

**Um novo algoritmo de MPPT híbrido baseado
nos algoritmos Particle Swarm Optimization
e Perturba e Observa, assistidos pela técnica
de interpolação Spline Cúbica**

Versão final pós defesa

Filipe Gil Teixeira

Dissertação para obtenção do Grau de Mestre em
Engenharia Eletrotécnica e de Computadores
(2^o ciclo de estudos)

Orientador: Prof. Doutor José Álvaro Nunes Pombo

Covilhã, dezembro de 2024

Declaração de Integridade

Eu, Filipe Gil Teixeira, que abaixo assino, estudante com o número de inscrição M11742 de Engenharia Eletrotécnica e de Computadores da Faculdade de Engenharia, declaro ter desenvolvido o presente trabalho e elaborado o presente texto em total consonância com o **Código de Integridades da Universidade da Beira Interior**.

Mais concretamente afirmo não ter incorrido em qualquer das variedades de Fraude Académica, e que aqui declaro conhecer, que em particular atendi à exigida referenciação de frases, extratos, imagens e outras formas de trabalho intelectual, e assumindo assim na íntegra as responsabilidades da autoria.

Universidade da Beira Interior, Covilhã 14 /12 /2024

Filipe Gil Teixeira

Agradecimentos

Agradeço aos meus pais e ao meu irmão pelo apoio incondicional, pelo companheirismo, pela amizade e pela ajuda constante ao longo do meu percurso académico. Desde sempre estiveram ao meu lado, acreditando em mim e nas minhas escolhas.

Agradeço à minha avó Conceição, que faleceu durante a elaboração da presente dissertação. Sempre me apoiou e se interessou pelo meu percurso académico, tendo sido uma grande ajuda na realização do mesmo. Tenho a certeza que está orgulhosa e que mesmo sem ter muitos conhecimentos sobre o tema da dissertação, a ia ler com todo o gosto e aplaudir o fim de mais uma etapa na minha vida.

Agradeço a toda a minha família, em especial aos meus padrinhos, tios e primos, que sempre acreditaram em mim e me apoiaram. Mesmo à distância foram um pilar importante.

Agradeço à minha melhor amiga Sylvie, assim é desde que me lembro e espero que continue a ser. Que continuemos sempre a celebrar as conquistas um do outro como tem sido até aqui.

Agradeço a todos os meus amigos e colegas que estiveram presentes ao longo da elaboração da presente dissertação pelo companheirismo e pela amizade durante este percurso.

Agradeço ao meu orientador, Professor Doutor José Álvaro Nunes Pombo, por todo o apoio, pela transmissão de conhecimentos e pela disponibilidade ao longo de todo o meu percurso académico e, principalmente, na realização da presente dissertação. Sem a sua ajuda isto teria sido impossível.

Agradeço à Universidade da Beira Interior, e principalmente a todos os elementos do laboratório de *Power Systems* da Faculdade de Engenharia por terem disponibilizado o espaço e os equipamentos necessários na elaboração da presente dissertação.

Agradeço a todos os docentes que fizeram parte do meu percurso académico pelos conhecimentos transmitidos ao longo dos anos.

Agradeço a todos os colegas do Agrupamento de Escolas do Fundão, onde lecionei durante o ano letivo 2023/2024, em especial ao grupo de Informática. Esta experiência foi muito enriquecedora, contribuindo positivamente para finalizar o meu percurso académico.

Por fim, agradeço a todos aqueles que direta ou indiretamente contribuíram para a elaboração da presente dissertação.

Resumo

A utilização de combustíveis fósseis tem vindo a diminuir ao longo dos últimos anos devido principalmente à menor disponibilidade destes recursos e ao aumento da preocupação ambiental. A diminuição das reservas de combustíveis fósseis e a recente invasão da Ucrânia pela Rússia provocaram um aumento nos preços dos combustíveis fósseis, levando a União Europeia a acelerar a produção de energia através de outras fontes. Além disso, a queima desses combustíveis fósseis liberta grandes quantidades de gases com efeito de estufa, sendo estes os principais responsáveis pelo aquecimento global. Por estes motivos, a produção de energia elétrica através de fontes renováveis tem estado constantemente a aumentar, contribuindo para a urgente redução da pegada de carbono da sociedade.

Das várias fontes de energia renováveis existentes, a produção de energia elétrica através de sistemas fotovoltaicos é a que tem apresentado o maior crescimento, que se deve principalmente à facilidade de implementação dos sistemas fotovoltaicos e à possibilidade de serem aplicados para uso doméstico em meios urbanos. O aumento da procura pela energia solar faz com que os sistemas fotovoltaicos tenham de ser cada vez mais eficientes, rápidos, precisos e confiáveis, de forma a aproveitar o máximo de energia elétrica disponível em cada momento. No entanto, o bom funcionamento desses sistemas fotovoltaicos deve ser acompanhado de uma implementação simples, continuando a permitir a aplicação para uso doméstico.

O objetivo da presente dissertação é propor um novo algoritmo de procura do ponto de máxima potência em sistemas fotovoltaicos. O novo algoritmo proposto combina as vantagens de dois algoritmos de procura do ponto de máxima potência (o algoritmo convencional Perturba e Observa e o algoritmo avançado meta-heurístico *Particle Swarm Optimization*) com uma técnica de interpolação (Spline Cúbica) que permite estimar as curvas características corrente-tensão e potência-tensão do sistema fotovoltaico. Para selecionar a técnica Spline Cúbica como a técnica de interpolação ideal para utilizar no algoritmo proposto, várias técnicas de interpolação foram aplicadas a três casos de estudo, permitindo os resultados escolher a técnica mais adequada ao problema proposto.

O funcionamento do algoritmo proposto na presente dissertação inicia-se com algoritmo *Particle Swarm Optimization*, que procura os vinte melhores pontos para serem utilizados na interpolação. De seguida, esses pontos são utilizados na interpolação de Spline Cúbica, permitindo obter as curvas características corrente-tensão e potência-tensão nesse momento de funcionamento. Posteriormente, através da curva potência-tensão estimada durante a interpolação, é determinado o ponto de máxima potência estimado. A partir desse ponto inicia-se o algoritmo Perturba e Observa que, através da

técnica de tentativa e erro, fornece uma melhor aproximação do ponto de máxima potência do sistema fotovoltaico.

Para validar o algoritmo proposto, o mesmo foi utilizado em dois casos de estudo simulados com diferentes condições de funcionamento. O desempenho do algoritmo proposto foi comparado com o algoritmo de procura do ponto de máxima potência convencional Perturba e Observa e com os algoritmos de procura do ponto de máxima potência meta-heurísticos *Particle Swarm Optimization*, *Grey Wolf Optimizer* e *Differential Evolution*. A análise dos resultados permite concluir que o algoritmo proposto na presente dissertação no geral superou os restantes algoritmos utilizados, apresentando melhores valores de taxa de sucesso, tempo de convergência, número de avaliações necessárias para convergir, proximidade ao ponto de máxima potência global e eficiência. O algoritmo proposto apresenta-se assim como um algoritmo robusto e preparado para funcionar em quaisquer condições de funcionamento.

Palavras-chave

Energia Fotovoltaica; Procura do Ponto de Máxima Potência; Interpolação de Spline Cúbica; Perturba e Observa; *Particle Swarm Optimization*.

Abstract

The use of fossil fuels has been declining in recent years, mainly due to the reduced availability of these resources and increased environmental concerns. The dwindling fossil fuel reserves and the recent Russian invasion of Ukraine have led to an increase in fossil fuel prices, prompting the European Union to accelerate energy production from other sources. In addition, the burning of these fossil fuels releases large amounts of greenhouse gases, which are the main contributors to global warming. For these reasons, the production of electricity from renewable sources has been steadily increasing, contributing to the urgent reduction of society's carbon footprint.

Of the various renewable energy sources available, electricity production has shown the greatest growth, mainly due to the ease of implementing photovoltaic systems and the possibility of their application for domestic use in urban areas. The increase in demand for solar energy means that photovoltaic systems must be increasingly efficient, fast, precise and reliable, to make the most of the electrical energy available at any given time. However, the proper functioning of these photovoltaic systems must be accompanied by simple implementation, while still allowing their application for domestic use.

The objective of this dissertation is to propose a new algorithm for finding the maximum power point in photovoltaic systems. The new proposed algorithm combines the advantages of two algorithms for finding the maximum power point (the conventional Perturb and Observe algorithm and the advanced meta-heuristic Particle Swarm Optimization algorithm) with an interpolation technique (Cubic Spline) that allows estimating the current-voltage and power-voltage characteristic curves of the photovoltaic system. To select the Cubic Spline technique as the optimal interpolation technique to be used in the proposed algorithm, several interpolation techniques were applied to three case studies, allowing the results to choose the most appropriate technique for the proposed problem.

The operation of the algorithm proposed in this dissertation begins with the Particle Swarm Optimization algorithm, which searches for the twenty best points to be used in the interpolation. These points are then used in the Cubic Spline interpolation, allowing to obtain the current-voltage and power-voltage characteristic curves at that moment of operation. Subsequently, through the power-voltage curve estimated during the interpolation, the point of maximum power is determined.

To validate the proposed algorithm, it was used in two simulated case studies with different operating conditions. The performance of the proposed algorithm was compared with the conventional maximum power point search algorithm Perturb and

Observe and with the metaheuristic maximum power point search algorithms Particle Swarm Optimization, Grey Wolf Optimizer and Differential Evolution. The analysis of the results allows us to conclude that the algorithm proposed in this dissertation generally outperformed the other algorithms used, presenting better values of success rate, convergence time, number of evaluations required to converge, proximity to the global maximum power point and efficiency. The proposed algorithm is thus presented as a robust algorithm prepared to operate under any operating conditions.

Keywords

Photovoltaic Energy; Maximum Power Point Tracking; Cubic Spline Interpolation; Perturb and Observe; Particle Swarm Optimization.

Índice

1	Introdução	1
1.1	Enquadramento do tema	1
1.2	Motivação e Objetivos	4
1.3	Organização da Dissertação	4
2	Modelação Fotovoltaica	7
2.1	Modelo de um díodo (SDM)	7
2.2	Modelo de dois díodos (DDM)	9
2.3	Influência da temperatura e da irradiância	11
2.4	Modelação sob condições de sombreamento parcial	12
3	Algoritmos de Procura do Ponto de Máxima Potência (MPPT)	17
3.1	Algoritmos Convencionais	18
3.2	Algoritmos Avançados	21
3.3	Algoritmos Híbridos	24
4	Interpolação	27
4.1	Técnicas de Interpolação	28
4.1.1	Interpolação Linear	28
4.1.2	Interpolação de Lagrange	29
4.1.3	Interpolação de Newton	29
4.1.4	Interpolação por Vizinheiro Mais Próximo	30
4.1.5	Interpolação de Hermite Cúbica	30
4.2	Estudo da melhor técnica de interpolação	31
4.2.1	Caso de Estudo 1: Sem sombreamento parcial	32
4.2.2	Caso de Estudo 2: Com sombreamento parcial mais simples	33
4.2.3	Caso de Estudo 3: Com sombreamento parcial mais complexo	35
5	Técnicas Utilizadas e Algoritmo Proposto	37
5.1	Perturba e Observa (P&O)	37
5.2	<i>Particle Swarm Optimization</i> (PSO)	38
5.3	Interpolação de Spline Cúbica	41
5.4	Algoritmo Proposto	42
6	Análise e discussão dos resultados de simulação	45
6.1	Caso de Estudo 1: Variação da temperatura e irradiância sem sombreamento parcial	47
6.2	Caso de Estudo 2: Variação da temperatura e irradiância com sombreamento parcial	51
7	Conclusão	57
	Referências	59

Lista de Figuras

Figura 1.1 - Produção de energia elétrica no mundo, por fonte de energia, em 2012 e 2022.	2
Figura 1.2 - Produção de energia elétrica em Portugal, por fonte de energia, em 2012 e 2022.	3
Figura 2.1 - Circuito elétrico equivalente do modelo de um díodo (SDM).	8
Figura 2.2 - Circuito elétrico equivalente do modelo de dois díodos (DDM).	9
Figura 2.3 - Influência da temperatura nas curvas características I-V (a) e P-V (b).	11
Figura 2.4 - Influência da irradiância nas curvas características I-V (a) e P-V (b).	12
Figura 2.5 - Curva característica I-V de uma célula PV.	12
Figura 2.6 - Circuito elétrico equivalente de um módulo PV com o SDM e DDM para condições de sombreamento parcial.	13
Figura 2.7 - Influência dos díodos de bypass nas curvas características I-V (a) e P-V (b).	15
Figura 3.1 - Organização dos algoritmos de MPPT em grupos.	17
Figura 3.2 - Fluxogramas dos algoritmos de tensão de circuito aberto (a) e de corrente de curto-circuito (b).	19
Figura 3.3 - Fluxograma do algoritmo Condutância Incremental.	20
Figura 3.4 - Estrutura de funcionamento dos algoritmos baseados em redes neurais artificiais (a) e dos algoritmos baseados em Lógica Fuzzy (b).	22
Figura 3.5 - Fluxograma genérico dos algoritmos meta-heurísticos.	23
Figura 3.6 - Fluxograma genérico de um algoritmo híbrido que combina dois algoritmos de MPPT.	25
Figura 4.1 - Curvas resultantes do primeiro caso de estudo após a interpolação com 5 pontos (a), 10 pontos (b), 15 pontos (c) e 20 pontos (d).	32
Figura 4.2 - Curvas resultantes do segundo caso de estudo após a interpolação com 5 pontos (a), 10 pontos (b), 15 pontos (c) e 20 pontos (d).	34
Figura 4.3 - Curvas resultantes do terceiro caso de estudo após a interpolação com 5 pontos (a), 10 pontos (b), 15 pontos (c) e 20 pontos (d).	35
Figura 5.1 - Fluxograma do algoritmo Perturba e Observa.	38
Figura 5.2 - Fluxograma do algoritmo Particle Swarm Optimization.	40
Figura 5.3 - Fluxograma do algoritmo proposto.	43

Figura 6.1 - Diagrama de blocos do sistema PV utilizado na simulação.

45

Figura 6.2 - Figuras obtidas através da simulação do primeiro caso de estudo: (a) Curvas de avaliação das partículas em cada algoritmo de MPPT para os três cenários; (b), (c) e (d) Curvas P-V estudadas, curva interpolada quando aplicável e pontos utilizados na interpolação para os três cenários, respectivamente.

47

Figura 6.3 - Figuras obtidas através da simulação do segundo caso de estudo: (a) Curvas de avaliação das partículas em cada algoritmo de MPPT para os três cenários; (b), (c) e (d) Curvas P-V estudadas, curva interpolada quando aplicável e pontos utilizados na interpolação para os três cenários, respectivamente.

