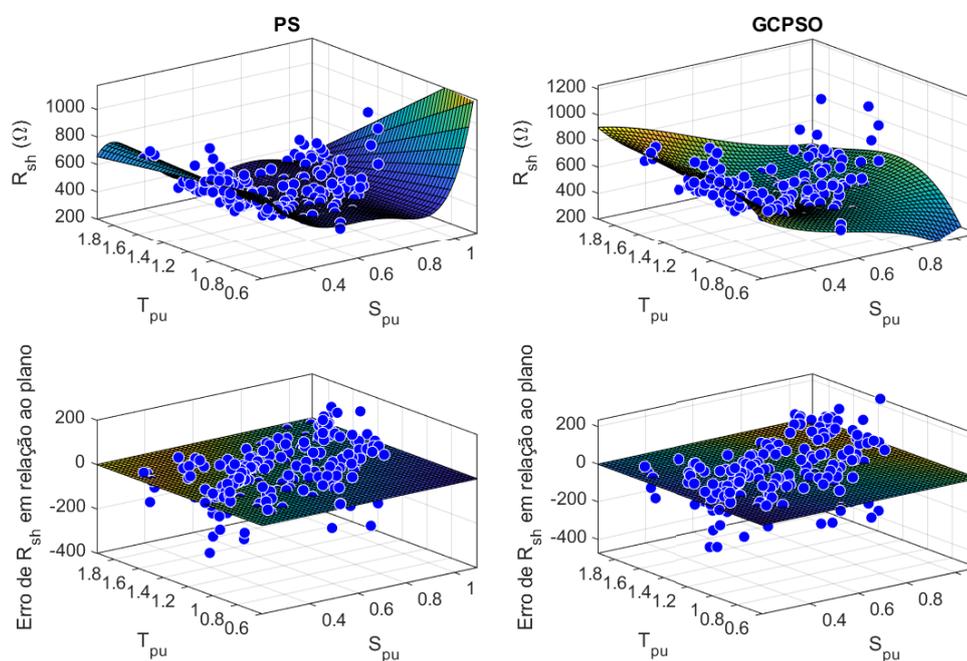
Coeficientes	R_s	R_{sh}	n	I_{sat}	I_{ph}
p00	-0,1394	-543,7	1,668	1E-07	-1,395
p10	3,127	1016	-1,893	-2,2E-06	3,555
p01	-0,7646	3889	0,4452	6,9E-07	6,072
p20	-6,513	720,5	2,584	1,09E-05	14,78
p11	0,4806	-7148	-0,0552	-7,9E-06	-12,72
p02	0,772	-2458	-0,4737	2,31E-06	-6,099
p30	5,103	-2814	-1,472	-1,2E-05	0
p21	0,8996	6144	-0,1964	4,95E-06	-33,35
p12	-0,877	2792	0,2508	2,3E-06	33,75
p03	-0,2305	433,1	0,1576	-1,9E-06	-1,314
p40	-1,73	-134,6	0,5205	1,32E-05	0
p31	0,1589	2040	-0,4199	-2,1E-05	0
p22	-0,4024	-3827	0,3916	1,57E-05	24,44
p13	0,3407	360,3	-0,1976	-5,8E-06	-26,04
p04	0	0	0	1,18E-06	3,993
p50	0	0	0	0	0
p41	0	0	0	0	0
p32	0	0	0	0	0
p23	0	0	0	0	-5,918
p14	0	0	0	0	6,465
p05	0	0	0	0	-1,296

Fonte: O Autor (2023).

Figura 42 – Os planos de R_s par o módulo m-Si e seus erros associados.

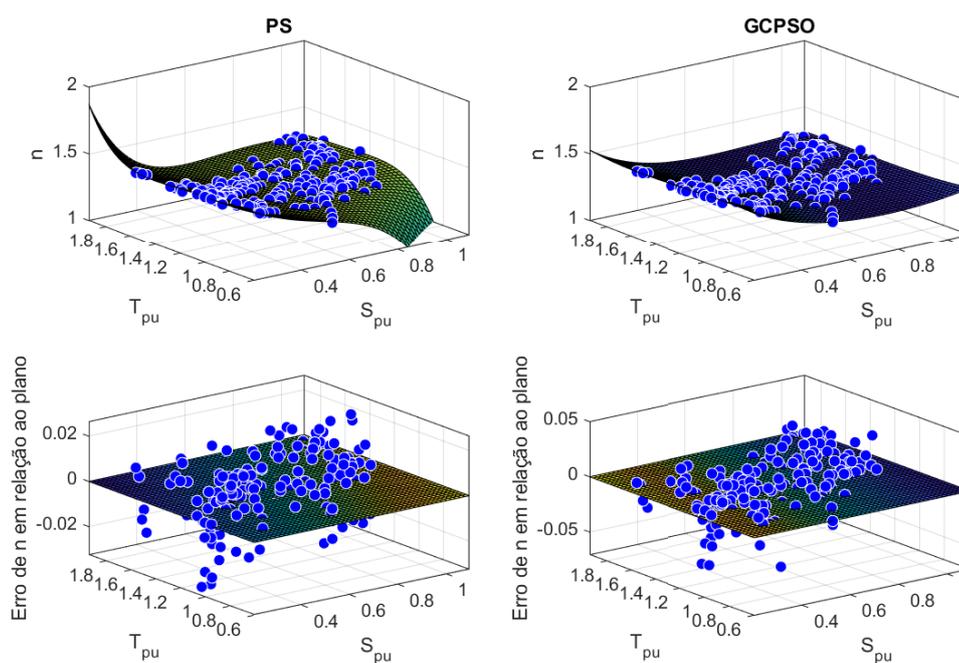
Fonte: O Autor (2023).

Figura 43 – Os planos de R_{sh} par o módulo m-Si e seus erros associados.