51

Lista de Tabelas

Tabela 4.1 - Comparação do erro do primeiro caso de estudo entre os vários métodos de interpolação	33
Tabela 4.2 - Comparação do erro do segundo caso de estudo entre os vários métodos de interpolação	34
Tabela 4.3 - Comparação do erro do terceiro caso de estudo entre os vários métodos de interpolação	36
Tabela 6.1 - Especificações do módulo PV SHARP ND-R250A5.	46
Tabela 6.2 - Parâmetros de controlo dos algoritmos de MPPT utilizados.	46
Tabela 6.3 - Comparação dos resultados do primeiro caso de estudo entre os diferentes algoritmos de MPPT utilizados, com recurso a 50 runs.	50
Tabela 6.4 - Comparação dos resultados do segundo caso de estudo entre os diferentes algoritmos de MPPT utilizados, com recurso a 50 runs.	53

Lista de Acrónimos

ABC	<i>Artificial Bee Colony</i>
ACO	<i>Ant Colony Optimization</i>
AG	Algoritmo Genético
APREN	Associação Portuguesa de Energias Renováveis
BO	<i>Bat Optimization, Butterfly Optimization</i>
CI	Condutância Incremental
CS	<i>Cuckoo Search</i>
DC	Corrente Contínua
DDM	Modelo de Dois Díodos
DE	<i>Differential Evolution</i>
FFO	<i>Farmland Fertility Optimization</i>
GHO	<i>Grasshopper Optimization</i>
GMPP	Ponto de Potência Máxima Global
GWO	<i>Grey Wolf Optimizer</i>
I-V	Corrente-Tensão
IAE	Integral do Valor Absoluto do Erro
IEA	<i>International Energy Agency</i>
JÁ	<i>Jaya Algorithm</i>
LF	<i>Lógica Fuzzy</i>
LMPP	Pontos de Máxima Potência Locais
LWF	Função W de Lambert
MO	<i>Multiverse Optimizer</i>
MPP	Ponto de Máxima Potência
MPPT	Procura do Ponto de Máxima Potência
NRM	Método de Newton-Raphson
P&O	Perturba e Observa
P-V	Potência-Tensão
PSC	Condições de Sombreamento Parcial
PSO	<i>Particle Swarm Optimization</i>
PV	Fotovoltaica
RNA	Redes Neurais Artificiais
SA	<i>Simulated Annealing</i>
SDM	Modelo de Um Díodo
SSO	<i>Salp Swarm Optimization</i>
STC	Condições de Teste Padrão
TDM	Modelo de Três Díodos

Lista de Símbolos

$a_{0,\dots,np}$	Coefficientes da interpolação
A_j, B_j	Polinômios necessários para o cálculo da interpolação de Hermite Cúbica
C, C_1, C_2	Coefficientes de temperatura
$C_s, C_{s,1}, C_{s,2}$	Coefficientes da interpolação de Spline Cúbica
c_1	Coefficiente de aceleração cognitiva
c_2	Coefficiente de aceleração social
CR	Fator de cruzamento
d	Distância mínima do ponto a interpolar
D, D_1, D_2	Díodos
D_{by}	Díodo de <i>bypass</i>
dim	Dimensão do problema
e	Erro
E_f	Eficiência do MPPT [%]
E_{gap}	Banda proibida do material semiconductor [C]
F	Fator de mutação
$f(x_{0,\dots,np})$	Função original de 0 até np
G, G_1, G_2	Irradiâncias [W/m ²]
$g(x_{0,\dots,np})$	Função interpolada 0 até np
$gbest_{dim}$	Melhor posição alcançada por todas as partículas da dim -ésima dimensão
H_{2n_p+1}	Polinômio interpolador de Hermite Cúbica de grau $(2n_p + 1)$
i	Índice da partícula
I	Corrente de saída [A]
I_0, I_{01}, I_{02}	Correntes inversas de saturação do díodo [μ A]
I_d, I_{d1}, I_{d2}	Correntes dos díodos [A]
I_{FV}	Corrente atual do sistema fotovoltaico [A]
I_{mpp}	Corrente no ponto de máxima potência [A]
I_p	Corrente na resistência R_p [A]
I_{ph}	Corrente fotoelétrica [A]
I_{pv}	Corrente de saída de cada grupo de células PV [A]
I_{sc}	Corrente de curto-circuito [A]
it_{max}	Número máximo de iterações
j	Variável entre 1 e n_p
k	Número da iteração atual
K	Constante nos algoritmos de tensão de circuito aberto e corrente de curto-circuito
k_B	Constante de Boltzman [J/K]
l_b	Limite inferior
l_j	Polinômios na base de Lagrange
m	Número de díodos de <i>bypass</i>
n, n_1, n_2	Fator de idealidade dos díodos
n_p	Número de pontos utilizados na interpolação

n_{part}	Número de partículas
N_s	Número de células ligadas em série
$pbest_{i,dim}$	Melhor posição individual alcançada pela partícula i da dim -ésima dimensão
$P_{disponível}$	Potência disponível [W]
$P_{extraída}$	Potência extraída [W]
P_{FV}	Potência atual do sistema fotovoltaico [W]
P_{max}	Potência máxima da curva interpolada [W]
P_{mpp}	Potência no ponto de máxima potência [W]
P_{n_p}	Polinómio interpolador de grau n_p
q	Carga do eletrão [C]
r_1, r_2	Números aleatórios com uma distribuição uniforme entre [0, 1]
R_{by}	Resistência que modela o diodo de <i>bypass</i> [Ω]
R_p	Resistência ligada em paralelo [Ω]
R_s	Resistência ligada em série [Ω]
t	Período de tempo [s]
T	Temperatura [K]
u	Número de díodos do modelo PV
u_b	Limite superior
V	Tensão de saída [V]
V_{br}	Tensão de rutura [V]
V_{FV}	Tensão atual do sistema fotovoltaico [V]
V_i	Vetor de velocidade
$v_{i,dim}$	Velocidade da i -ésima partícula da dim -ésima dimensão
V_{mpp}	Tensão no ponto de máxima potência [V]
V_{oc}	Tensão de circuito aberto [V]
V_{passo}	Tensão de perturbação [V]
V_{pv}	Tensão de saída de cada grupo de células PV [V]
V_{ref}	Tensão de referência [V]
V_t	Tensão térmica [V]
x, x_0, \dots, x_{n_p}	Abcissas dos pontos utilizados na interpolação (Nós de interpolação)
X_i	Vetor de posição
$x_{i,dim}$	Posição da i -ésima partícula da dim -ésima dimensão
y, y_0, \dots, y_{n_p}	Ordenadas dos pontos utilizados na interpolação
α_i	Coefficiente de temperatura de corrente de curto-circuito [%/°C]
α_p	Coefficiente de temperatura de potência máxima [%/°C]
α_v	Coefficiente de temperatura de tensão de circuito aberto [%/°C]
ΔI	Perturbação na corrente [A]
ΔV	Perturbação na tensão [V]
η	Eficiência do módulo PV [%]
ω	Fator de inércia

Capítulo 1

1 Introdução

1.1 Enquadramento do tema

O aumento da procura de energia elétrica, associado ao constante crescimento da população mundial e ao aumento das atividades económicas, contribuiu para o aumento das emissões de gases com efeito de estufa e, por sua vez, para o aumento dos fenómenos meteorológicos extremos na última década [1]. Uma das justificações para estes fenómenos prende-se com o facto da maior parte da energia elétrica mundial ser produzida recorrendo a combustíveis fósseis, como por exemplo o carvão mineral, o petróleo e o gás natural [2]. Quando estão em combustão, estes combustíveis fósseis libertam grandes quantidades de gases como o dióxido de carbono, o metano e outros gases com efeito de estufa, que retêm o calor na atmosfera, sendo os principais responsáveis pelo aquecimento global e pelas alterações climáticas [3]. O aquecimento global e as alterações climáticas trazem várias preocupações para a humanidade, uma vez que são responsáveis por provocar problemas de saúde, extinção de espécies e escassez de alimentos essenciais. Além de ser prejudicial para a vida humana e para o ambiente, o aquecimento global também acarreta grandes encargos financeiros, pois exige maiores investimentos em cuidados de saúde e na proteção de espécies ameaçadas [4], por exemplo. Com o objetivo de reduzir as emissões de gases com efeito de estufa e evitar as suas consequências, governos de todo o mundo comprometeram-se com metas de redução de emissões, nomeadamente através do Acordo Climático de Paris, do Protocolo de Montreal, do Pacto Ecológico Europeu e do Protocolo de Quioto [1], [4], [5], [6].

Devido à necessidade de reduzir a utilização de combustíveis fósseis, a produção de energia elétrica recorrendo a fontes de energia renováveis tem ganho cada vez mais destaque para satisfazer as necessidades energéticas mundiais sem prejudicar o meio ambiente [7]. Existem várias fontes de energia renováveis como por exemplo, a energia eólica obtida a partir da energia cinética dos ventos, a energia solar proveniente da energia do sol, a energia dos oceanos que provém da energia cinética das ondas e marés, a biomassa obtida através de matéria orgânica, a energia hídrica proveniente da energia cinética de cursos de água e a energia geotérmica obtida a partir do calor do interior da Terra [8].

A quantidade de carbono resultante da produção global de energia elétrica caiu para um mínimo histórico de 436 gCO₂/kWh em 2022, o que representa a energia mais limpa de sempre [9]. Segundo dados da *International Energy Agency* (IEA), em 2022 a energia

elétrica obtida a partir de fontes renováveis representou cerca de 29,9% da produção total de energia elétrica no mundo. Este valor significa um aumento de, aproximadamente, 8,7% na última década [10]. As percentagens de energia elétrica obtida através das várias fontes renováveis e não renováveis a nível mundial em 2022 e a comparação desses valores com os de 2012 podem ser observadas na Figura 1.1. Portugal tem vindo a apresentar um bom desempenho no que diz respeito ao aumento da produção de energia elétrica através de fontes renováveis, sendo que 57,2% da energia elétrica produzida foi proveniente de fontes renováveis, de acordo com os dados da Associação Portuguesa de Energias Renováveis (APREN). Assim, conseguiu nesse ano ser o quarto país da Europa com a maior incorporação renovável na produção de energia elétrica, ficando apenas atrás da Noruega, Áustria e Dinamarca [11]. Na Figura 1.2 é possível observar as percentagens de energia elétrica obtida em Portugal recorrendo às várias fontes de energia renováveis e não renováveis em 2022 e os valores correspondentes ao ano 2012. Em janeiro de 2023, Portugal conseguiu atingir os 88,1% de energia elétrica produzida através de fontes de energia renováveis, devido principalmente às fortes chuvas, às boas condições eólicas e solares registadas e o aumento da potência renovável instalada nas várias tecnologias [12].

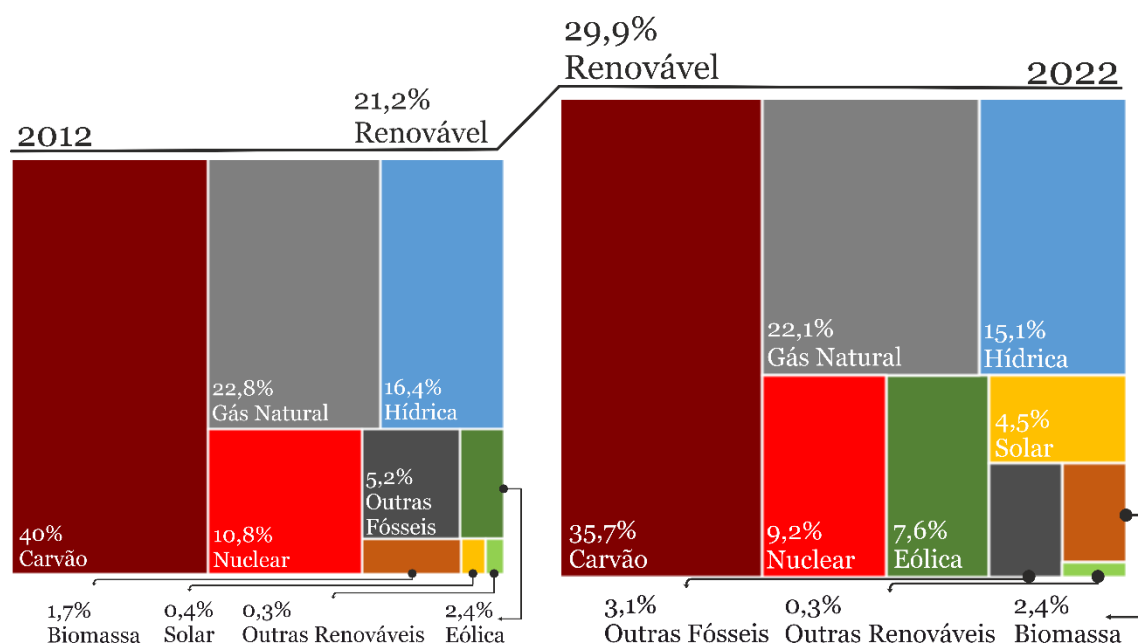


Figura 1.1 - Produção de energia elétrica no mundo, por fonte de energia, em 2012 e 2022.

Dentro destas energias produzidas através de fontes renováveis, a energia solar é a que mais se tem destacado no mercado, sendo a energia com o maior crescimento nos últimos 18 anos consecutivos [9]. A energia solar é obtida através de sistemas fotovoltaicos (PV) que não produzem poluição, exigem pouca manutenção, não originam ruído e recorrem a uma energia ilimitada e gratuita [13].

A energia solar representou em 2022 cerca de 4,5% da produção total de energia a nível mundial, o que corresponde a um aumento de aproximadamente 1250% em relação aos resultados de 2012 [10]. Prevê-se que até 2040 a energia solar seja responsável por mais de 10% do fornecimento global de energia elétrica, tornando-se um dos maiores contribuidores da transição para energia limpa [14], [15]. Em Portugal a energia solar tem um maior peso na produção de energia elétrica, sendo que 5,8% da energia elétrica total foi produzida com recurso à energia solar em 2022. A produção de energia elétrica através da energia solar aumentou bastante na última década, uma vez que em 2012 representava apenas 0,8% da produção de energia elétrica total no país [11].

No entanto, a produção PV apresenta algumas desvantagens, nomeadamente o elevado custo de instalação, a baixa eficiência (entre 9 e 16%) e o facto da disponibilidade da energia solar ser variável, uma vez que as condições atmosféricas afetam os níveis de temperatura e de irradiância [16]. Essa constante alteração nas condições de funcionamento dos sistemas PV faz com que as curvas características corrente-tensão (I-V) apresentem um comportamento não-linear. Assim, para maximizar a produção de energia elétrica de um sistema PV torna-se necessário colocá-lo constantemente a operar no ponto de funcionamento correspondente à máxima potência disponível (MPP). Os algoritmos de procura do ponto de máxima potência (MPPT) determinam o MPP, aproveitando assim o máximo de potência disponível em diferentes condições de funcionamento do sistema PV [13]. Existem diversos algoritmos de MPPT na literatura especializada, apresentando diferentes níveis de eficiência, simplicidade de implementação, flexibilidade, custo computacional, confiabilidade, entre outros aspetos [17].

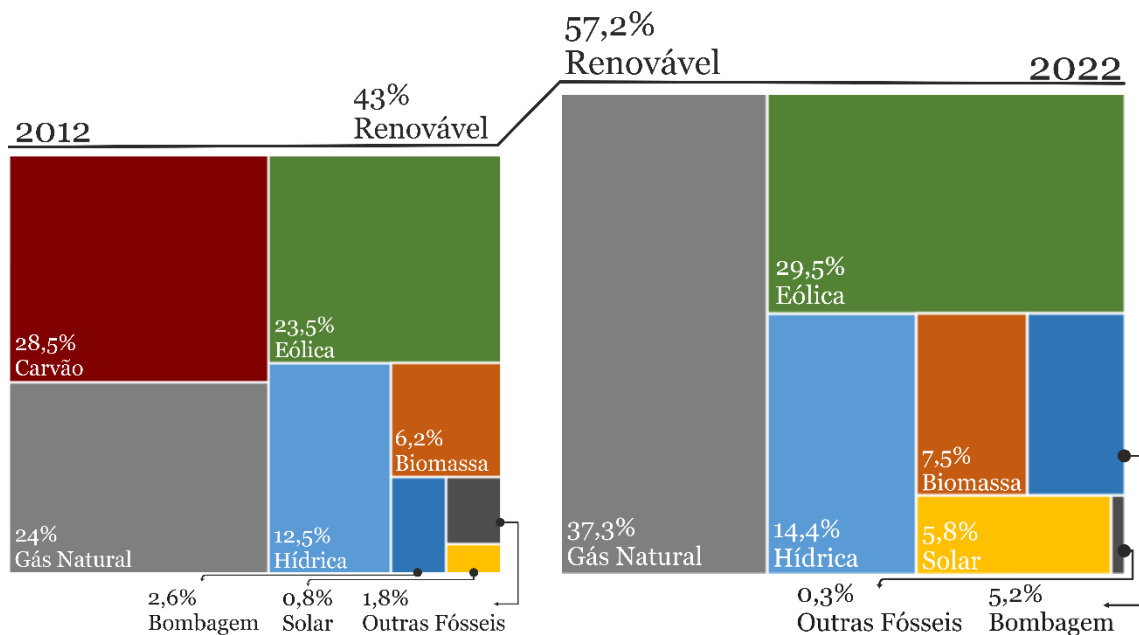


Figura 1.2 - Produção de energia elétrica em Portugal, por fonte de energia, em 2012 e 2022.

1.2 Motivação e Objetivos

A intensificação dos desastres naturais provocados essencialmente pelo aquecimento global e pelas alterações climáticas nos últimos anos tem alertado a humanidade para a necessidade de uma urgente mudança de hábitos. Em particular, a redução das emissões de gases com efeito de estufa tem ganho mais importância na vida quotidiana da população a nível mundial.

Tendo Portugal um excelente potencial de produção de energia elétrica através da energia solar devido à forte exposição solar a que está sujeito, esta pode apresentar vantagens comparando com outras fontes de energia renováveis. Para que seja aproveitado o máximo de energia solar disponível, torna-se necessário utilizar algoritmos de MPPT que sejam eficientes, apresentando bons resultados em quaisquer condições de funcionamento.

O objetivo principal da presente dissertação é apresentar um novo algoritmo de MPPT híbrido que apresente melhores resultados do que alguns dos algoritmos de MPPT mais recorrentes na literatura e no mercado. Este algoritmo de MPPT híbrido recorre aos algoritmos Perturba e Observa (P&O) e *Particle Swarm Optimization* (PSO), utilizando ainda uma técnica de interpolação, a interpolação de Spline Cúbica. Assim, o algoritmo apresentado consegue reduzir o tempo de procura do MPP e obter melhores resultados em diferentes condições de funcionamento.

Além desse objetivo principal, a presente dissertação tem também os seguintes objetivos específicos:

- Estudar e pesquisar sobre o funcionamento de sistemas PV, algoritmos de MPPT e técnicas de interpolação;
- Implementar alguns dos mais conhecidos algoritmos de MPPT;
- Desenvolver um algoritmo híbrido de MPPT;
- Analisar os resultados dos diversos algoritmos implementados aplicados em diferentes casos de estudo simulados.