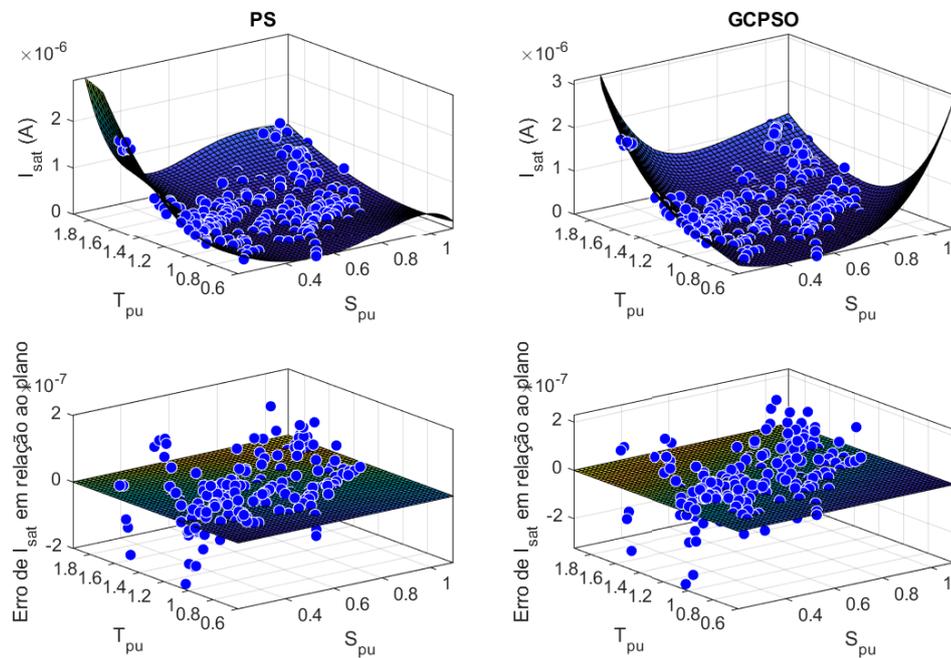
Fonte: O Autor (2023).

Figura 44 – Os planos de n par o módulo m-Si e seus erros associados.



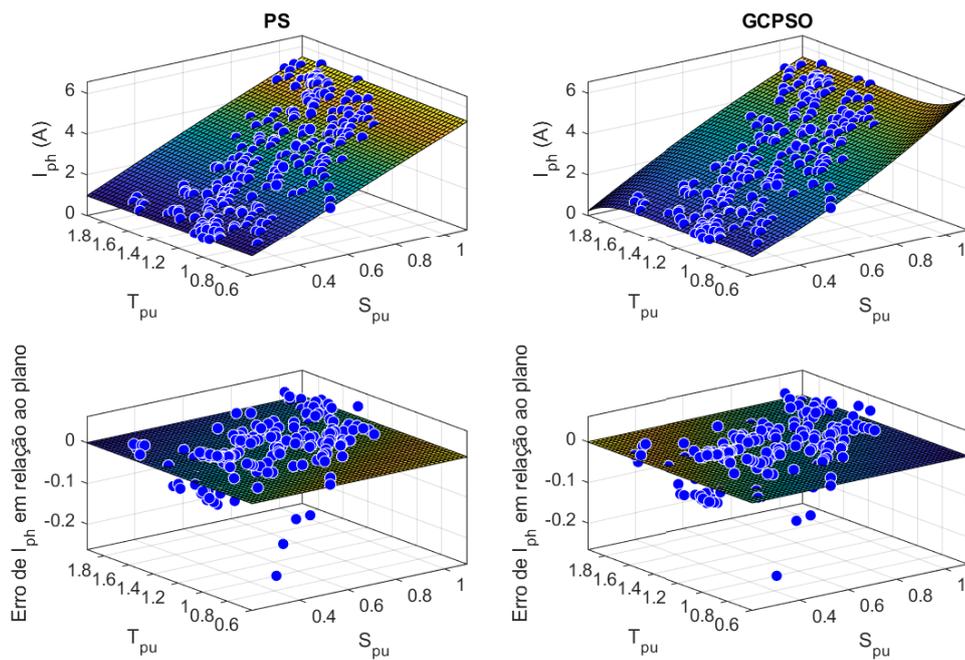
Fonte: O Autor (2023).

Figura 45 – Os planos de I_{sat} par o módulo m-Si e seus erros associados.



Fonte: O Autor (2023).

Figura 46 – Os planos de I_{ph} par o módulo m-Si e seus erros associados.



Fonte: O Autor (2023).

Por fim, o módulo de CdTe é modelado para ambos algoritmos de otimização. Em que os índices obtidos para o PS que formam os planos, são:

$$\begin{aligned}
 \bullet R_s(S_{pu}, T_{pu}) &= \sum_{i=0}^{i=3} p(i,0) S_{pu}^i + \sum_{i=0}^{i=2} p(i,1) S_{pu}^i T_{pu} \\
 \bullet R_{sh}(S_{pu}, T_{pu}) &= \sum_{i=0}^{i=2} p(i,0) S_{pu}^i + \sum_{i=0}^{i=2} p(i,1) S_{pu}^i T_{pu} + \sum_{i=0}^{i=2} p(i,2) S_{pu}^i T_{pu}^2 + \sum_{i=0}^{i=1} p(i,3) S_{pu}^i T_{pu}^3 + \\
 & p(0,4) T_{pu}^4 \\
 \bullet n(S_{pu}, T_{pu}) &= \sum_{i=0}^{i=5} p(i,0) S_{pu}^i + \sum_{i=0}^{i=4} p(i,1) S_{pu}^i T_{pu} + \sum_{i=0}^{i=3} p(i,2) S_{pu}^i T_{pu}^2 \\
 \bullet I_{sat}(S_{pu}, T_{pu}) &= \sum_{i=0}^{i=5} p(i,0) S_{pu}^i + \sum_{i=0}^{i=4} p(i,1) S_{pu}^i T_{pu} + \sum_{i=0}^{i=3} p(i,2) S_{pu}^i T_{pu}^2 \\
 \bullet I_{ph}(S_{pu}, T_{pu}) &= \sum_{i=0}^{i=5} p(i,0) S_{pu}^i + \sum_{i=0}^{i=4} p(i,1) S_{pu}^i T_{pu} + \sum_{i=0}^{i=3} p(i,2) S_{pu}^i T_{pu}^2
 \end{aligned}$$

Para o GCPSO, os índices obtidos que formam os planos, são:

$$\begin{aligned}
 \bullet R_s(S_{pu}, T_{pu}) &= \sum_{i=0}^{i=5} p(i,0) S_{pu}^i + \sum_{i=0}^{i=4} p(i,1) S_{pu}^i T_{pu} + \sum_{i=0}^{i=3} p(i,2) S_{pu}^i T_{pu}^2 \\
 \bullet R_{sh}(S_{pu}, T_{pu}) &= \sum_{i=0}^{i=5} p(i,0) S_{pu}^i + \sum_{i=0}^{i=4} p(i,1) S_{pu}^i T_{pu} + \sum_{i=0}^{i=3} p(i,2) S_{pu}^i T_{pu}^2 \\
 \bullet n(S_{pu}, T_{pu}) &= \sum_{i=0}^{i=3} p(i,0) S_{pu}^i + \sum_{i=0}^{i=2} p(i,1) S_{pu}^i T_{pu} + \sum_{i=0}^{i=1} p(i,2) S_{pu}^i T_{pu}^2 \\
 \bullet I_{sat}(S_{pu}, T_{pu}) &= \sum_{i=0}^{i=3} p(i,0) S_{pu}^i + \sum_{i=0}^{i=2} p(i,1) S_{pu}^i T_{pu} + \sum_{i=0}^{i=1} p(i,2) S_{pu}^i T_{pu}^2 \\
 \bullet I_{ph}(S_{pu}, T_{pu}) &= \sum_{i=0}^{i=1} p(i,0) S_{pu}^i + p(0,1) T_{pu}
 \end{aligned}$$

As Tabelas 42 e 43 apresentam os coeficientes que formam as superfícies utilizando o PS e GCPSO. De posse do polinômio que representa as características do modelo para diferentes condições operacionais formam-se as superfícies referentes para cada um deles, como pode ser visualizado nas Figuras 47-51.

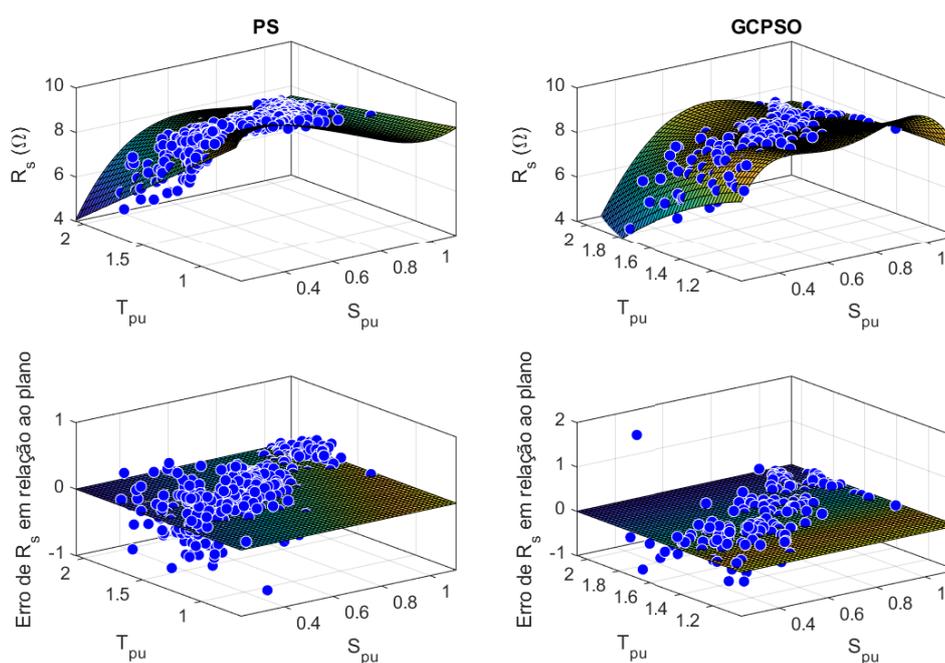
Apesar dos algoritmos utilizarem configurações distintas, percebe-se que os planos formados são mais semelhantes entre si do que os dos outros materiais.

Por fim, verifica-se que as características dos parâmetros do SDM para cada tecnologia possuem comportamentos distintos. Todavia, na maioria dos parâmetros, os efeitos da irradiância são mais acentuados do que os efeitos de temperatura. Entre os parâmetros, apenas I_{ph} tem um comportamento mais semelhante entre eles.

Tabela 42 – Coeficientes da superfície formado pelo PS para o módulo de CdTe.

Coeficientes	R_s	R_{sh}	n	I_{sat}	I_{ph}
p00	11,63	6585	2,821	3,83E-06	-0,02142
p10	12,71	-12770	-4,358	-3,7E-05	1
p01	-6,697	-2263	0,324	2,38E-06	0,07264
p20	-33,91	27050	14,71	0,000145	0,01856
p11	12,34	-8336	-2,48	-1,5E-05	0,08939
p02	0	5039	-0,2219	-3,03E-07	-0,03002
p30	18,66	0	-23,42	-0,00027	0
p21	-6,445	-31180	3,389	3,36E-05	0
p12	0	19450	1,032	2,67E-06	0
p03	0	-5431	0	0	0
p40	0	0	18,27	0,000237	0
p31	0	0	-1,626	-3,5E-05	0
p22	0	9820	-1,416	-4,4E-06	0
p13	0	-7093	0	0	0
p04	0	1715	0	0	0
p50	0	0	-5,508	-7,9E-05	0
p41	0	0	0,1137	1,26E-05	0
p32	0	0	0,6265	3,09E-06	0
p23	0	0	0	0	0
p14	0	0	0	0	0
p05	0	0	0	0	0

Fonte: O Autor (2023).

Figura 47 – Os planos de R_s par o módulo CdTe e seus erros associados.

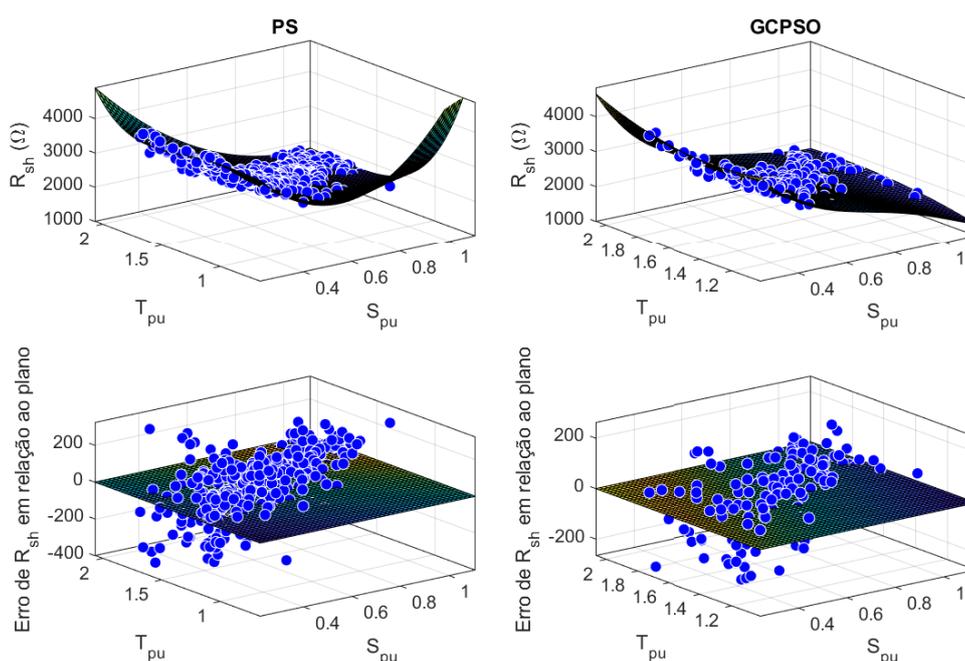
Fonte: O Autor (2023).