1.3 Organização da Dissertação

A presente dissertação está organizada em sete capítulos. No Capítulo 1 é feita a introdução da dissertação, apresentando o enquadramento do tema, a motivação e os objetivos para a realização da mesma.

No Capítulo 2 realiza-se uma revisão bibliográfica sobre os modelos matemáticos mais utilizados para simular o comportamento de células e módulos PV. De seguida, é analisada a influência da temperatura e da irradiância nas curvas características I-V e P-

V de um módulo PV. No fim deste capítulo, apresenta-se a formulação matemática para realizar a modelação de uma célula ou módulo PV sob condições de sombreamento parcial.

No Capítulo 3 é realizado um estudo sobre os vários algoritmos de MPPT presentes na literatura especializada. De acordo com as suas especificidades, estes algoritmos são divididos em três categorias: algoritmos convencionais, algoritmos avançados e algoritmos híbridos. Ao longo do capítulo podem observar-se fluxogramas que explicam o modo de funcionamento de alguns algoritmos convencionais específicos e de algoritmos avançados e híbridos no geral.

No Capítulo 4 é feita uma revisão acerca da interpolação, sendo apresentadas algumas técnicas de interpolação existentes e o respetivo modo de funcionamento. De seguida, essas técnicas são aplicadas a três casos de estudo e os resultados são apresentados para, assim, averiguar qual a melhor técnica de interpolação a utilizar no algoritmo híbrido desenvolvido na presente dissertação.

No Capítulo 5 realiza-se um estudo sobre as três técnicas utilizadas no algoritmo híbrido proposto na presente dissertação. No fim deste capítulo, é apresentado e aprofundado o modo de funcionamento do algoritmo híbrido desenvolvido.

No Capítulo 6 o algoritmo híbrido proposto na presente dissertação é validado através de dois casos de estudo obtidos através da simulação de um sistema PV, com diferentes condições de funcionamento. O desempenho do algoritmo híbrido proposto foi comparado com vários algoritmos de MPPT, sendo os respetivos resultados apresentados e comparados.

Por fim, no Capítulo 7 são apresentadas as reflexões e conclusões retiradas do trabalho realizado na presente dissertação.

Capítulo 2

2 Modelação Fotovoltaica

Para simular com eficiência e precisão o comportamento de uma célula ou de um módulo PV é fundamental a utilização de modelos matemáticos adequados. Estes modelos matemáticos variam na precisão, custo computacional, complexidade e eficiência [18]. A combinação de diferentes componentes elétricos, como uma fonte de corrente, díodos e resistências, permite obter esta simulação [19]. Existem, na literatura especializada, vários modelos matemáticos para simular o comportamento de dispositivos fotovoltaicos, como o modelo de um díodo (SDM) [20], o modelo de dois díodos (DDM) [21], o modelo de três díodos (TDM) [22], o modelo de multidíodo [23], o modelo de díodo multidimensão [24] e o modelo de Bishop [25]. Entre os modelos mais utilizados está o modelo matemático de um díodo, que garante uma boa precisão com uma complexidade reduzida, e o modelo matemático de dois díodos, que consegue uma melhor precisão, principalmente com baixos níveis de irradiância [26].

O modo de funcionamento destes dois modelos será aprofundado neste capítulo, bem como a resposta destes modelos a alterações de irradiância e temperatura. Além disso, é estudada a modelação de um módulo fotovoltaico quando sujeito a condições não uniformes, como o sombreamento parcial.

2.1 Modelo de um díodo (SDM)

O modelo matemático de um díodo, cujo circuito elétrico equivalente está representado na Figura 2.1, é constituído por uma fonte de corrente, que simula a corrente fotoelétrica (I_{ph}) produzida pela célula ou módulo PV, um díodo (D) em paralelo com a fonte de corrente, que permite representar os efeitos físicos que ocorrem na junção PN e uma resistência em série (R_s), que representa as perdas devido ao contacto entre as superfícies de silício e os eléctrodos. Além disso, este modelo contém ainda uma resistência em paralelo (R_p), que representa as perdas por correntes de fuga, originadas por imperfeições do material que constitui as células [18], [19], [27].

Aplicando as leis de Kirchhoff ao circuito da Figura 2.1, a corrente de saída do circuito (I) é dada pela equação (2.1).

$$I = I_{ph} - I_d - I_p \quad (2.1)$$

Já a corrente I_p que circula na resistência R_p é dada pela equação (2.2), de acordo com a lei de Ohm.

$$I_p = \frac{V + I \times R_s}{R_p} \quad (2.2)$$

A corrente que atravessa o diodo (I_d) pode ser calculada pela equação (2.3), recorrendo à equação de Shockley.

$$I_d = I_0 \left[\exp\left(\frac{(V + I \times R_s)}{n \times V_t}\right) - 1 \right] \quad (2.3)$$

onde I_0 é a corrente inversa de saturação do diodo, V é a tensão de saída, n é o fator de idealidade do diodo e o termo $(V + I \times R_s)$ corresponde à tensão aos terminais do diodo.

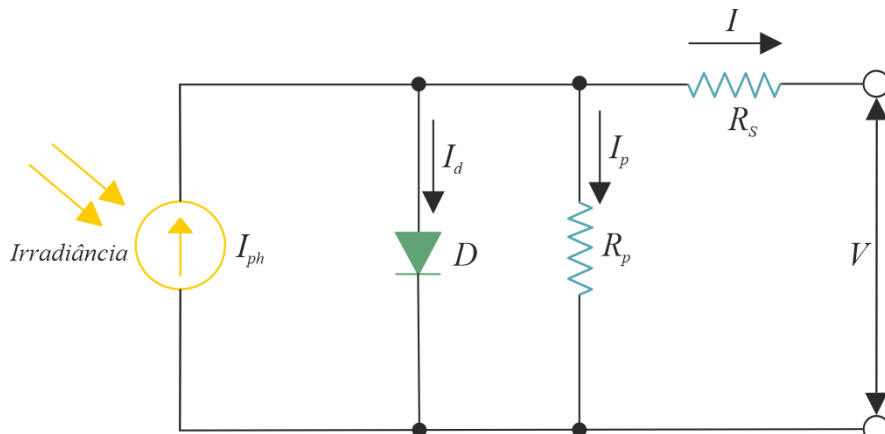


Figura 2.1 - Circuito elétrico equivalente do modelo de um diodo (SDM).

Por sua vez, a corrente inversa de saturação do diodo (I_0) é obtida pela equação (2.4).

$$I_0 = C \times T^2 \exp\left(-\frac{E_{gap}}{k \times T}\right) \quad (2.4)$$

onde E_{gap} é a banda proibida (*band gap*) do material semiconductor, sendo que para o silício cristalino $E_{gap} = 1.124 \text{ eV} = 1.8\text{E} - 19\text{J}$ e para o silício amorfo $E_{gap} = 1.7 \text{ eV} = 2.72370016\text{E} - 19\text{J}$, e C é o coeficiente de temperatura.

A tensão térmica (V_t) é obtida pela equação (2.5).

$$V_t = \frac{N_s \times k_B \times T}{q} \quad (2.5)$$

onde N_s é o número de células ligadas em série, k_B é a constante de Boltzman ($1.3806503E - 23$ J/K), T é a temperatura em Kelvin e q é a carga do eletrão ($1.60217646E - 19$ C).

Substituindo as equações (2.2) e (2.3) na equação (2.1), ficamos com a equação (2.6), que descreve a corrente de saída (I) do circuito do modelo de um díodo.

$$I = I_{ph} - I_0 \left[\exp \left(\frac{V + I \times R_s}{n \times V_t} \right) - 1 \right] - \frac{V + I \times R_s}{R_p} \quad (2.6)$$

A equação (2.6) é implícita e possui cinco parâmetros desconhecidos: I_{ph} , I_0 , n , R_s e R_p . Para se conseguir ultrapassar a sua natureza implícita recorre-se, normalmente, ao método de Newton-Raphson (NRM) ou à função W de Lambert (LWF) [28].

Por ser simples de implementar e garantir uma precisão elevada, o modelo de um díodo é o mais utilizado na literatura especializada, no entanto a precisão deste modelo matemático diminui quando se pretende simular dispositivos PV com baixos níveis de irradiância [19].

2.2 Modelo de dois díodos (DDM)

Na Figura 2.2 é apresentado o circuito elétrico equivalente do modelo matemático de dois díodos. A única diferença deste modelo para o modelo de um díodo (SDM) é a presença de mais um díodo ligado em paralelo com a fonte de corrente. O díodo D_1 simula a corrente de difusão na junção PN, enquanto o díodo D_2 representa o efeito de recombinação na região espaço-carga [26].

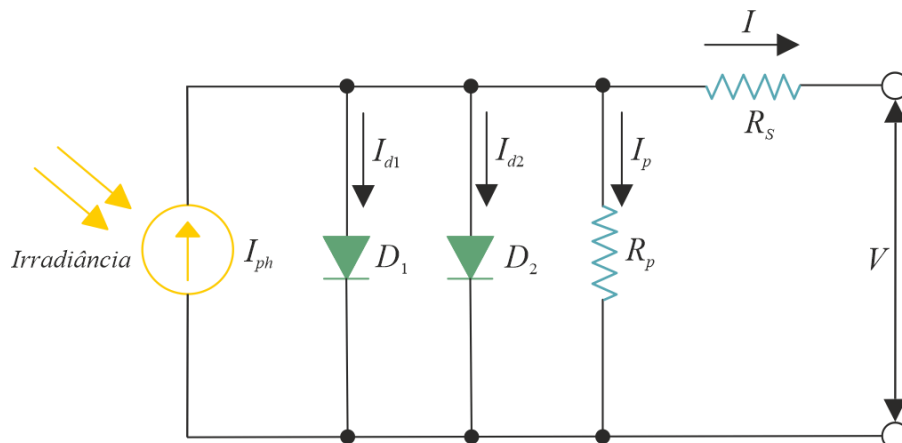


Figura 2.2 - Circuito elétrico equivalente do modelo de dois díodos (DDM).

Aplicando as leis de Kirchoff ao circuito da Figura 2.2, a corrente de saída do circuito (I) é dada pela equação (2.7).

$$I = I_{ph} - I_{d1} - I_{d2} - I_p \quad (2.7)$$

De acordo com a lei de Ohm, a corrente (I_p) pode ser calculada pela equação (2.2).

As correntes que atravessam os díodos (I_{d1} e I_{d2}) são obtidas pelas equações (2.8) e (2.9), respetivamente, utilizando a equação de Shockley.

$$I_{d1} = I_{01} \left[\exp\left(\frac{(V + I \times R_s)}{n_1 \times V_t}\right) - 1 \right] \quad (2.8)$$

$$I_{d2} = I_{02} \left[\exp\left(\frac{(V + I \times R_s)}{n_2 \times V_t}\right) - 1 \right] \quad (2.9)$$

onde I_{01} é a corrente inversa de saturação do díodo D_1 , I_{02} é a corrente inversa de saturação do díodo D_2 , n_1 é o fator de idealidade do díodo D_1 e n_2 é o fator de idealidade do díodo D_2 .

Por sua vez, as equações (2.10) e (2.11) descrevem a corrente inversa de saturação do díodo D_1 (I_{01}) e do díodo D_2 (I_{02}), respetivamente.

$$I_{01} = C_1 \times T^3 \exp\left(-\frac{E_{gap}}{k_B \times T}\right) \quad (2.10)$$

$$I_{02} = C_2 \times T^{\frac{5}{2}} \exp\left(-\frac{E_{gap}}{2 \times k_B \times T}\right) \quad (2.11)$$

onde C_1 e C_2 representam o coeficiente de temperatura no díodo D_1 e D_2 , respetivamente.

Substituindo as equações (2.2), (2.8) e (2.9) na equação (2.7), ficamos com a equação (2.12), que descreve a corrente de saída (I) do circuito do modelo de dois díodos.

$$I = I_{ph} - I_{01} \left[\exp\left(\frac{(V + I \times R_s)}{n_1 \times V_t}\right) - 1 \right] - I_{02} \left[\exp\left(\frac{(V + I \times R_s)}{n_2 \times V_t}\right) - 1 \right] - \frac{V + I \times R_s}{R_p} \quad (2.12)$$

Tal como no modelo a um díodo, a equação (2.12), que caracteriza a corrente de saída, é implícita, mas já possui sete parâmetros desconhecidos: I_{ph} , I_{01} , I_{02} , n_1 , n_2 , R_s e R_p .

O facto de possuir dois díodos permite que o DDM represente com maior precisão os efeitos físicos na junção PN, principalmente quando existem baixos níveis de irradiância [18], no entanto apresenta uma maior complexidade e custo computacional [26].

2.3 Influência da temperatura e da irradiância

A temperatura e a irradiância são dois dos fatores que mais influenciam o desempenho de dispositivos PV. Com o objetivo de estudar essa influência foram simuladas várias curvas características, corrente-tensão (I-V) e potência-tensão (P-V), de um módulo fotovoltaico, para diversos valores de temperatura e irradiância. Na Figura 2.3 estão representadas cinco curvas características I-V e P-V e os respectivos pontos de máxima potência (MPP), do mesmo módulo quando sujeito a diferentes níveis de temperatura (25 °C, 40 °C, 55 °C, 70 °C e 85 °C), mantendo a irradiância a 1000 W/m^2 . É possível verificar que o aumento da temperatura provoca uma diminuição da tensão, e, conseqüentemente, uma diminuição da potência, no entanto, leva a um ligeiro aumento da corrente. Além disso, tanto o valor da tensão no ponto de máxima potência (V_{mpp}) como a corrente nesse ponto (I_{mpp}) diminuem quando há um aumento do valor da temperatura.

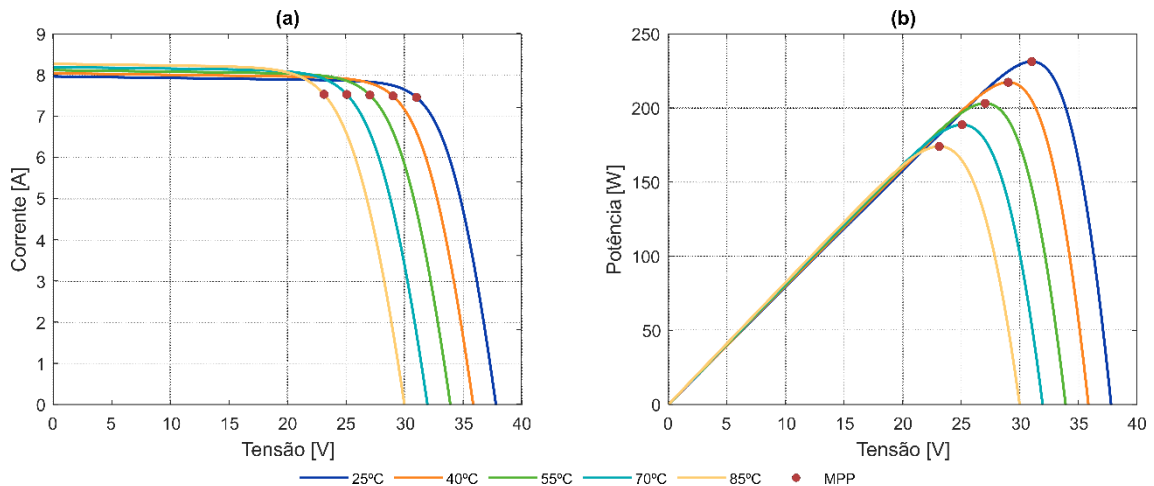


Figura 2.3 - Influência da temperatura nas curvas características I-V (a) e P-V (b).

Na Figura 2.4 são também apresentadas cinco curvas características I-V e P-V e os seus pontos de máxima potência, mas fazendo variar a irradiância (200 W/m^2 , 400 W/m^2 , 600 W/m^2 , 800 W/m^2 e 1000 W/m^2), mantendo a temperatura constante, a 25 °C. Verifica-se que o aumento da irradiância leva a um forte aumento da corrente, e conseqüentemente da potência, e a um pequeno aumento da tensão. Observa-se ainda que o valor da tensão no ponto de máxima potência mantém-se aproximadamente igual, apesar da variação da irradiância, havendo apenas um aumento do valor de (I_{mpp}).

Desta forma, confirma-se que em condições reais, onde os níveis de temperatura e irradiância estão constantemente a variar, os valores de tensão e corrente do MPP estão em constante mudança. Por este motivo, para que o sistema PV opere num ponto de funcionamento ótimo, i.e, no ponto de máxima potência, torna-se necessária a utilização de algoritmos que estejam permanentemente a procurar o ponto de máxima potência.