Tabela 43 – Coeficientes da superfície formado pelo GCPSO para o módulo de CdTe.

Coeficientes	Rs	Rsh	n	Isat	Iph
p00	-0,4131	17180	3,269	6,42E-06	-0,03962
p10	85,43	-63590	-1,645	3,97E-06	1,171
p01	-10,37	-16370	-1,119	-1E-05	0,0336
p20	-327,8	84610	2,052	-4,1E-06	0
p11	81,12	75660	0,2151	-4E-06	0
p02	3,601	6016	0,4231	5,72E-06	0
p30	522,8	-24330	-1,271	-6E-06	0
p21	-89,2	-108600	0,7366	1,51E-05	0
p12	-48,46	-27550	-0,4258	-5,2E-06	0
p03	0	0	0	0	0
p40	-287,1	-19050	0	0	0
p31	-98,75	46580	0	0	0
p22	105,1	39640	0	0	0
p13	0	0	0	0	0
p04	0	0	0	0	0
p50	23,65	6764	0	0	0
p41	108,1	2817	0	0	0
p32	-57,96	-18100	0	0	0
p23	0	0	0	0	0
p14	0	0	0	0	0
p05	0	0	0	0	0

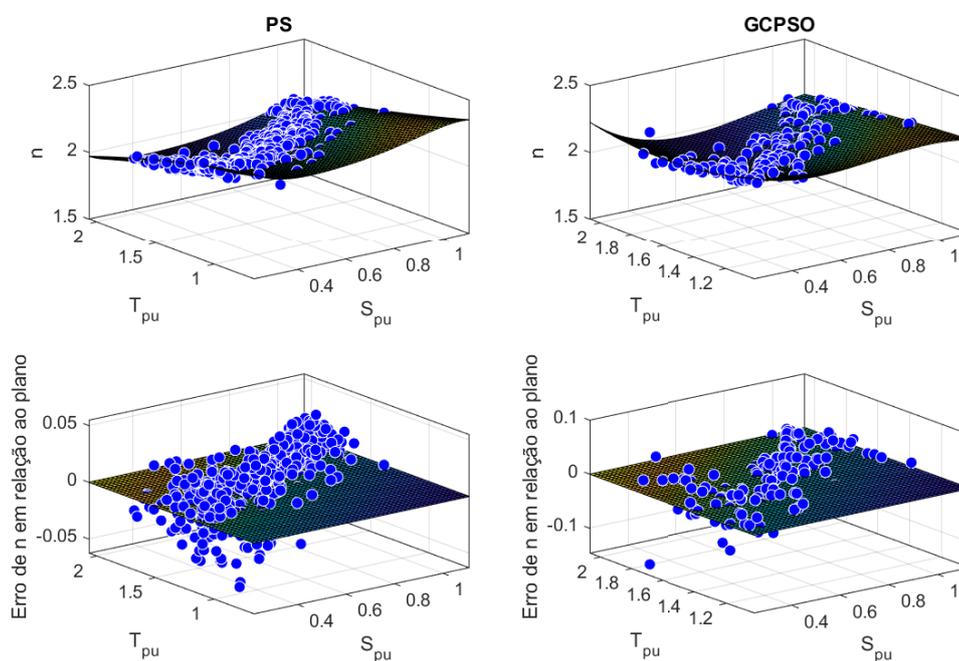
Fonte: O Autor (2023).

Figura 48 – Os planos de R_{sh} par o módulo CdTe e seus erros associados.



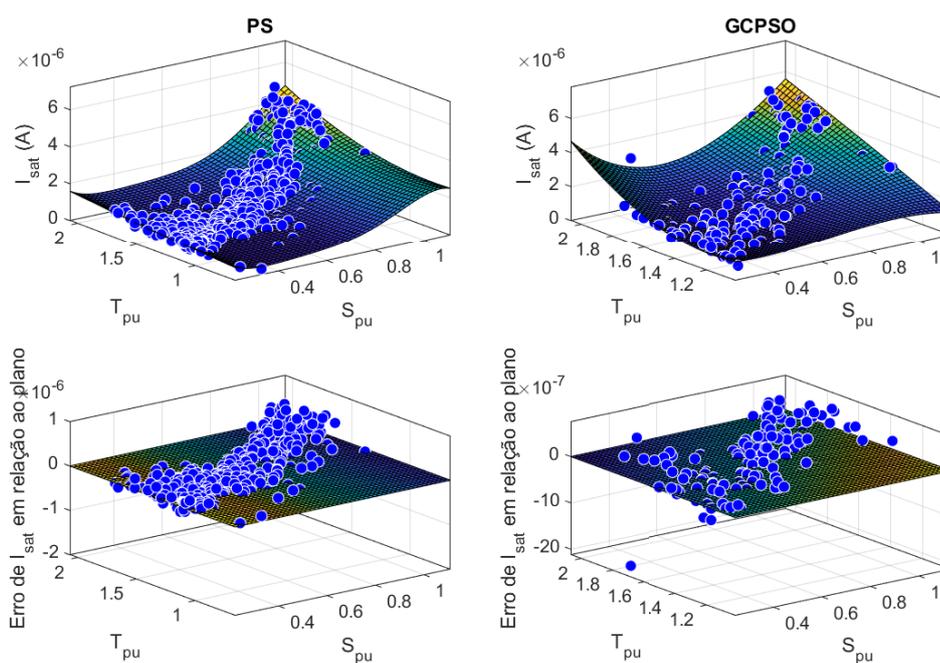
Fonte: O Autor (2023).

Figura 49 – Os planos de n par o módulo CdTe e seus erros associados.



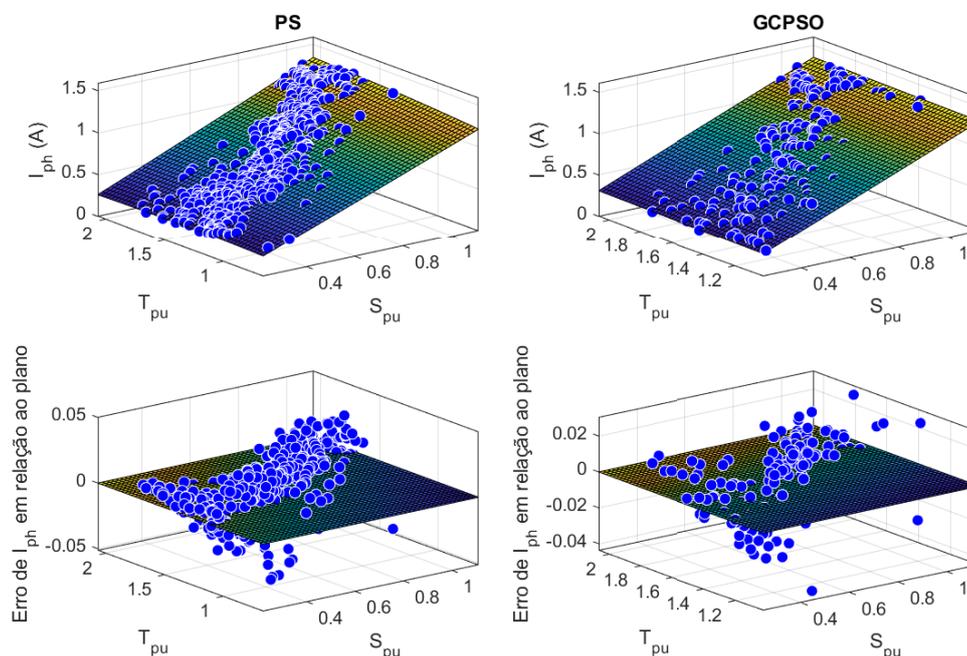
Fonte: O Autor (2023).

Figura 50 – Os planos de I_{sat} par o módulo CdTe e seus erros associados.



Fonte: O Autor (2023).

Figura 51 – Os planos de I_{ph} par o módulo CdTe e seus erros associados.



Fonte: O Autor (2023).

4.4 COMPARAÇÃO E RESULTADOS

Portanto, com as superfícies de cada parâmetro do SDM para as três tecnologias, avaliou-se os EMAPN's obtidos para os conjuntos de validação utilizados no capítulo anterior. Assim, os resultados obtidos foram comparados com o modelo proposto por Silva, que apresentou o melhor desempenho anteriormente. Os resultados foram expressos nas Tabelas 44-46 e ranqueados pela média obtida, conforme apresentado na Tabela 47.

Apesar do resultado geral da Tabela 47, em que o modelo de Silva com DSO e o MAPS com PS ficaram empatados em primeiro lugar, observa-se que o modelo proposto alcança melhores resultados na tecnologia de silício monocristalino, tornando-o preferível em termos de precisão em relação ao DSO.

Tabela 44 – Comparação do EMAPN modelo Silva versus MAPS para o módulo de x-Si.

Modelo	Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão
Silva (PS)	0,170	1,363	4,656	1,131
Silva (GCPSO)	0,250	1,075	3,674	0,927
Silva (DSO)	0,246	1,067	3,644	0,919
MAPS (PS)	0,158	0,560	1,713	0,320
MAPS (GCPSO)	0,148	0,596	1,822	0,452

Fonte: O Autor (2023).

Tabela 45 – Comparação em EMAPN do modelo Silva versus MAPS para o módulo de m-Si.

Modelo	Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão
Silva (PS)	0,120	0,531	9,324	0,940
Silva (GCPSO)	0,121	0,530	9,333	0,940
Silva (DSO)	0,122	0,529	9,333	0,941
MAPS (PS)	0,079	0,422	11,005	1,089
MAPS (GCPSO)	0,148	0,576	11,060	1,078

Fonte: O Autor (2023).

Tabela 46 – Comparação do EMAPN do modelo Silva versus MAPS para o módulo de CdTe.

Modelo	Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão
Silva (PS)	0,2179	1,1885	3,5709	0,6646
Silva (GCPSO)	0,2312	1,1902	3,5830	0,6618
Silva (DSO)	0,2291	1,1854	3,5869	0,6624
MAPS (PS)	0,143184	1,1996	4,109271	0,801347
MAPS (GCPSO)	0,246726	1,3578	4,723426	0,985688

Fonte: O Autor (2023).

Tabela 47 – Ranqueamento Silva versus MAPS por tecnologia (em função da média do EMAPN).

Modelos	x-Si	m-Si	CdTe	Geral
Silva (PS)	5	4	2	4
Silva (GCPSO)	4	3	3	3
Silva (DSO)	3	2	1	1
MAPS (PS)	1	1	4	1
MAPS (GCPSO)	2	5	5	5

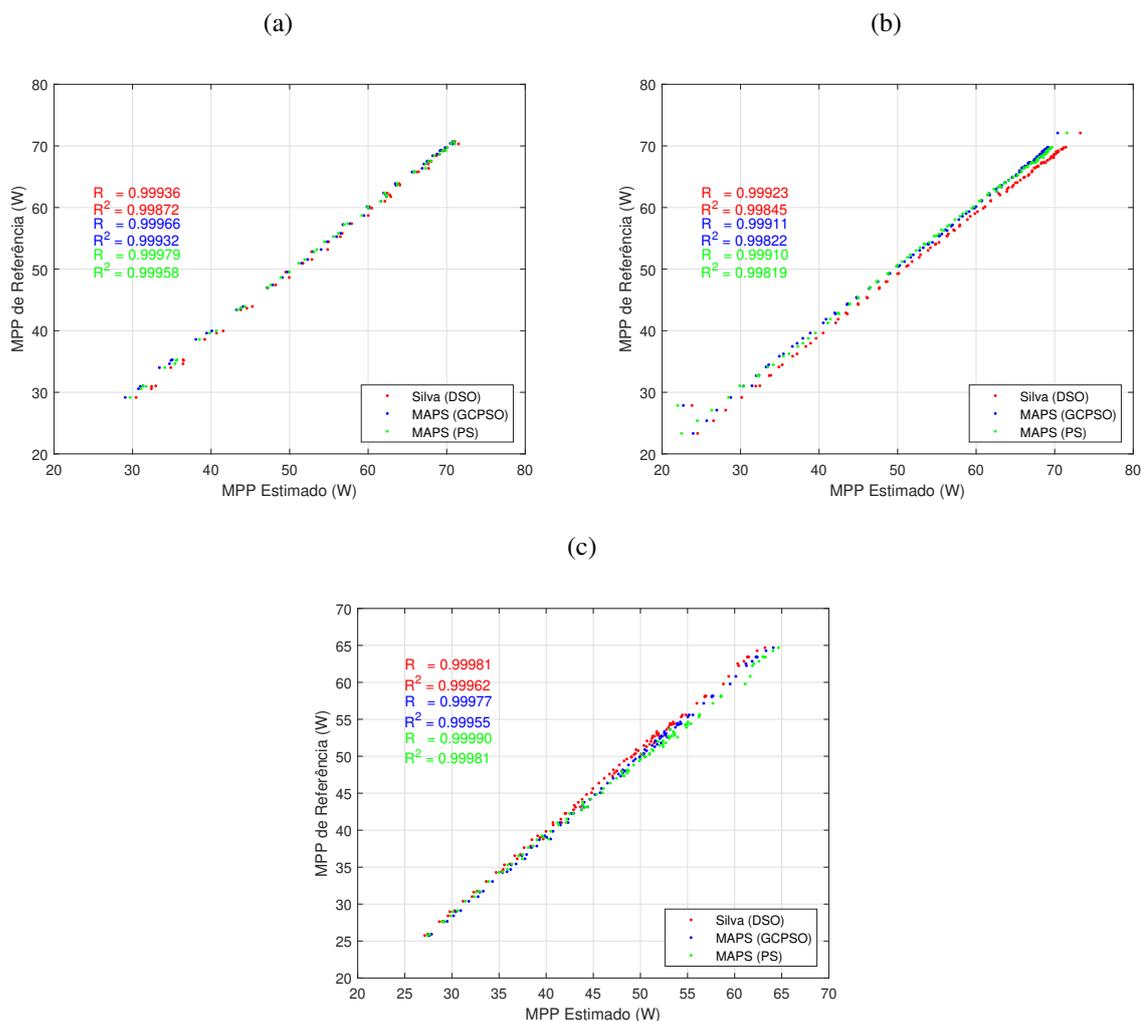
Fonte: O Autor (2023).