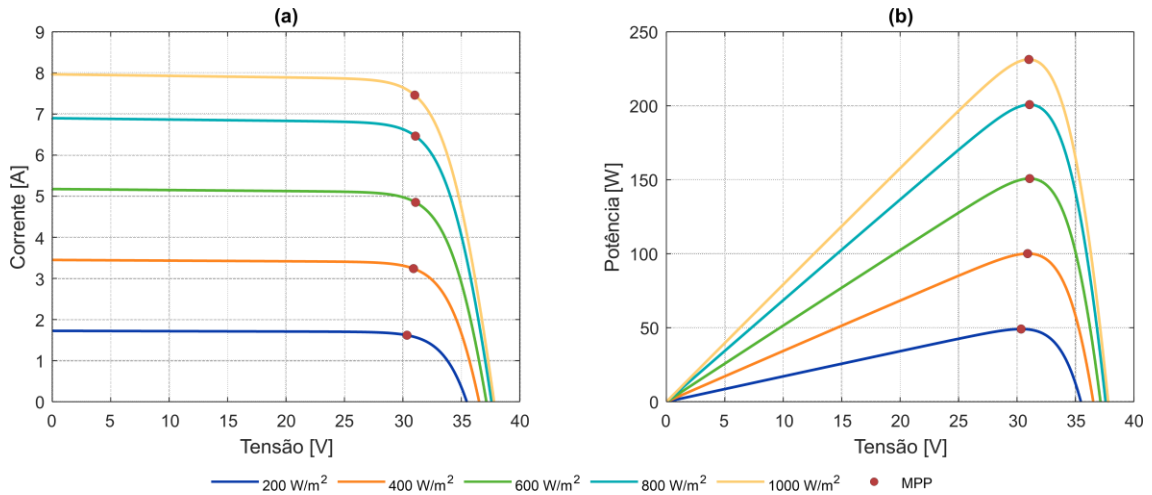


Figura 2.4 - Influência da irradiância nas curvas características I-V (a) e P-V (b).

2.4 Modelação sob condições de sombreamento parcial

O sombreamento parcial ocorre quando as células que compõem um módulo PV estão expostas a diferentes níveis de irradiância e pode ser causado por nuvens em movimento, árvores, edifícios, poeiras, entre outros fatores [29]. Este fenómeno pode condicionar o bom funcionamento de um sistema PV, uma vez que pode levar ao aparecimento de pontos quentes, i.e, regiões que quando sombreadas passam a atuar como uma carga dissipando a energia elétrica produzida sob a forma de calor [30], [31]. No fundo, estes pontos quentes consistem na inversão de polaridade de uma ou mais células, passando o seu funcionamento para o segundo quadrante para conseguir alcançar o mesmo fluxo de corrente, como se pode observar na Figura 2.5.

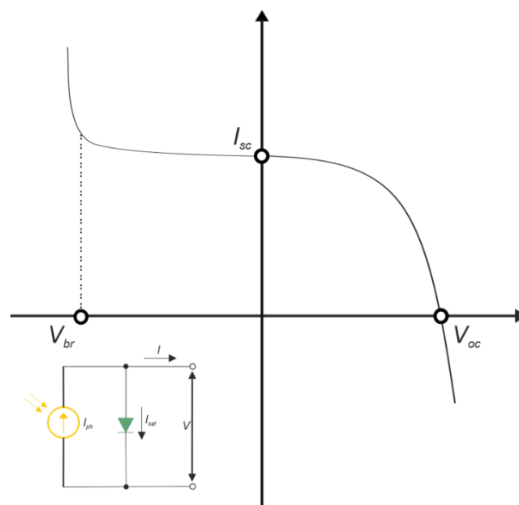


Figura 2.5 - Curva característica I-V de uma célula PV.

No primeiro quadrante está representado o funcionamento para condições normais, sem sombreamento parcial, onde a tensão máxima que se obtém é a tensão de circuito-aberto, V_{oc} , e o maior valor de corrente corresponde à corrente de curto-circuito, I_{sc} [31], [32]. Já no segundo quadrante pode ser observado o modo de funcionamento para condições de sombreamento parcial (PSC), sendo que V_{br} representa a tensão de rutura, a partir da qual se começam a provocar danos na célula [31].

Para reduzir os problemas causados pelo sombreamento parcial são utilizados díodos de *bypass*, cuja função é desviar a corrente de um determinado conjunto de células que fique com polarização inversa, permitindo que os outros conjuntos continuem a funcionar corretamente [26], [33]. Estes díodos são conectados em antiparalelo, sendo que a quantidade de díodos de *bypass* usados num módulo PV é variável, embora seja mais comum a presença de três díodos de *bypass* [26]. O circuito elétrico equivalente de um módulo PV com m díodos aplicando o modelo de um diodo (SDM) e o modelo de dois díodos (DDM) para condições de sombreamento parcial (PSC) pode ser observado na Figura 2.6.

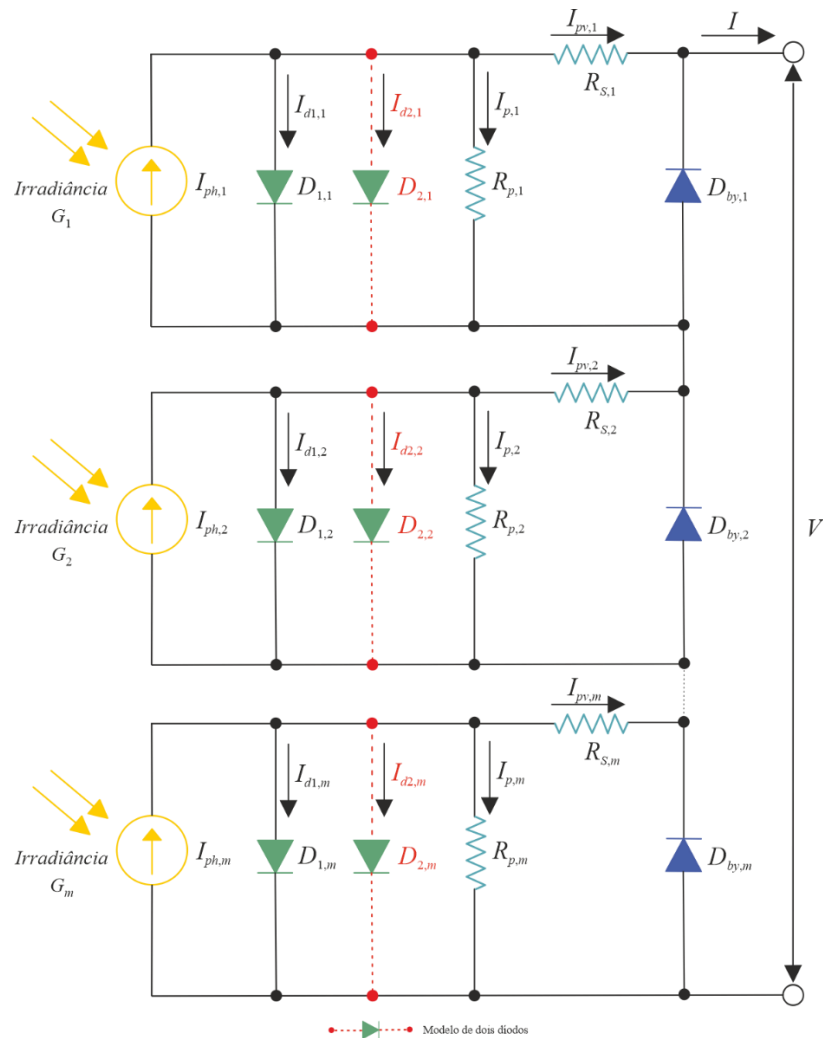


Figura 2.6 - Circuito elétrico equivalente de um módulo PV com o SDM e DDM para condições de sombreamento parcial.

Os diodos de *bypass* podem ser modelados matematicamente como uma resistência (R_{by}) em função da corrente fotoelétrica (I_{ph}). Em condições normais, um diodo de *bypass* encontra-se diretamente polarizado e é representado por uma resistência com um valor reduzido ($10^{-2} \Omega$). Para condições de sombreamento parcial, o diodo de *bypass* está inversamente polarizado e é caracterizado por uma resistência com um valor elevado ($10^{10} \Omega$). Este comportamento é descrito pela equação (2.13) [26].

$$R_{by}(I_{ph}) = \begin{cases} 10^{-2}, & D_{by} \text{ On} \\ 10^{10}, & D_{by} \text{ Off} \end{cases} \quad (2.13)$$

Assim sendo, quando se verifica sombreamento parcial, a corrente e a tensão de saída do circuito da Figura 2.6 podem ser obtidas de acordo com as equações (2.14) e (2.15), respetivamente [26].

$$I = \begin{cases} I_{ph,1}(G_1) - \sum_{i=1}^u \left[I_{oi,1} \left[\exp\left(\frac{q(V_{pv,1} + R_{s,1} \times I_{pv,1})}{n_{i,1} \times N_s \times k \times T}\right) - 1 \right] - \frac{V_{pv,1} + R_{s,1} \times I_{pv,1}}{R_{p,1}}, & I > I_{ph,2} \\ I_{ph,2}(G_2) - \sum_{i=1}^u \left[I_{oi,2} \left[\exp\left(\frac{q(V_{pv,2} + R_{s,2} \times I_{pv,2})}{n_{i,2} \times N_s \times k \times T}\right) - 1 \right] - \frac{V_{pv,2} + R_{s,2} \times I_{pv,2}}{R_{p,2}}, & I_{ph,2} \geq I \geq I_{ph,m} \\ I_{ph,m}(G_m) - \sum_{i=1}^u \left[I_{oi,m} \left[\exp\left(\frac{q(V_{pv,m} + R_{s,m} \times I_{pv,m})}{n_{i,m} \times N_s \times k \times T}\right) - 1 \right] - \frac{V_{pv,m} + R_{s,m} \times I_{pv,m}}{R_{p,m}}, & I < I_{ph,m} \end{cases} \quad (2.14)$$

$$V = \begin{cases} V_{pv,1}, & I > I_{ph,2} \\ V_{pv,2} + V_{pv,1}, & I_{ph,2} \geq I \geq I_{ph,m} \\ V_{pv,m} + V_{pv,2} + V_{pv,1}, & I < I_{ph,m} \end{cases} \quad (2.15)$$

onde G_1 , G_2 e G_m representam a irradiância do primeiro conjunto, do segundo conjunto e do m -ésimo conjunto de células PV, respetivamente, sendo $G_1 > G_2 > G_m$. u é o número de diodos (no SDM, $u = 1$, e no DDM, $u = 2$), I_{pv} é a corrente de saída de cada conjunto de células e V_{pv} é a tensão de saída de cada conjunto de células.

Para se estudar a influência do sombreamento e o impacto da ativação dos diodos de *bypass* nas curvas características I-V e P-V, foram simuladas várias curvas de um módulo PV com 60 células ligadas em série e 3 diodos de *bypass* ligados em antiparalelo, cada um conectado a um conjunto de 20 células PV, como se pode observar na Figura 2.7. Na curva azul, os três conjuntos de células encontram-se a uma temperatura de 25 °C e irradiância de 1000 W/m^2 , não existindo sombreamento parcial. Na curva verde, dois conjuntos de células operam com as mesmas condições, 1000 W/m^2 e 25 °C, enquanto o outro conjunto se encontra parcialmente sombreado, recebendo 500 W/m^2 de irradiância e 25 °C de temperatura, estando um diodo de *bypass* ativo. Por fim, na curva a castanho, estão dois diodos de *bypass* ativos, uma vez que dois dos conjuntos se encontram parcialmente sombreados, sendo que o primeiro conjunto recebe uma irradiância de 1000 W/m^2 a 25 °C, o segundo conjunto recebe uma irradiância de 500

W/m^2 a $25\text{ }^\circ\text{C}$ e o terceiro conjunto recebe uma irradiância de $300\text{ }W/m^2$ a $25\text{ }^\circ\text{C}$. Os três díodos de *bypass* são ativados quando os três conjuntos se encontram parcialmente sombreados e, nessas condições, o módulo PV deixa de funcionar e não existe produção PV. Na Figura 2.7 (b) verifica-se ainda que quando há díodos de *bypass* ativos, além dos pontos de máxima potência (MPP), encontram-se outros picos de tensão, chamados pontos de máxima potência locais (LMPP). Nestes casos, para se conseguir o funcionamento no ponto de máxima potência global (GMPP) é necessária a utilização de algoritmos de procura do ponto de máxima potência (MPPT) mais eficientes.

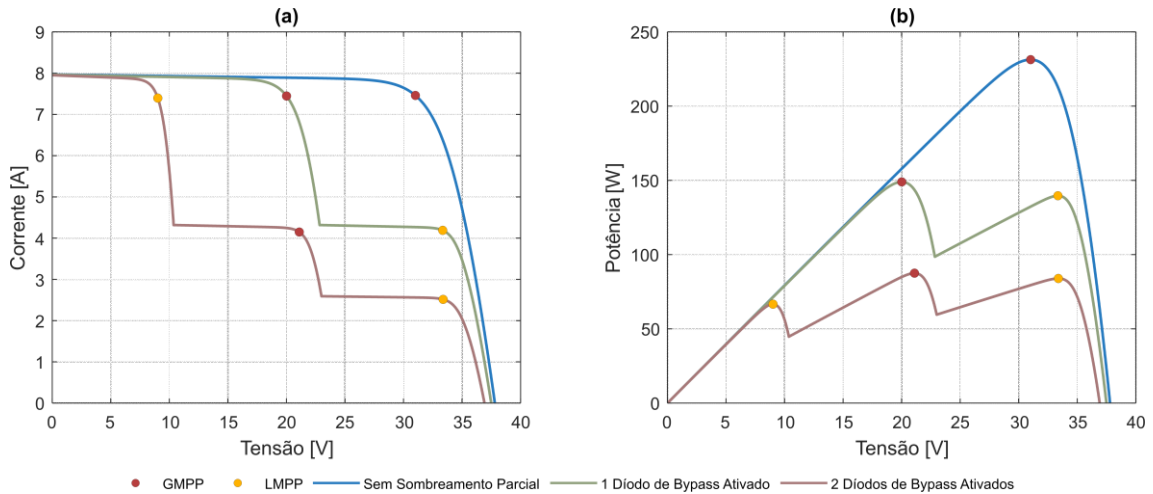


Figura 2.7 - Influência dos díodos de *bypass* nas curvas características I-V (a) e P-V (b).

Capítulo 3

3 Algoritmos de Procura do Ponto de Máxima Potência (MPPT)

Para maximizar a produção de energia num sistema PV em qualquer instante de tempo, contornando o comportamento não-linear da curva característica I-V, é necessário operar o sistema num ponto de funcionamento que corresponda à máxima potência disponível (MPP). Os algoritmos de procura do ponto de máxima potência (MPPT) são usados para determinar esse ponto de funcionamento e, assim, extrair a potência máxima disponível no sistema PV [34].

Podem ser encontrados na literatura vários algoritmos de MPPT, que apresentam algumas diferenças em termos de velocidade de convergência, precisão, sensores necessários, eficiência, complexidade, custo de execução, implementação, entre outros critérios [35]. Existem na literatura especializada várias formas para agrupar os algoritmos de MPPT tendo em conta a natureza da procura do ponto de máxima potência, no entanto, de modo geral, podem ser classificados como algoritmos convencionais, algoritmos avançados ou algoritmos híbridos [36]. Na Figura 3.1 apresenta-se a organização dos algoritmos de MPPT nestes grupos.

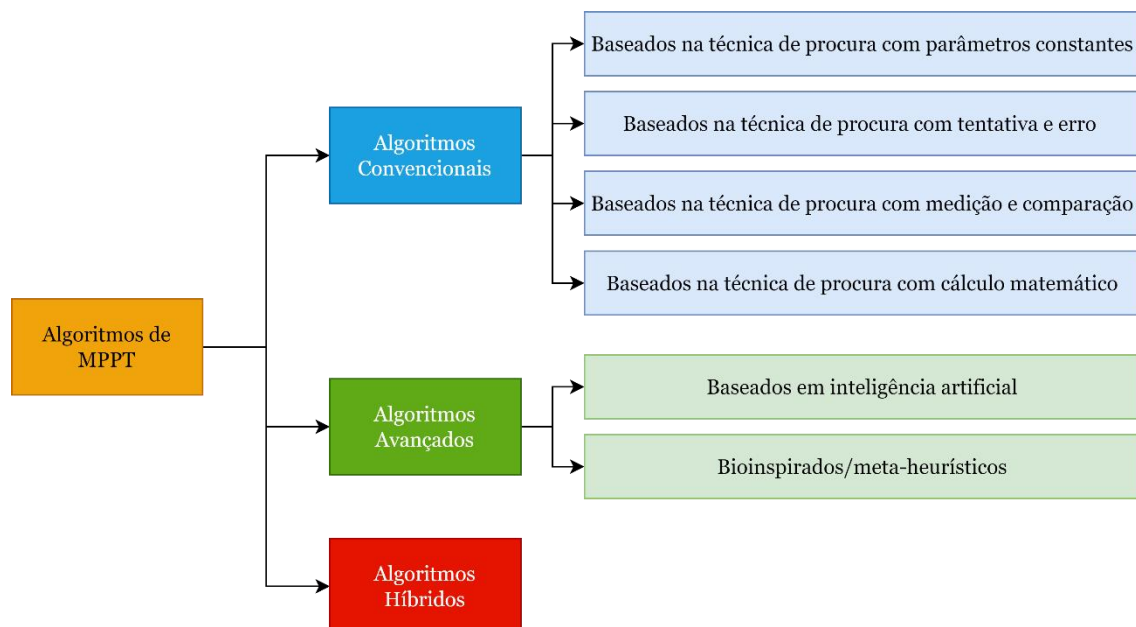


Figura 3.1 - Organização dos algoritmos de MPPT em grupos.

Neste capítulo são apresentados os grupos em que se classificam os algoritmos de procura do ponto de máxima potência convencionais e as suas principais vantagens e desvantagens, sendo aprofundados os principais algoritmos que integram cada um dos grupos. Posteriormente, explica-se em que consistem os algoritmos avançados e híbridos, expondo alguns exemplos de ambas as técnicas.

3.1 Algoritmos Convencionais

Também os algoritmos de MPPT convencionais podem ser classificados de acordo com a técnica utilizada na procura do ponto de máxima potência, dividindo-se em: técnica de procura com parâmetros constantes, técnica de procura com tentativa e erro, técnica de procura com medição e comparação e técnica de procura com cálculo matemático.

Os algoritmos de MPPT convencionais baseados na técnica de procura com parâmetros constantes necessitam de um valor pré-determinado da tensão ou da corrente, assumindo que esse valor é constante [37]. Os algoritmos de tensão de circuito aberto e corrente de curto-circuito são os mais populares com base nesta técnica. Estes algoritmos, cujos fluxogramas estão representados na Figura 3.2, realizam medições da tensão de circuito aberto (V_{oc}) ou da corrente de curto-circuito (I_{sc}) e multiplicam o valor obtido por uma constante K , resultando na tensão e na corrente do MPP, respetivamente [38]. Apesar do baixo custo e simplicidade, estes algoritmos apresentam bastantes limitações, como por exemplo, os algoritmos de tensão de circuito aberto e corrente de curto-circuito são incapazes de atingir o MPP, tanto em condições de baixa quanto de alta irradiância [39]. Além dos algoritmos anteriormente referidos, também os algoritmos *pilot cell algorithm* [40], *temperature gradient algorithm* [41], *temperature parametric method* [42], *P-N junction drop voltage* [43] e de tensão ou corrente de *feedback* [44] pertencem a este grupo.

Os algoritmos de MPPT convencionais baseados na técnica de procura com tentativa e erro iniciam-se com uma solução arbitrária e vão realizando tentativas de cálculo ou perturbações no sistema à procura da melhor solução possível, correspondente ao MPP [37]. Neste grupo encontra-se o algoritmo Perturba e Observa (P&O) um dos algoritmos de MPPT mais populares e utilizados na atualidade por apresentar uma estrutura aplicável a qualquer sistema PV e por ser de fácil utilização [37]. Além do algoritmo Perturba e Observa, cujo modo de funcionamento será aprofundado no subcapítulo 5.1, também se inserem nesta classificação, por exemplo, os algoritmos *DC Link Droop Control* [45], fotovoltaico de corrente única [46], de controlo *PV Output Senseless* [47], de comparação ponderada de três pontos [45] e de reconfiguração de *array* [48].

Os algoritmos de MPPT convencionais baseados na técnica de procura com medição e comparação detetam parâmetros externos do sistema fotovoltaico, como a irradiância,

a temperatura, a corrente ou a tensão, e compara esses valores com uma base de dados, que normalmente contém um ou mais MPP pré-conhecidos [37]. O algoritmo *Look-up Table* é o mais popular nesta categoria, utilizando uma tabela de consulta, com um valor particular para todos os dados de irradiância e temperatura, que pode ser gerada com base nas especificações do fabricante, por modelação matemática do sistema ou através de testes experimentais sob diferentes condições climáticas [34]. Os algoritmos de controlo de corrente linear [49], de maximização da corrente de carga [50] e da tensão de carga [51] são exemplos de algoritmos que também pertencem a este grupo. A principal desvantagem destes algoritmos reside na sua menor precisão na procura do MPP, especialmente sob condições variáveis de irradiância e temperatura, e na necessidade de mais recursos computacionais para processar os dados de forma eficiente [34].

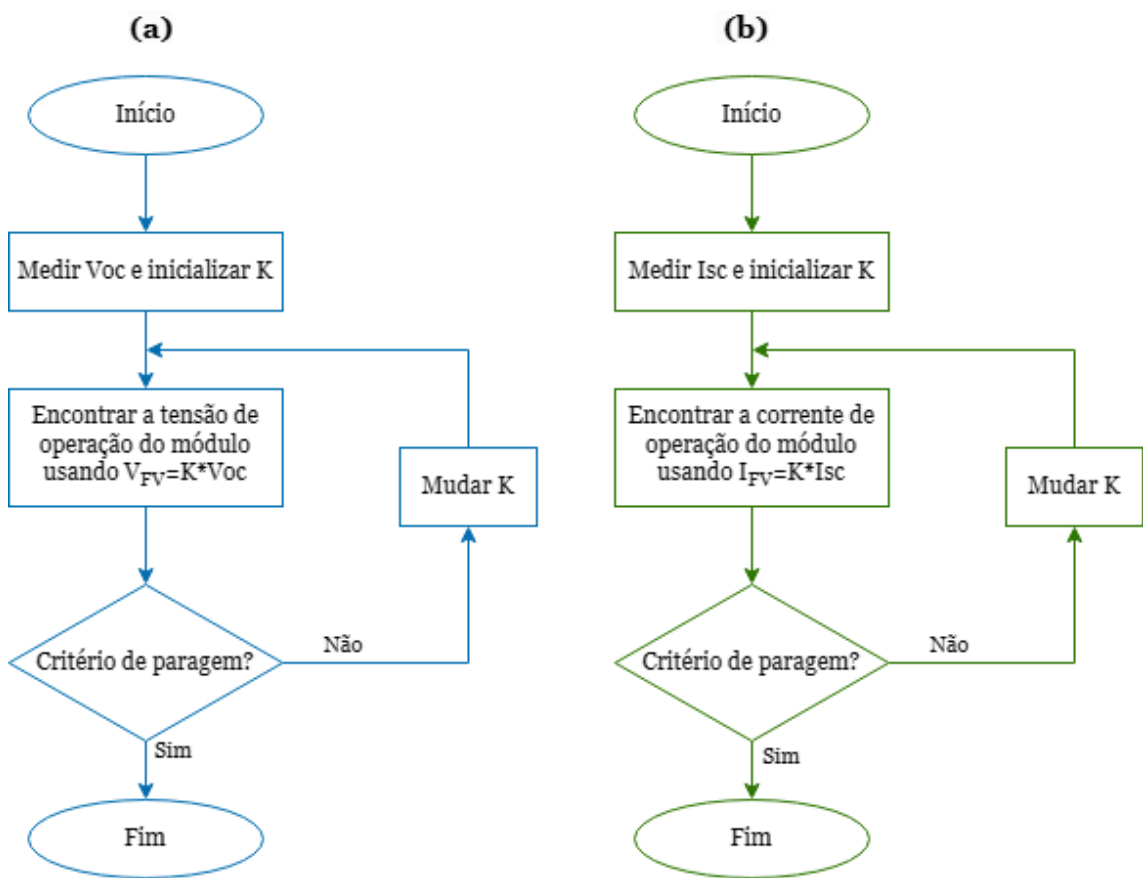


Figura 3.2 - Fluxogramas dos algoritmos de tensão de circuito aberto (a) e de corrente de curto-circuito (b).

Por último, os algoritmos de MPPT convencionais baseados na técnica de procura com cálculo matemático fornecem uma estimativa do MPP recorrendo a equações matemáticas utilizando os dados disponíveis [37]. O algoritmo Condutância Incremental (CI) pertence a este grupo e é também dos algoritmos convencionais mais utilizados [52]. O algoritmo utiliza uma derivada da potência em relação à tensão e atinge o MPP quando esse valor for igual a zero, o que significa que a soma da condutância instantânea com a

condutância incremental é igual a zero [53], [54]. O fluxograma deste algoritmo está representado na Figura 3.3. Existem outros algoritmos neste grupo como, por exemplo, o algoritmo Beta [55], o algoritmo de coordenadas lineares reorientadas [56], o controle de correlação de ondulação [57], [58], [59], o algoritmo de capacitância parasita [60], o controle de *feedback* dP/dV ou dP/dI [61], o *Current Sweep* [62], entre muitos outros.

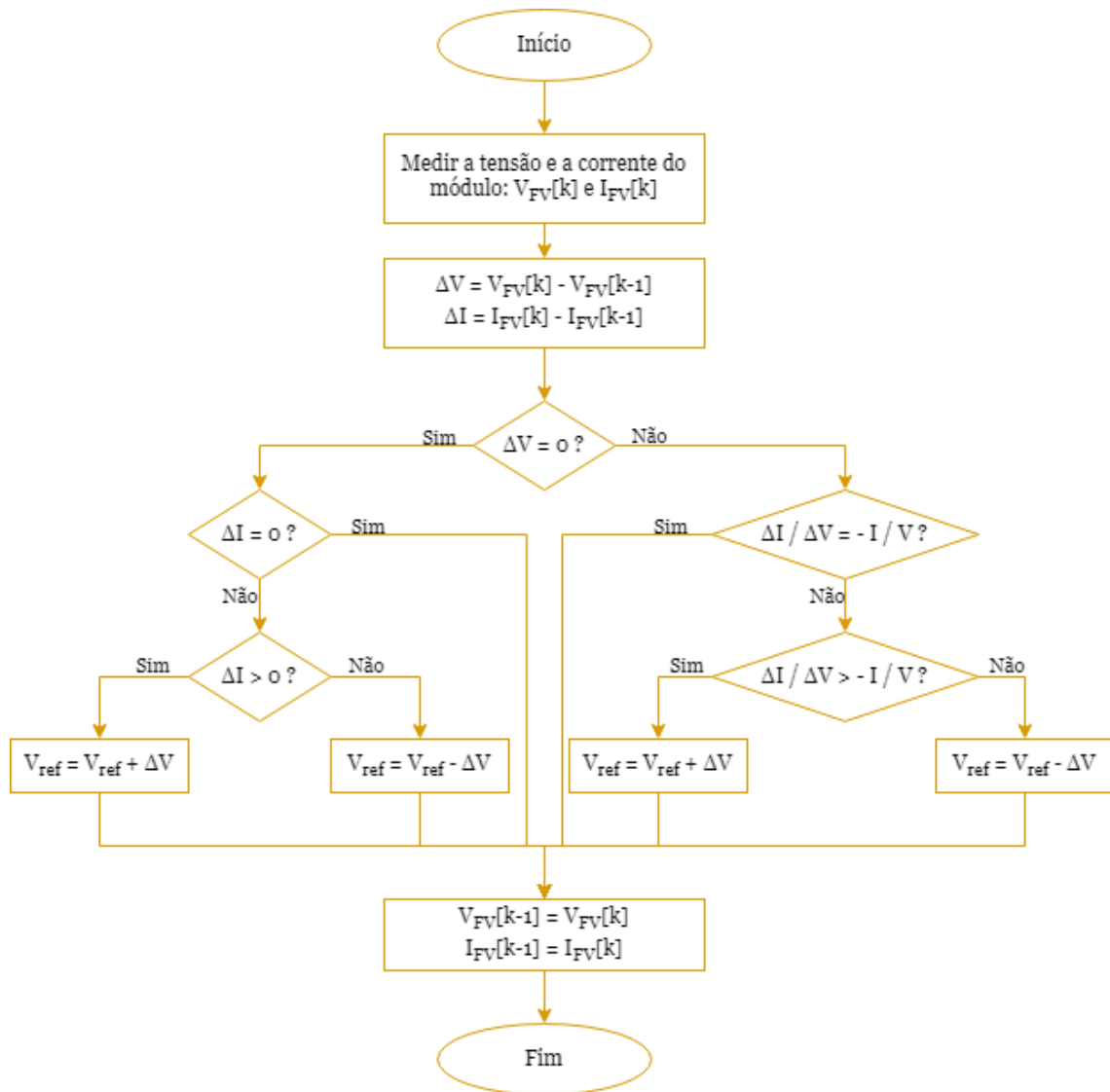


Figura 3.3 - Fluxograma do algoritmo Condutância Incremental.

Existe na literatura especializada, pelo menos, uma outra forma de subdividir os algoritmos convencionais. Estes podem ser divididos em algoritmos indiretos ou diretos, sendo que os algoritmos indiretos requerem um conhecimento prévio das características do sistema PV ou são baseados em relações matemáticas que não atendem a todas as condições climáticas, não conseguindo encontrar com precisão o MPP para qualquer irradiância ou temperatura da célula [63]. Os algoritmos de tensão de circuito aberto, de corrente de curto-circuito e *Look-up Table* são alguns exemplos de algoritmos indiretos [64]. Por outro lado, os algoritmos convencionais diretos utilizam medições de tensão

e/ou corrente, não necessitando de um conhecimento prévio do sistema PV e, conseqüentemente, funcionam sob qualquer condição climática [65]. São diretos, por exemplo, os algoritmos de tensão ou corrente de *feedback*, Perturba e Observa, Condutância Incremental e de capacitância parasita, entre outros [64].

A maioria dos algoritmos convencionais apresentam bastantes limitações e desvantagens, como a lenta velocidade de procura, a necessidade de adaptar o algoritmo para cada sistema fotovoltaico e as oscilações em torno do MPP [36]. Além disso, em condições de sombreamento parcial (PSC), estes algoritmos apresentam uma baixa eficiência. Nestas condições de funcionamento não-lineares, formam-se na curva característica I-V vários patamares devido à ativação de díodos de *bypass*, podendo encontrar-se diversos pontos de máxima potência locais (LMPP) na curva característica P-V. Durante o processo de procura, se for encontrado primeiro um LMPP, esse ponto será assumido pelo algoritmo como o MPP, ficando a oscilar em torno deste ponto e não conseguindo encontrar o ponto de máxima potência global (GMPP) [63]. No entanto, têm surgido na literatura várias alterações e melhorias aos algoritmos convencionais que mitigam algumas das suas desvantagens, como por exemplo o P&O modificado com perturbação adaptativa [66] ou o CI modificado de passo variável [67].

3.2 Algoritmos Avançados

Como já foi referido, os algoritmos convencionais apresentam várias deficiências, das quais se destacam a lenta velocidade de procura e a baixa eficiência sob condições não-uniformes de funcionamento. Com o objetivo de resolver esses problemas, surgiram os algoritmos avançados de MPPT. Devido à capacidade de lidar com problemas complexos, à robustez, à flexibilidade e à confiabilidade, um grande número de algoritmos avançados tem sido proposto na literatura especializada. Tipicamente, estes algoritmos apresentam um melhor desempenho que os algoritmos convencionais, quando expostos a condições de sombreamento parcial [63]. Os algoritmos avançados podem ser agrupados em dois grupos: os algoritmos avançados baseados em inteligência artificial e os algoritmos avançados bioinspirados ou meta-heurísticos [36].

Os algoritmos avançados baseados em inteligência artificial não necessitam do modelo matemático completo do sistema PV, exigindo apenas um conhecimento anterior do sistema, incluindo em situações de sombreamento parcial, de modo a serem treinados para conseguir atingir o GMPP em qualquer situação [68]. Os algoritmos baseados em redes neuronais artificiais (RNA) [69] e os algoritmos baseados em Lógica *Fuzzy* (LF) [70], [71] são os algoritmos mais populares baseados em inteligência artificial.

Resumidamente, os algoritmos baseados em redes neuronais artificiais, inspirados nas redes neuronais biológicas, utilizam por exemplo: a corrente de entrada, a tensão de entrada, a irradiância, a temperatura e/ou os dados meteorológicos para aprender

continuamente e, simultaneamente, a ajustar o comportamento do sistema PV para a potência máxima [72]. Como se pode observa na Figura 3.4 (a), as RNA possuem normalmente três camadas: a camada de entrada, a camada escondida e a camada de saída. A camada de entrada é onde os dados são recebidos, a camada escondida é responsável por realizar os cálculos ou correções para chegar a uma solução e a camada de saída é a resposta a todos os processos sinápticos realizados dentro da RNA [69]. Além disso, as RNA podem ser *feed-forward* ou unidirecionais, em que o fluxo de informação segue sempre uma única direção, ou *feedback*, onde a informação pode vir no sentido contrário [73]. Já os algoritmos baseados em Lógica *Fuzzy*, cujo modo de funcionamento genérico está representado na Figura 3.4 (b), utilizam variáveis entre 0 e 1, podendo existir informações que não são completamente verdadeiras nem falsas, ou seja, estes algoritmos conseguem procurar o MPP mesmo que os valores de entrada estejam errados ou sejam imprecisos [74].