É crucial representar com precisão o módulo fotovoltaico em seu ponto de máxima potência, dada sua importância na maximização da eficiência energética. Assim, utilizou outra métrica, que é apresentada através da regressão linear dos MPPs de referência versus os MPPs estimados pelo modelo, pode-se utilizar as métricas de correlação (R), varia entre -1 e 1, e coeficiente de determinação (R^2), varia entre 0 e 1. Esses coeficientes indicam o quão próximos os valores estimados estão dos valores de referência, fornecendo uma medida da confiabilidade das estimativas obtidas. Os resultados obtidos são ilustrados na Figura 52.

o EMAPN que de maneira global verifica qual modelo performa melhor em todos os pontos da curva, sendo que neste critério verifica-se que o MAPS performa melhor do que o modelo de (SILVA, 2019) com DSO para as tecnologias de x-Si e m-Si, contudo o resultado do MAPS é inferior para tecnologia de CdTe.

Ao passo que a regressão linear observa o comportamento dos modelos na máxima

Figura 52 – MPP de referência versus estimado: (a) para x-Si, (b) para m-Si e (c) para CdTe.



Fonte: O Autor (2023).

potência, ponto importante para produção fotovoltaica. Para este critério quão mais próximo de 1 for o coeficiente de determinação mais fidedigno será o modelo no MPP. Portanto, observa-se que o MAPS estimou melhor as potências máximas do módulo para as tecnologias de x-Si e CdTe.

Apesar do modelo de Silva ter um excelente desempenho utilizando poucas curvas, o modelo MAPS, se bem modelado, consegue gerar conjuntos individuais e representativos para todos os parâmetros dos módulos avaliados, possibilitando ao usuário identificar futuros desvios causados por envelhecimento e degradação do módulo.

4.5 CONCLUSÕES

Este capítulo descreve o processo de construção de um novo modelo baseado no modelo clássico de diodo único, o MAPS, que é capaz de adaptar os valores dos seus parâmetros, de acordo com seu comportamento físico sob as variações nas condições ambientais.

Assim, este modelo é validado e comparado por meio de curvas experimentais oriundas de três módulos de tecnologias diferentes, das quais se pode concluir que o comportamento físico dos parâmetros do módulo fotovoltaico é retratado de maneira fidedigna nas diversas condições impostas durante esse processo. Portanto, resultando em um modelo preciso que pode ser aplicado em diversas condições ambientais, obtendo os parâmetros do modelo conforme a variação climática do local, sem a necessidade da execução do algoritmo de estimação mais de uma vez.

5 CONCLUSÃO

Esta dissertação se propôs a trazer algumas inovações na área de modelos globais não-lineares para módulos FV encontrados na literatura. As inovações estão focadas em três pontos: análise das tecnologias construtivas recentes e avaliação se os modelos globais não-lineares existentes são capazes de representá-las; análise comparativa de diversos modelos globais não-lineares existentes para o SDM; proposta de um modelo Global não linear inovador, que se utiliza de características marcantes do modelo de (SILVA, 2019) e de (ALY; AHZI; BARTH, 2019).

Uma das grandes dúvidas da área de modelagem de módulos fotovoltaicos é o impacto que as tecnologias construtivas que não estão presentes nos módulos do NREL poderiam causar nos modelos globais não lineares já existentes na literatura. Assim, uma centenas de módulos fotovoltaicos recentes com diversas inovações construtivas foram avaliados com relação aos seus parâmetros elétricos disponibilizados nos *datasheets*. Notou-se que, apesar de tecnologicamente diferentes, as curvas características dos módulos têm um grau de similaridade muito grande e, portanto, acredita-se que os modelos globais não-lineares existentes são capazes de reproduzir fidedignamente tais módulos, mesmo que tenham parâmetros elétricos ligeiramente diferentes dos módulos convencionais. As mudanças no processo construtivo não foram suficientes para tornar as curvas características completamente distintas do convencional a ponto dos modelos globais não-lineares existentes serem incapazes de reproduzir tais módulos.

A capacidade de adaptação dos parâmetros dos MGNLs às diferentes condições ambientais é uma questão complexa e de fundamental importância para compreender o comportamento dos módulos fotovoltaicos em diferentes situações. Essa adaptabilidade é crucial para garantir que o modelo seja capaz de monitorar o desempenho do sistema FV, prever a eletricidade gerada, desenvolver novos algoritmos de seguimento de ponto de potência máxima (MPPT) e investigar defeitos e falhas em células e módulos. Portanto, este trabalho apresentou uma contribuição valiosa ao revisar detalhadamente os MGNLs baseados no circuito equivalente do SDM (e um modelo matemático), além de compará-los ao aplicar três tecnologias diferentes (x-Si, m-Si e CdTe) com as mesmas condições de validação. É importante destacar que nenhum outro trabalho na literatura atual já havia realizado uma revisão abrangente dessas soluções ou feito uma comparação entre elas. Além disso, o primeiro MGNL proposto foi melhorado ao avaliar vários algoritmos de otimização da literatura, visando identificar novos pontos ótimos e aprimorar sua eficiência. Com essas melhorias, este trabalho fornece uma base sólida para futuras investigações e aplicações dos MGNLs.

Após avaliação de três tecnologias, constatou-se que o melhor modelo é o de Silva, utilizando o DSO. Isso indica que o algoritmo de otimização promoveu melhorias, mantendo o modelo de Silva como o mais eficaz. Além disso, outra observação importante é que os modelos

que incluem etapa de treinamento obtêm resultados superiores aos que se baseiam apenas em uma curva de referência, aumentando a precisão, porém, também aumentando o custo computacional. É válido destacar que o modelo de Lu, apesar de não representar o comportamento físico dos parâmetros do SDM, apresenta resultados aceitáveis com pouco esforço computacional.

Por fim, é proposto e validado um novo MGNL, formado a partir das características interessantes dos modelos de (ALY; AHZI; BARTH, 2019) e (SILVA, 2019). O Modelo Adaptável com Povoamento Superficial (MAPS) foi proposto e validado como uma solução mais precisa e adaptável para previsão do comportamento dos módulos fotovoltaicos. Este modelo utiliza a abordagem de extração de parâmetros do SDM a partir das equações de Silva e, em seguida, forma um polinômio caracterizador único para cada parâmetro, permitindo uma representação fiel do comportamento do módulo em diferentes condições ambientais, de irradiância e temperatura. Desta forma, o MAPS é uma contribuição valiosa para a literatura, oferecendo uma alternativa avançada para os modelos atuais de previsão do comportamento dos módulos fotovoltaicos.

A precisão do novo modelo de MGNL foi comparada ao modelo de Silva com DSO. O resultado mostrou que o MAPS apresenta uma precisão superior para tecnologias de silício, mas teve uma precisão inferior para tecnologias de CdTe, segundo a métrica de EMAPN. Por outro lado, a métrica de regressão linear para avaliar a capacidade do modelo em fornecer o ponto de potência máxima (MPP) mais fielmente, apontou resultados próximos, mas o modelo MAPS representou melhor duas tecnologias (x-Si e CdTe) em comparação com o modelo de Silva com DSO. Embora o novo modelo apresente uma precisão superior, ele também vem com um contra importante: o aumento do esforço computacional. No entanto, a necessidade de um grande número de pontos para gerar o plano ótimo (polinômio caracterizador) pode ser usada como uma oportunidade para investigar futuramente os impactos de cada parâmetro do SDM em relação às falhas que podem ocorrer devido à natureza ou ação humana nos módulos FV.

5.1 TRABALHOS FUTUROS

A seguir, são enumeradas algumas sugestões de trabalhos futuros relacionadas com esta dissertação:

1. Aplicar todos os MGNLs deste trabalho para as outras tecnologias presentes no banco de dados do NREL: silício amorfo (a-Si), cobre índio gálio selênio (CIGS) e heterojunção com película fina intrínseca (HIT). A partir desse estudo, pode ser que surjam novas áreas de pesquisa causadas pela incapacidade dos MGNLs existentes representarem esses módulos não convencionais;
2. Avaliar influência das equações que representam os parâmetros dos modelos e propor novos modelos híbridos por meio delas, os novos modelos podem ser capazes de representar melhor os módulos não convencionais;
3. Verificar as equações formadas de uma mesma tecnologia pelo MAPS, a fim de verificar similaridades entres os planos formados;

4. Adaptar o MAPS para o modelo com dois e três diodos para verificar qual topologia entrega os melhores resultados para todas tecnologias do banco de dados do NREL;
5. Aplicar o MAPS no desenvolvimento de algoritmos para detecção de falhas em células e módulos FV, considerando se as falhas estão atreladas ao sombreamento parcial, às conexões elétricas, à poeira e outras sujeiras ou ao processo de degradação do módulo;
6. Realizar um estudo sobre como os parâmetros se comportam com o envelhecimento dos módulos, identificando os parâmetros mais sensíveis a degradação, ou seja, que influenciam mais fortemente na diminuição da eficiência energética do módulo FV.

REFERÊNCIAS

- ABSOLAR. *Energia solar supera eólica e vira 2ª maior fonte do país; veja desafios para 2023*. 2023. Disponível em: <<https://www.absolar.org.br/noticia/energia-solar-supera-eolica-e-vira-2a-maior-fonte-do-pais-veja-desafios-para-2023/>>. Citado na página 19.
- ALY, S. P.; AHZI, S.; BARTH, N. An adaptive modelling technique for parameters extraction of photovoltaic devices under varying sunlight and temperature conditions. *Applied Energy*, v. 236, p. 728–742, 2019. ISSN 0306-2619. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261918318543>>. Citado 9 vezes nas páginas 24, 43, 67, 70, 71, 90, 91, 112 e 113.
- CANALSOLAR. *Tecnologia PERC: a nova geração de células fotovoltaicas*. 2019. URL <<https://canalsolar.com.br/tecnologia-perc-a-nova-geracao-de-celulas-fotovoltaicas/>>. Accessed: 2023-01-23. Citado na página 29.
- CANALSOLAR. *Módulos bifaciais com PVSyst: fatores a considerar*. 2021. URL <<https://canalsolar.com.br/modulos-bifaciais-com-pvsyst-fatores-a-considerar/>>. Accessed: 2022-12-21. Citado na página 37.
- CHEN, N.; EBONG, A. Investigating the benefits of multi busbars for industrial al-bsf silicon solar cells. In: *2015 IEEE 42nd Photovoltaic Specialist Conference (PVSC)*. [S.l.: s.n.], 2015. p. 1–5. Citado na página 31.
- CHUNDURI, S. K.; SCHMELA, M. *PERC Solar Cell Technology 2016*. 2016. Citado 2 vezes nas páginas 28 e 29.
- ENERGY, U. D. of. *Solar Futures Study*. 2021. Disponível em: <<https://www.energy.gov/sites/default/files/2021-09/Solar%20Futures%20Study.pdf>>. Citado na página 19.
- EPE. *MS Windows NT Kernel Description*. 2023. Disponível em: <<http://shinyepe.brazilsouth.cloudapp.azure.com:3838/ben/>>. Citado na página 19.
- FAHIM, S. R. et al. A comprehensive review of photovoltaic modules models and algorithms used in parameter extraction. *Energies*, v. 15, n. 23, 2022. ISSN 1996-1073. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/1996-1073/15/23/8941>>. Citado 2 vezes nas páginas 43 e 45.
- FOSTER, R.; GHASSEMI, M.; COTA, A. *Solar energy: renewable energy and the environment*. [S.l.]: CRC press, 2009. Citado na página 44.
- FOTOVOLT. *Expansão de renováveis será recorde em 2023ZNSHINE Solar Launches Graphene-Coating PV Series To Accelerate Cost Reduction And Efficiency Improvement*. 2023. URL <https://www.arandanet.com.br/revista/fotovolt/noticia/5888-Expansao-de-renovaveis-sera-recorde-em-2023.html>. Accessed: 2023-01-30. Citado na página 19.
- GHOLAMI, A. et al. Step-by-step guide to model photovoltaic panels: An up-to-date comparative review study. *IEEE Journal of Photovoltaics*, v. 12, n. 4, p. 915–928, 2022. Citado 4 vezes nas páginas 20, 43, 44 e 45.