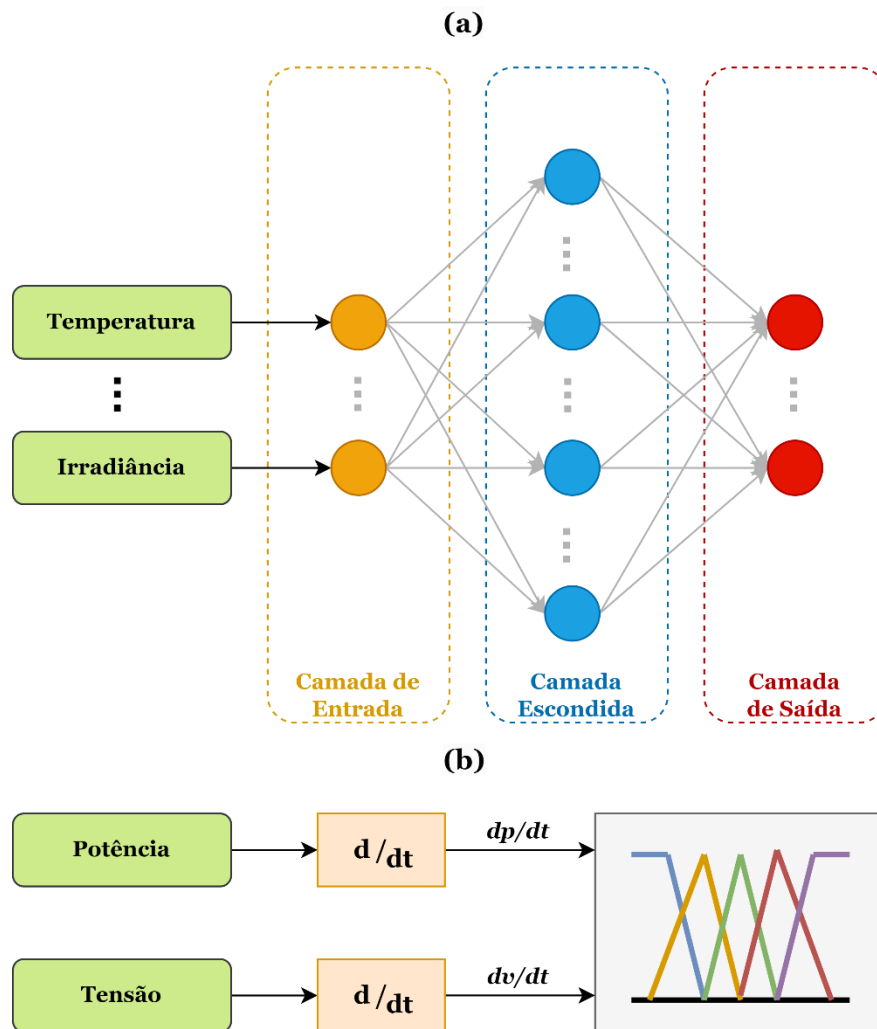


Figura 3.4 - Estrutura de funcionamento dos algoritmos baseados em redes neuronais artificiais (a) e dos algoritmos baseados em Lógica *Fuzzy* (b).

Os algoritmos avançados bioinspirados ou meta-heurísticos imitam comportamentos ou processos da natureza com o objetivo de encontrar a solução de um determinado problema, maximizando ou minimizando uma função objetivo (neste caso o ponto de máxima potência global) [75]. O fluxograma representado na Figura 3.5 explica as várias etapas de funcionamento de um algoritmo meta-heurístico genérico. Estes algoritmos podem ser baseados em fenômenos físicos, como o algoritmo *Simulated Annealing* (SA) [76], em fenômenos cosmológicos, como o *Multiverse Optimizer* (MO) [77], em populações de espécies animais e os seus padrões de comportamento coletivo, como o algoritmo *Particle Swarm Optimization* (PSO) [78], ou em mecanismo genéticos, como o Algoritmo Genético (AG) [79]. Devido aos bons resultados na procura pelo GMPP que apresentam, vários algoritmos surgiram e continuam a surgir na literatura, entre os quais se destacam, além dos já referidos, o algoritmo *Differential Evolution* (DE) [80], o algoritmo *Grey Wolf Optimizer* (GWO) [81], o algoritmo *Farmland Fertility Optimization* (FFO) [82], o algoritmo *Bat Optimization* (BO) [83], o algoritmo *Salp Swarm Optimization* (SSO) [84], o algoritmo *Grasshopper Optimization* (GHO) [85], o algoritmo *Ant Colony Optimization* (ACO) [86], o algoritmo *Butterfly Optimization* (BO) [87], o algoritmo *Artificial Bee Colony* (ABC) [88], o algoritmo *Cuckoo Search* (CS) [89], entre outros.

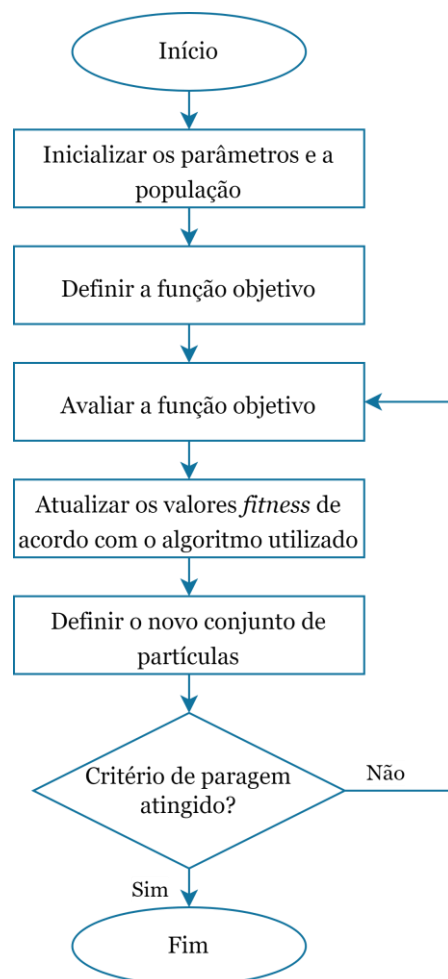


Figura 3.5 - Fluxograma genérico dos algoritmos meta-heurísticos.

Embora apresentem bons resultados, estes algoritmos têm implementações com maior custo computacional e com uma estrutura de controle mais complexa do que os algoritmos convencionais, o que pode justificar a sua menor utilização na indústria [90]. No entanto, alguns estudos mostram que a combinação de algoritmos avançados com outros algoritmos avançados ou até com algoritmos convencionais, pode dar origem a algoritmos mais eficazes e, por vezes, com um menor custo computacional [91].

3.3 Algoritmos Híbridos

Os algoritmos híbridos, como o próprio nome indica, combinam dois ou mais algoritmos diferentes, independentemente de serem convencionais ou avançadas. O objetivo destes algoritmos é combinar as vantagens dos diferentes algoritmos, resultando num algoritmo mais eficiente do que os algoritmos utilizados em separado [68]. Na Figura 3.6 está representado o fluxograma genérico de um algoritmo híbrido, em que inicialmente é executado um algoritmo de MPPT e de seguida é realizando um estágio de refinamento, recorrendo a um outro algoritmo de MPPT, com o objetivo de atingir o ponto de máxima potência global (GMPP).

Existem diversos algoritmos híbridos na literatura, como por exemplo o GWOCS [92], que combina os algoritmos meta-heurísticos *Grey Wolf Optimizer* (GWO) e *Cuckoo Search* (CS). Em [83] são apresentadas várias hibridizações com algoritmos convencionais utilizando o algoritmo *Bat Optimization* (BO), como o Bat-P&O, que o combina com o algoritmo Perturba e Observa (P&O), o Bat-Beta, que o implementa juntamente com o algoritmo Beta e o Bat-IC, que integra o algoritmo com o Condutância Incremental (CI). Em [93] é apresentado um algoritmo utilizando duas técnicas baseadas em inteligência artificial, a Lógica *Fuzzy* (LF) com redes neuronais artificiais (RNA). Outro exemplo pode ser encontrado em [94], onde é proposto o algoritmo GA-ACO, que consiste na combinação entre o Algoritmo Genético (AG) e o algoritmo *Ant Colony Optimization* (ACO).

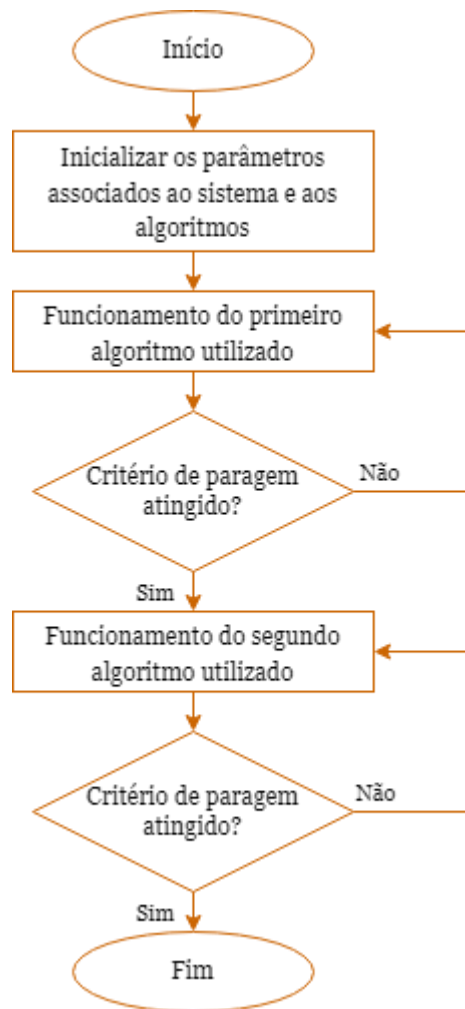


Figura 3.6 - Fluxograma genérico de um algoritmo híbrido que combina dois algoritmos de MPPT.

Capítulo 4

4 Interpolação

A interpolação é um método numérico que consiste na construção aproximada de uma função com base num conjunto discreto de dados pontuais previamente conhecidos, o histórico [95]. Assim, considerando um conjunto discreto com $(n_p + 1)$ pontos distintos tais que: $x_0, x_1, x_2, x_3, \dots, x_{n_p}$, correspondentes aos pontos utilizados na interpolação, e os valores de uma determinada função $f(x_{0,\dots,n_p})$ nesses pontos: $f(x_0), f(x_1), f(x_2), f(x_3), \dots, f(x_{n_p})$, o objetivo da interpolação consiste em encontrar uma função contínua $g(x_{0,\dots,n_p})$ que obedeça às seguintes condições: $g(x_0) = f(x_0), g(x_1) = f(x_1), g(x_2) = f(x_2), g(x_3) = f(x_3), \dots, g(x_{n_p}) = f(x_{n_p})$.

Se essa função $g(x_{0,\dots,n_p})$ for um polinómio, trata-se de uma interpolação polinomial e, nesse caso, o polinómio interpolador obtém-se recorrendo à equação (4.1).

$$g(x_{0,\dots,n_p}) = P_{n_p}(x_{0,\dots,n_p}) = a_{n_p}x^{n_p} + a_{n_p-1}x^{n_p-1} + \dots + a_2x^2 + a_1x^1 + a_0 \quad (4.1)$$

De onde se pode obter o sistema linear presente na equação (4.2), sendo que a matriz do sistema é designada como Matriz de Vandermonde.

$$\begin{bmatrix} 1 & x_0 & \dots & x_0^{n_p} \\ 1 & x_1 & \dots & x_1^{n_p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n_p} & \dots & x_{n_p}^{n_p} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_{n_p} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_0 \\ y_1 \\ \vdots \\ y_{n_p} \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

Para os $(n_p + 1)$ pontos, $x_0, x_1, x_2, x_3, \dots, x_{n_p}$ e as respetivas ordenadas $y_0, y_1, y_2, y_3, \dots, y_{n_p}$, é garantida a existência de um único polinómio interpolador de grau $\leq n_p$ para esses mesmos valores. No entanto, na realização de uma interpolação é possível obter vários polinómios para cada conjunto diferente de pontos e, nesse caso, trata-se de uma interpolação por partes.

Na presente dissertação a técnica de interpolação é utilizada para construir um modelo aproximado da curva P-V, permitindo melhorar o desempenho e eficiência dos algoritmos de MPPT e, simultaneamente, monitorizar e diagnosticar problemas ou avarias no sistema PV, em tempo real e online.

Neste capítulo são apresentadas algumas técnicas de interpolação existentes e o seu modo de funcionamento. De seguida, essas técnicas, juntamente com a interpolação de

Spline Cúbica que será aprofundada no subcapítulo 5.3, são aplicadas num estudo com o objetivo de determinar qual a melhor a utilizar no algoritmo desenvolvido na presente dissertação.

4.1 Técnicas de Interpolação

Existem diversas técnicas para realizar interpolações com diferentes graus de complexidade, precisão, eficiência e custo computacional. Podem ser utilizadas técnicas de interpolação mais simples que normalmente estão associadas a uma menor eficiência do processo e a um menor custo computacional. A diminuição da complexidade das técnicas está, normalmente, associada a uma menor precisão, isto é, na aproximação do conjunto discreto de dados pontuais reais. Por outro lado, existem técnicas mais complexas que, por sua vez, resultam numa maior precisão na aproximação do conjunto de dados reais, mas implicando um maior custo computacional. Entre as técnicas de interpolação mais populares estão: a interpolação linear [96], a interpolação de Lagrange [97], a interpolação de Newton [98], a interpolação polinomial segmentada cúbica (Spline Cúbica) [99], a interpolação por Vizinho Mais Próximo [100] e a interpolação de Hermite Cúbica [101].

4.1.1 Interpolação Linear

A interpolação linear é a técnica de interpolação mais simples, além de ser prática e amplamente utilizada na literatura e no mercado [96]. Esta técnica consiste em traçar uma linha reta entre os dois pontos utilizados na interpolação. Considerando que esses dois pontos são $(x_0, f(x_0))$ e $(x_1, f(x_1))$, então a interpolação linear é descrita pela equação (4.3).

$$g(x) = \frac{x - x_1}{x_0 - x_1} f(x_0) + \frac{x - x_0}{x_1 - x_0} f(x_1) \quad (4.3)$$

Esta técnica utiliza apenas dois pontos adjacentes ao local que se pretende interpolar e, por esse motivo, em situações com muitos pontos pode utilizar-se a interpolação linear por partes, que consiste em realizar várias interpolações entre os vários pontos ou nós de interpolação. Dessa forma, cada conjunto de dois pontos terá um diferente polinómio interpolador do tipo $g(x) = a_0 + a_1x$.

4.1.2 Interpolação de Lagrange

Ao contrário da interpolação linear, a interpolação de Lagrange não está limitada à utilização de dois pontos, podendo ser descrita pela equação (4.4), para $(n_p + 1)$ pontos do tipo $(x_0, f(x_0)), \dots, (x_{n_p}, f(x_{n_p}))$.

$$P_{n_p}(x) = \sum_{j=0}^{n_p} f(x_j)l_j(x) \quad (4.4)$$

onde $l_j(x)$ corresponde aos polinómios base de Lagrange, calculados de acordo com a equação (4.5), para $j = 1, \dots, n_p$.

$$l_j(x) = \prod_{z=0, z \neq j}^{n_p} \frac{x - x_z}{x_j - x_z} \quad (4.5)$$

Sendo uma técnica simples de aplicar, também está entre as técnicas de interpolação mais utilizadas. Esta técnica de interpolação não funciona por partes e, por esse motivo, um grande número de pontos provoca um polinómio interpolado complexo de grau elevado, podendo provocar grandes oscilações (*Runge's Phenomenon*) [97].

4.1.3 Interpolação de Newton

A interpolação de Newton, também designado como método das diferenças divididas de Newton, normalmente fornece exatamente o mesmo resultado que a interpolação de Lagrange, apenas utilizando uma computação ou método de cálculo diferente para o atingir [98]. Assim sendo, esta técnica também sofre do *Runge's Phenomenon* quando utilizada com muitos pontos, podendo provocar grandes oscilações na curva interpolada. No entanto a interpolação de Newton permite adicionar mais pontos que a interpolação de Lagrange sem que se atinja a instabilidade.