GUERRERO-LEMUS, R. et al. Bifacial solar photovoltaics – a technology review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 60, p. 1533–1549, 2016. ISSN 1364-0321. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032116002768>>. Citado na página 36.

HANEEFA, S.; KARMALKAR, S. An analytical method to extract the physical parameters of a solar cell from four points on the illuminated $j-v$ curve. *Electron Device Letters, IEEE*, v. 30, p. 349 – 352, 05 2009. Citado na página 73.

IBRAHIM, I. A. et al. An adaptive wind-driven optimization algorithm for extracting the parameters of a single-diode pv cell model. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, v. 11, n. 2, p. 1054–1066, 2020. Citado 2 vezes nas páginas 20 e 21.

JOSHI, A.; KHAN, A.; SP, A. Comparison of half cut solar cells with standard solar cells. In: *2019 Advances in Science and Engineering Technology International Conferences (ASET)*. [S.l.: s.n.], 2019. p. 1–3. Citado na página 35.

KAYILI, M. T.; YETIS, C. Determination of environmental and economic benefits of graphene-coated pv modules through the school building. *Periodica Polytechnica Architecture*, v. 52, n. 1, p. 54–65, 2021. Disponível em: <<https://pp.bme.hu/ar/article/view/16736>>. Citado na página 32.

KUMAR, C.; MARY, D. M. A novel chaotic-driven tuna swarm optimizer with newton-raphson method for parameter identification of three-diode equivalent circuit model of solar photovoltaic cells/modules. *Optik*, v. 264, p. 169379, 2022. ISSN 0030-4026. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S003040262200701X>>. Citado 3 vezes nas páginas 20, 21 e 22.

LANG, Z.; ZHANG, Y. Parameter identification and performance estimation for pv modules based on reduced forms model. *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, v. 12, p. 053703, 09 2020. Citado 3 vezes nas páginas 47, 64 e 68.

LU, H. et al. Output performance prediction of pv modules based on power-law model from manufacturer datasheet. *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, v. 14, 04 2022. Citado 5 vezes nas páginas 25, 47, 71, 73 e 75.

MARION, W. et al. User's manual for data for validating models for pv module performance. 4 2014. Disponível em: <<https://www.osti.gov/biblio/1130632>>. Citado na página 25.

MAVROMATAKIS, F.; VIGNOLA, F.; MARION, B. Low irradiance losses of photovoltaic modules. *Solar Energy*, v. 157, p. 496–506, 2017. ISSN 0038-092X. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0038092X17307430>>. Citado na página 85.

NUNES, H. et al. A new high performance method for determining the parameters of pv cells and modules based on guaranteed convergence particle swarm optimization. *Applied Energy*, v. 211, p. 774–791, 2018. ISSN 0306-2619. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S030626191731677X>>. Citado 4 vezes nas páginas 20, 21, 22 e 55.

OLLIK, K.; LIEDER, M. Review of the application of graphene-based coatings as anticorrosion layers. *Coatings*, v. 10, n. 9, 2020. ISSN 2079-6412. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/2079-6412/10/9/883>>. Citado na página 32.

QIAN, J. et al. Comparison of half-cell and full-cell module hotspot-induced temperature by simulation. *IEEE Journal of Photovoltaics*, v. 8, n. 3, p. 834–839, 2018. Citado na página 35.

RAJ, S. et al. Effective i-v measurement techniques for busbarless and multibusbar solar cells. In: *2018 IEEE 7th World Conference on Photovoltaic Energy Conversion (WCPEC) (A Joint Conference of 45th IEEE PVSC, 28th PVSEC & 34th EU PVSEC)*. [S.l.: s.n.], 2018. p. 3294–3297. Citado na página 30.

RAWA, M. et al. Estimation of parameters of different equivalent circuit models of solar cells and various photovoltaic modules using hybrid variants of honey badger algorithm and artificial gorilla troops optimizer. 03 2022. Citado 2 vezes nas páginas 21 e 22.

SIDDIQUI, M. S. et al. An analysis of passivated emitter and rear contact (perc) cell and module. In: *2019 IEEE 46th Photovoltaic Specialists Conference (PVSC)*. [S.l.: s.n.], 2019. p. 0334–0338. Citado na página 29.

SILVA, E. *Proposta de um modelo global não-linear para caracterização do comportamento elétrico de células fotovoltaicas*. Tese (Tese) — Universidade Federal de Pernambuco, abril 2019. Citado 18 vezes nas páginas 20, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 43, 46, 47, 49, 50, 89, 90, 93, 109, 112 e 113.

SINGH, P.; RAVINDRA, N. Temperature dependence of solar cell performance—an analysis. *Solar Energy Materials and Solar Cells*, v. 101, p. 36–45, 2012. ISSN 0927-0248. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0927024812000931>>. Citado na página 45.

WALTER, J. et al. Multi-wire interconnection of busbar-free solar cells. *Energy Procedia*, v. 55, p. 380–388, 2014. ISSN 1876-6102. Proceedings of the 4th International Conference on Crystalline Silicon Photovoltaics (SiliconPV 2014). Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1876610214013344>>. Citado 2 vezes nas páginas 29 e 30.

WANG, M. et al. An online optimization method for extracting parameters of multi-parameter pv module model based on adaptive levenberg-marquardt algorithm. *Energy Conversion and Management*, v. 245, p. 114611, 2021. ISSN 0196-8904. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0196890421007871>>. Citado 3 vezes nas páginas 47, 60 e 65.

ZHANG, Y. et al. Modelling and estimating performance for pv module under varying operating conditions independent of reference condition. *Applied Energy*, v. 310, p. 118527, 2022. ISSN 0306-2619. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261922000162>>. Citado 4 vezes nas páginas 46, 57, 60 e 61.

ZHANG, Y. et al. A novel method for performance estimation of photovoltaic module without setting reference condition. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, v. 134, p. 107439, 2022. ISSN 0142-0615. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0142061521006785>>. Citado 5 vezes nas páginas 25, 44, 55, 58 e 59.

ZNSHINE. *ZNSHINE Solar Launches Graphene-Coating PV Series To Accelerate Cost Reduction And Efficiency Improvement*. 2018. URL <<https://znshinesolar.com/2018/05/04/znshine-solar-launches-graphene-coating-pv-series-to-accelerate-cost-reduction-and-efficiency-improvement/>>. Accessed: 2022-12-21. Citado na página 33.