Considerando os pontos $(x_j, f(x_j))$ para $j = 0, 1, \dots, n_p$, a diferença dividida inicial ou de ordem zero é dada pela equação (4.6).

$$f[x_j] = f(x_j) \quad (4.6)$$

Por sua vez, as diferenças divididas de primeira ordem para os respetivos pontos x_i e x_{i+1} são dadas pela fórmula (4.7).

$$f[x_j, x_{j+1}] = \frac{f[x_{j+1}] - f[x_j]}{x_{j+1} - x_j} \quad (4.7)$$

O cálculo das diferenças divididas de segunda ordem pode ser realizado a partir da equação (4.8).

$$f[x_j, x_{j+1}, x_{j+2}] = \frac{f[x_{j+1}, x_{j+2}] - f[x_j, x_{j+1}]}{x_{j+2} - x_j} \quad (4.8)$$

Concluindo, a equação (4.9) descreve o cálculo das n_p -ésimas diferenças divididas.

$$f[x_0, x_1, \dots, x_{n_p}] = \frac{f[x_1, x_2, \dots, x_{n_p}] - f[x_0, x_1, \dots, x_{n_p-1}]}{x_{n_p} - x_0} \quad (4.9)$$

Esta expressão pode ser simplificada, obtendo a fórmula das diferenças divididas de Newton da forma apresentada na equação (4.10).

$$P_{n_p}(x) = f[x_0] + \sum_{j=1}^{n_p} f[x_0, x_1, \dots, x_j](x - x_0) \dots (x - x_{j-1}) \quad (4.10)$$

4.1.4 Interpolação por Vizinho Mais Próximo

A interpolação por Vizinho Mais Próximo é uma das técnicas mais simples de interpolação. Este método funciona por partes e estima os valores interpolados igualando-os aos valores dos nós de interpolação mais próximos. Esta interpolação utiliza a fórmula da distância euclidiana, apresentada na equação (4.11), para calcular a distância mínima do ponto a interpolar, $(x_0, f(x_0))$, aos nós de interpolação, $(x_j, f(x_j))$.

$$d = \sqrt{(x_0 - x_j)^2 + (f(x_0) - f(x_j))^2} \quad (4.11)$$

A interpolação do Vizinho Mais Próximo tem a vantagem de não estar sujeita a ao *Runge's Phenomenon*, mas por norma apresenta um erro muito elevado, apenas sendo utilizada em situações onde não são necessários valores interpolados muito precisos e se deseja uma baixa complexidade, como por exemplo aplicado ao aprimoramento de imagens digitais [100].

4.1.5 Interpolação de Hermite Cúbica

A interpolação de Hermite Cúbica utiliza os valores das derivadas da função nos nós de interpolação, construindo um polinómio com mais informação e, muitas vezes, mais eficiente [101]. A derivada do polinómio interpolador resultante permite estimar os valores da derivada da função, sendo esta a principal vantagem da interpolação de Hermite Cúbica.

Considerando a função $f(x_0, \dots, x_{n_p})$ com $(n_p + 1)$ pontos distintos da forma $(x_j, f(x_j))$ para $j = 0, 1, \dots, n_p$, o polinómio interpolador de Hermite de grau $(2n_p + 1)$ é dado pela equação (4.12). No caso da interpolação de Hermite Cúbica o grau é 3, havendo um polinómio interpolador diferente para cada conjunto de três pontos [102].

$$H_{2n_p+1}(x) = \sum_{j=0}^{n_p} A_j(x)f(x_j) + \sum_{j=0}^{n_p} B_j(x)f'(x_j) \quad (4.12)$$

onde

$$A_j(x) = [1 - 2l'_j(x_j)(x - x_j)][l_j(x)]^2 \quad (4.13)$$

e

$$B_j(x) = (x - x_j)[l_j(x)]^2 \quad (4.14)$$

Sendo que os polinómios de Lagrange, $l_j(x)$, são calculados a partir da equação (4.5).

4.2 Estudo da melhor técnica de interpolação

Com o objetivo de determinar a melhor técnica de interpolação a aplicar no algoritmo proposto, foi realizado um estudo para avaliar o desempenho de vários métodos de interpolação quando aplicados em curvas P-V. Foram utilizadas a interpolação linear, a interpolação de Lagrange, a interpolação de Newton, a interpolação polinomial segmentada cúbica (Spline Cúbica), a interpolação por Vizinho Mais Próximo e a interpolação de Hermite Cúbica. Foram modeladas três curvas características P-V de um sistema fotovoltaico composto por quatro painéis em série, para diferentes condições de funcionamento. Além disso, aplicaram-se as várias técnicas de interpolação com diferentes quantidades de pontos utilizados. As interpolações de Lagrange e Newton utilizadas não são por partes e, portanto, com um grande número de pontos dá-se origem a um polinómio interpolado de maior grau, levando a grandes oscilações entre os pontos utilizados na interpolação (*Runge's Phenomenon*). As interpolações linear, de Spline Cúbica, do Vizinho Mais Próximo e de Hermite Cúbica utilizadas no presente trabalho foram interpolações por partes, ou seja, cada conjunto de pontos apresenta um polinómio interpolador diferente e, conseqüentemente, de menor grau, evitando assim polinómios muito complexos e diminuindo a possibilidade de se formarem grandes oscilações nas curvas interpoladas. Para avaliar cada uma das técnicas recorreu-se à integral do valor absoluto do erro (IAE), representada na equação (4.15).

$$IAE = \int_0^{\infty} |e(t)| dt \quad (4.15)$$

Neste capítulo são apresentados os três casos de estudo realizados e analisados os respectivos resultados obtidos. Posteriormente, a técnica com os melhores resultados é selecionada para realizar o presente trabalho.

4.2.1 Caso de Estudo 1: Sem sombreamento parcial

No primeiro caso de estudo, utilizou-se uma curva característica P-V simulada sem se verificarem condições de sombreamento parcial (PSC) e aplicaram-se as seis técnicas de interpolação referidas anteriormente. Na Figura 4.1 pode observar-se o comportamento das várias técnicas quando utilizados 5, 10, 15 ou 20 pontos, respetivamente, para a realização da interpolação. Verifica-se que com o aumento do número de pontos utilizados, diminui o erro entre a curva real e a curva estimada. Não estando sob condições de sombreamento parcial, a curva P-V é mais simples, não existindo vários pontos de máxima potência locais devido à ativação de díodos de bypass, e, por esse motivo, observa-se que não há uma grande alteração entre a utilização de 10, 15 ou 20 pontos. Com 5 pontos o erro entre as curvas interpoladas e a curva simulada é muito grande, podendo ser considerado ineficiente.

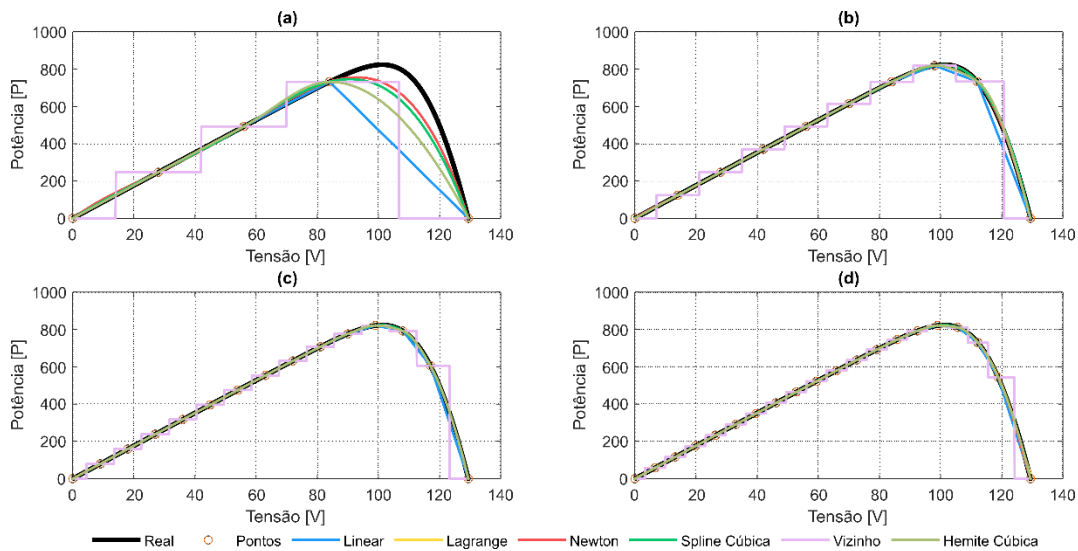


Figura 4.1 - Curvas resultantes do primeiro caso de estudo após a interpolação com 5 pontos (a), 10 pontos (b), 15 pontos (c) e 20 pontos (d).

Foram retirados os valores do erro para cada método de interpolação e com as diferentes quantidades de pontos, como é possível observar na Tabela 4.1. Verifica-se que quanto maior o número de pontos utilizados, menor é o erro obtido, à exceção da interpolação de Lagrange que consegue o seu melhor resultado com a utilização de 15

pontos. Neste caso de estudo sem sombreamento parcial, é possível concluir que com apenas 10 ou 15 pontos a maioria das técnicas já apresenta valores aceitáveis, mas o melhor método é a interpolação de Newton com 20 pontos, já que consegue atingir o valor mais baixo de erro.

Tabela 4.1 - Comparação do erro do primeiro caso de estudo entre os vários métodos de interpolação

Caso de Estudo 1				
Método de Interpolação	IAE			
	Com 5 Pontos	Com 10 Pontos	Com 15 Pontos	Com 20 Pontos
Linear	1.3147×10^4	1.6244×10^3	696.1006	339.4019
Lagrange	4.3383×10^3	82.1337	58.4749	137.4382
Newton	4.3383×10^3	82.1337	58.4745	6.5707
Spline Cúbica	5.3212×10^3	213.9522	49.7732	8.3696
Vizinho Mais Próximo	1.8361×10^4	6.4775×10^3	4.1663×10^3	2.9942×10^3
Hermite Cúbica	8.2361×10^3	394.0372	129.6088	48.7006

4.2.2 Caso de Estudo 2: Com sombreamento parcial mais simples

O segundo caso de estudo corresponde a uma curva característica P-V simulada em condições de sombreamento parcial onde também foram aplicadas as seis técnicas de interpolação utilizadas. Os gráficos resultantes da simulação para as quatro quantidades de pontos utilizadas na interpolação podem ser observados na Figura 4.2. Devido ao *Runge's Phenomenon* nas interpolações de Lagrange e Newton, foram omitidas as respectivas curvas interpoladas resultantes nos gráficos correspondentes à utilização de 15 e 20 pontos, uma vez que impediam a visualização do modo de funcionamento das restantes técnicas. Neste caso de estudo, as simulações com 5 e 10 pontos já não são suficientes para realizar a interpolação, uma vez que as curvas interpoladas se afastam da curva real. Com 15 pontos embora haja uma aproximação à curva real, os vários métodos de interpolação não conseguem distinguir alguns patamares da curva, algo que é resolvido com a utilização de 20 pontos.

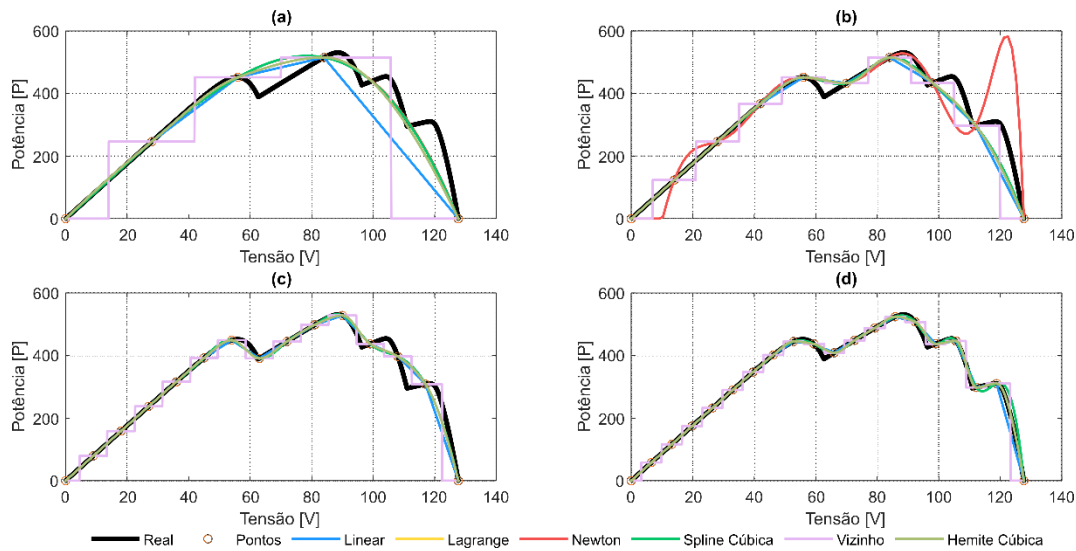


Figura 4.2 - Curvas resultantes do segundo caso de estudo após a interpolação com 5 pontos (a), 10 pontos (b), 15 pontos (c) e 20 pontos (d).

Na Tabela 4.2 podem ser observados os valores obtidos para o erro em cada técnica de interpolação realizada com 5, 10, 15 e 20 pontos, respetivamente, para o segundo caso de estudo. É possível verificar que com 5, 10 e 15 pontos nenhuma das técnicas consegue uma excelente aproximação da curva real, uma vez que o erro se mantém em valores bastante altos. No entanto, com a utilização de 20 pontos já se conseguem valores menores e, como tal, mais aproximados dos valores reais, sendo que a interpolação de Hermite Cúbica consegue a melhor aproximação, seguida das interpolações de Spline Cúbica e linear, respetivamente. Tratando-se de um caso de estudo mais complexo que o anterior, nas interpolações de Lagrange e Newton o aumento da quantidade de pontos traduz-se num aumento do erro, não fornecendo uma boa aproximação nesta situação de sombreamento parcial.

Tabela 4.2 - Comparação do erro do segundo caso de estudo entre os vários métodos de interpolação

Método de Interpolação	IAE			
	Com 5 Pontos	Com 10 Pontos	Com 15 Pontos	Com 20 Pontos
Linear	6.6733×10^3	2.9374×10^3	1.5053×10^3	806.7627
Lagrange	3.6228×10^3	7.0952×10^3	5.9350×10^4	2.7136×10^5
Newton	3.6228×10^3	7.0952×10^3	5.9350×10^4	2.7170×10^5
Spline Cúbica	3.6922×10^3	2.2998×10^3	1.4294×10^3	672.9800
Vizinho Mais Próximo	1.1173×10^4	4.7793×10^3	2.8542×10^3	2.0807×10^3
Hermite Cúbica	3.6696×10^3	2.4820×10^3	1.3546×10^3	440.6613

4.2.3 Caso de Estudo 3: Com sombreamento parcial mais complexo

No terceiro caso de estudo, utilizou-se uma curva característica P-V em condições de sombreamento parcial mais complexas, formadas pela ativação dos diodos de bypass, e utilizaram-se as mesmas técnicas que nos casos anteriores. A Figura 4.3 apresenta os gráficos resultantes após a realização das várias interpolações com as mesmas quantidades de pontos utilizadas anteriormente. Mais uma vez foi necessário omitir as curvas interpoladas com a utilização de Lagrange e Newton nos gráficos onde foram utilizados 15 e 20 pontos para a realização da interpolação, devido ao *Runge's Phenomenon*. Com 5 e 10 pontos, as técnicas ignoram a maior parte dos patamares da curva característica, o que é melhorado com recurso a 15 pontos. No entanto, a melhor aproximação é conseguida com a utilização de 20 pontos, com as curvas interpoladas a conseguirem-se aproximar mais da curva modelada.

Para o terceiro caso de estudo, a Tabela 4.3 mostra os valores de erro para cada método de interpolação com a utilização das diferentes quantidades de pontos. Analisando a tabela, é possível observar que a utilização de 5, 10 e 15 pontos alcança valores de erro elevados, apenas diminuindo a nível geral com a interpolação com recurso a 20 pontos. Mais uma vez, as técnicas de Lagrange e Newton não conseguem uma melhor aproximação com a utilização de mais pontos na interpolação, devido às oscilações resultantes do elevado grau do polinómio interpolado. Neste caso de estudo, a interpolação de Spline Cúbica consegue a melhor aproximação, embora tenha um erro superior ao caso de estudo anterior, o que resulta da maior complexidade da curva simulada. De seguida, com os melhores valores do erro, encontram-se as interpolações de Hermite Cúbica e linear, respetivamente, com um valor muito próximo entre as duas.

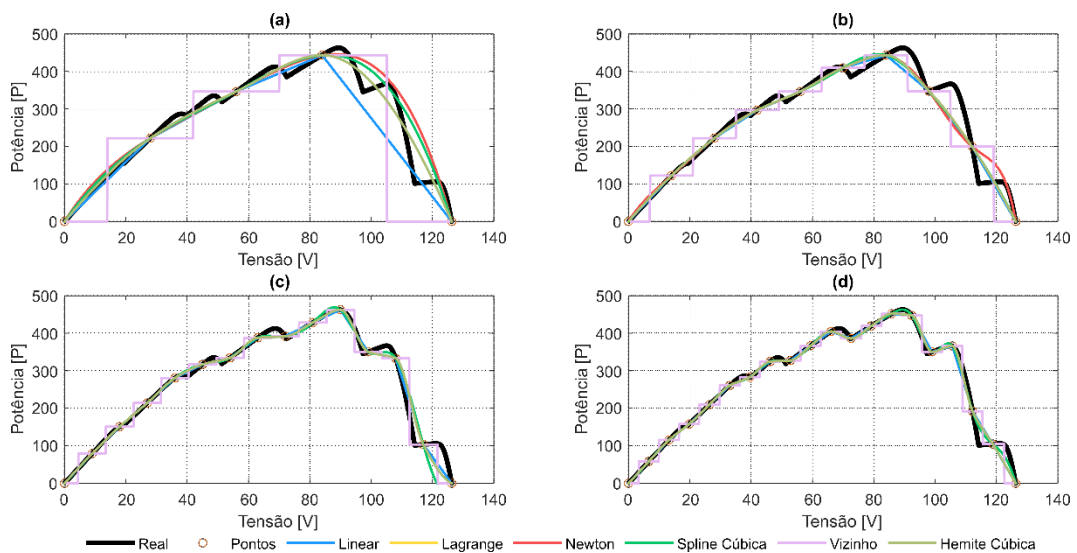


Figura 4.3 - Curvas resultantes do terceiro caso de estudo após a interpolação com 5 pontos (a), 10 pontos (b), 15 pontos (c) e 20 pontos (d).

Observou-se que em todos os casos de estudo os melhores valores foram conseguidos com a utilização do maior número possível de pontos, neste caso 20 pontos. Embora o custo computacional seja maior com a utilização de mais pontos, a diferença do valor do erro é muito significativa e, por esse motivo, serão atingidos melhores resultados com a utilização de 20 pontos, resultando numa pequena diminuição na velocidade de procura do MPP. Em cada um dos três casos de estudo realizados uma técnica diferente apresentou os melhores resultados, uma vez que no primeiro caso de estudo destacou-se a interpolação de Newton com o erro mais baixo, no segundo caso de estudo foi a interpolação de Hermite Cúbica a conseguir o melhor resultado e, por fim, no terceiro caso de estudo foram atingidos os melhores resultados com a utilização da interpolação de Spline Cúbica. Devido ao *Runge's Phenomenon*, a interpolação de Newton atinge valores de erro muito altos no segundo e no terceiro caso de estudo, não podendo ser considerada uma boa técnica quando se utilizam muitos pontos na interpolação. Então, retirando a interpolação de Newton no primeiro caso de estudo, foi a interpolação de Spline Cúbica a que apresentou a melhor solução quando utilizados 20 pontos. Dessa forma, é a interpolação de Spline Cúbica, cujo funcionamento é aprofundado no subcapítulo 5.3, a que demonstra ter melhores resultados e, assim, foi a técnica escolhida para a realização do algoritmo proposto, apresentado no subcapítulo 5.4.

Tabela 4.3 - Comparação do erro do terceiro caso de estudo entre os vários métodos de interpolação

Caso de Estudo 3				
Método de Interpolação	IAE			
	Com 5 Pontos	Com 10 Pontos	Com 15 Pontos	Com 20 Pontos
Linear	3.7098×10^3	2.3898×10^3	1.1877×10^3	906.1948
Lagrange	3.0977×10^3	2.5448×10^3	8.5258×10^3	2.4730×10^5
Newton	3.0977×10^3	2.5448×10^3	8.5258×10^3	2.4738×10^5
Spline Cúbica	2.5266×10^3	2.3602×10^3	1.5963×10^3	719.5116
Vizinho Mais Próximo	7.8787×10^3	4.3408×10^3	2.2028×10^3	1.8304×10^3
Hermite Cúbica	2.0756×10^3	2.2407×10^3	1.2747×10^3	905.3460

Capítulo 5

5 Técnicas Utilizadas e Algoritmo Proposto

Com o objetivo de alcançar um algoritmo eficiente e de fácil utilização, capaz de extrair a potência máxima de um sistema PV em diferentes condições de operação e para qualquer instante de tempo, foi desenvolvido um algoritmo de MPPT híbrido que recorre à utilização do algoritmo *Particle Swarm Optimization* (PSO), da interpolação de Spline Cúbica e do algoritmo Perturba e Observa (P&O). Neste capítulo começam por ser apresentadas e estudadas as três técnicas utilizadas e, por fim, é exposto o modo de funcionamento do algoritmo proposto desenvolvido para a presente dissertação.

5.1 Perturba e Observa (P&O)

O algoritmo Perturba e Observa (P&O) é um dos algoritmos mais simples, mais fáceis de implementar e de apresentação mais amigável para os utilizadores, fazendo com que seja muito utilizado na literatura especializada e no mercado [103]. A implementação deste algoritmo de MPPT pode ser realizada com ou sem realimentação. No algoritmo P&O sem realimentação (malha aberta) são introduzidas perturbações no ciclo de trabalho do conversor DC/DC (índice de modulação) e realizadas amostragens periódicas da tensão e da corrente instantânea do sistema PV. Conhecida a potência do sistema PV, o sistema de controlo altera o índice de modulação do conversor DC/DC com uma amplitude constante (ou adaptativa) para determinar o ponto de potência máxima do sistema PV (MPP). No algoritmo P&O com realimentação (malha fechada) o princípio de funcionamento é semelhante, no entanto são realizadas perturbações (ΔV) à tensão de referência (V_{ref}) do sistema PV. Efetuada essa perturbação é comparada a potência obtida no instante de tempo atual (n) com a potência do instante de tempo anterior ($n - 1$). Caso a perturbação provoque um aumento da potência do sistema PV, a tensão V_{ref} é aumentada e se a perturbação levar a uma diminuição da potência, a tensão V_{ref} é diminuída. No entanto, é necessário verificar se essa perturbação na tensão V_{ref} é realizada à direita ou à esquerda do MPP [104], [105]. O princípio de funcionamento do algoritmo de MPPT P&O pode ser observado através do fluxograma apresentado na Figura 5.1.

Embora apresente vantagens como a rapidez e a simplicidade, este algoritmo apresenta algumas desvantagens, nomeadamente a oscilação em torno do MPP e a dificuldade em alcançar o MPP em condições de sombreamento parcial, identificando o primeiro máximo como MPP, podendo este ser apenas um máximo local e não o máximo

global. Para superar a primeira desvantagem é possível reduzir o tamanho da perturbação, no entanto esta alteração leva a que seja necessário mais tempo para encontrar o MPP, perdendo-se uma das maiores vantagens deste algoritmo. Na literatura existem várias versões modificadas e melhoradas do Perturba e Observa (P&O) que visam tentar eliminar algumas das suas deficiências, como em [106] que se utiliza uma perturbação adaptativa para reduzir a oscilação em torno do MPP e em [107] que são apresentadas várias técnicas com a utilização do P&O, como o P&O adaptativo, P&O de passo variável, P&O multivariável, entre outras. Além de modificar o P&O, existem também na literatura vários algoritmos híbridos que combinam o P&O com outros algoritmos de MPPT, como em [107] onde são apresentados dois algoritmos híbridos, um que combina o P&O ao PSO e outro que combina o P&O com o algoritmo de tensão de circuito aberto.

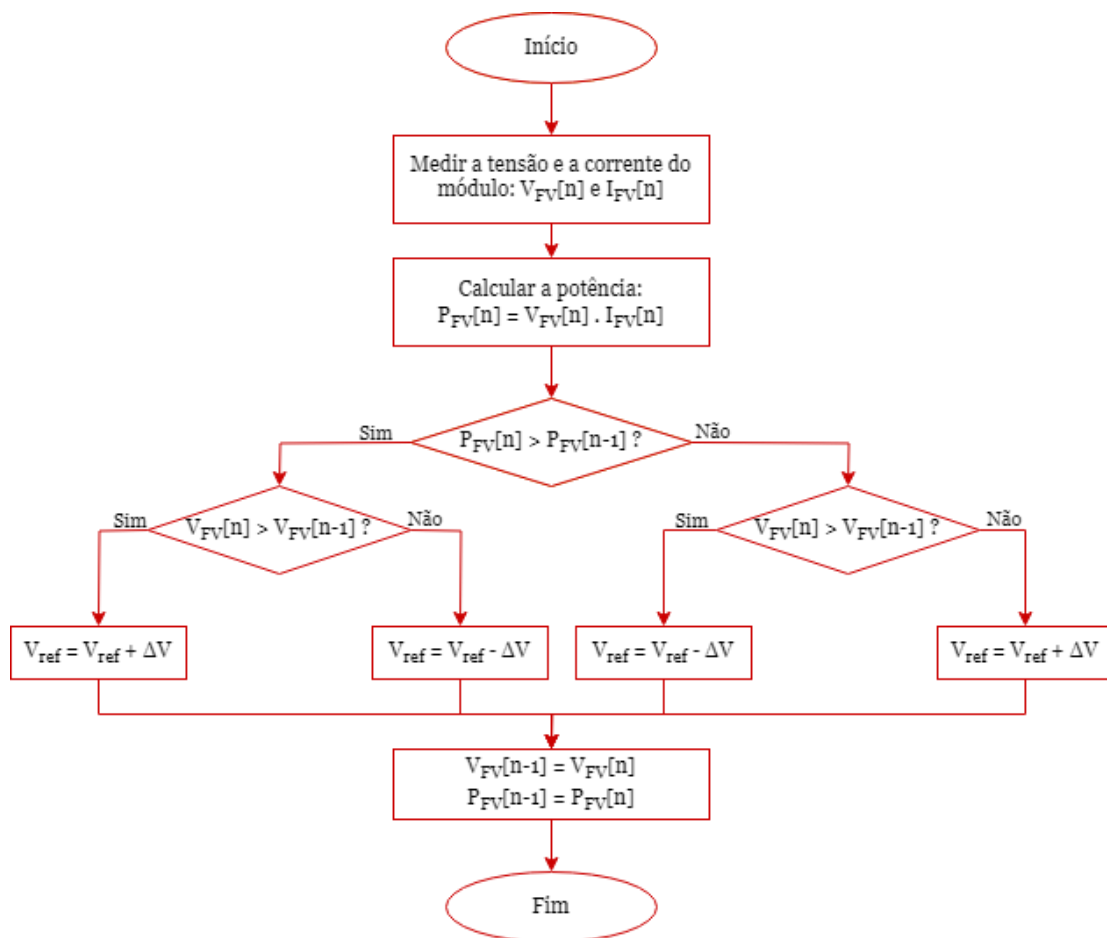


Figura 5.1 - Fluxograma do algoritmo Perturba e Observa.

5.2 Particle Swarm Optimization (PSO)

Dentro dos algoritmos meta-heurísticos, o *Particle Swarm Optimization* (PSO) é um dos mais populares, sendo amplamente utilizado na literatura especializada [104]. Este

algoritmo baseia-se no comportamento que algumas espécies de animais, como um bando de pássaros ou um cardume de peixes, adotam na procura de alimento [108]. Esses conjuntos de animais são considerados como partículas que se movem no espaço de procura multidimensional e são avaliadas a cada iteração com uma determinada função objetivo com a intenção de encontrar a melhor solução para o problema de otimização [104]. O modo de funcionamento do PSO é explicado no fluxograma representado na Figura 5.2. Nos problemas de otimização, um conjunto de n_{part} partículas são geradas aleatoriamente num espaço de procura multidimensional dim , sendo que cada partícula i possui um vetor de posição $X_i = [x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,dim}]$ e um vetor de velocidade $V_i = [v_{i,1}, v_{i,2}, \dots, v_{i,dim}]$, para $i = 1, 2, \dots, n_{part}$ [104]. A velocidade a que cada partícula se move no espaço de procura tem em conta a experiência anterior dessa partícula, o fator cognitivo, e a experiência das restantes partículas da população, o fator social [26]. A melhor posição encontrada por cada partícula é chamada de $pbest$ e a melhor posição alcançada por toda a população de partículas é designada de $gbest$. Estes valores vão sendo atualizados a cada iteração quando são encontradas melhores posições particulares ou globais, sendo depois calculados os vetores de velocidade e posição, também em cada iteração, de acordo com as equações (5.1) e (5.2), respetivamente [109].

$$v_{i,dim}^{k+1} = \omega \cdot v_{i,dim}^k + c_1 \cdot r_1 \cdot (pbest_{i,dim}^k - x_{i,dim}^k) + c_2 \cdot r_2 \cdot (gbest_{dim}^k - x_{i,dim}^k) \quad (5.1)$$

$$x_{i,dim}^{k+1} = x_{i,dim}^k + v_{i,dim}^{k+1} \quad (5.2)$$

onde $v_{i,dim}^{k+1}$ e $x_{i,dim}^{k+1}$ representam a velocidade e a posição da i -ésima partícula na dim -ésima dimensão para a k -ésima iteração, respetivamente; ω representa o fator de inércia; c_1 corresponde ao coeficiente de aceleração cognitivo; c_2 é o coeficiente de aceleração social; r_1 e r_2 são valores aleatórios com uma distribuição uniforme no intervalo $[0, 1]$, que permitem que o PSO seja estocástico; por fim, $pbest$ e $gbest$ são as melhores posições particulares e globais, respetivamente.

Na equação (5.1) é possível verificar-se a existência de três termos distintos: o primeiro termo representa a velocidade atual da partícula, sendo ponderado pelo fator de inércia (ω); o segundo termo traduz o movimento da partícula em direção à melhor posição já conseguida ($pbest$), sendo ponderado pelo coeficiente de aceleração cognitivo (c_1); e o terceiro termo corresponde ao movimento da partícula em direção à melhor posição já alcançada por todas as partículas da população ($gbest$), sendo ponderado pelo coeficiente de aceleração social (c_2) [104]. Assim, estes três termos permitem conjugar mecanismos de diversificação e intensificação. O primeiro termo corresponde a um mecanismo de diversificação, uma vez que tenta alcançar melhores soluções em regiões afastadas da melhor solução encontrada até ao momento, o que permite superar pontos de máxima potência locais que possam surgir na curva P-V devido a condições de sombreamento parcial. O segundo e o terceiro termo são mecanismos de intensificação,

já que tentam alcançar melhores soluções na região onde foi encontrada a melhor solução anterior, permitindo aumentar a precisão do MPP [26].

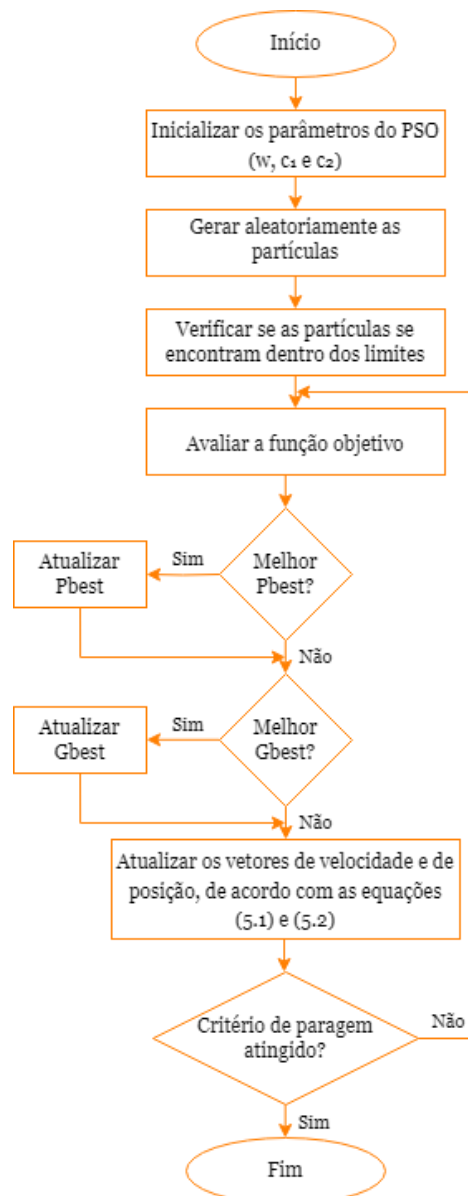


Figura 5.2 - Fluxograma do algoritmo *Particle Swarm Optimization*.

Apesar de apresentar várias vantagens, como a simplicidade, grande capacidade de exploração e reduzido número de parâmetros de controle, o PSO apresenta algumas limitações em situações muito complexas de sombreamento parcial, onde o mecanismo de diversificação não é suficiente para ultrapassar pontos de potência máxima locais (LMPP) [104]. Com o objetivo de melhorar o funcionamento do PSO e superar algumas das suas limitações, surgiram na literatura algoritmos que introduzem alterações no PSO, como em [110] onde é apresentado o PSO determinístico, eliminando a estocasticidade do algoritmo, ou em [111] onde é apresentado um *dormant* PSO que diminui o tempo de convergência em relação ao PSO convencional. Foram também

apresentados algoritmos híbridos envolvendo o PSO, como por exemplo em [112] onde é apresentada uma versão melhorada do PSO em conjunto com o P&O, ou em [113] onde se sugere um algoritmo híbrido que combina o PSO com o *Salp Swarm Optimization* (SSA).

5.3 Interpolação de Spline Cúbica

Como já foi abordado no capítulo 4, a interpolação de Spline Cúbica é uma interpolação por partes, isto é, existe um polinómio cúbico interpolador específico para cada conjunto de dois pontos. Com vários polinómios de ordem 3 é possível obter-se uma interpolação mais precisa do que com polinómios de ordens muito altas, já que estes estão sujeitos a grandes oscilações.

Considerando uma função $f(x_{0,\dots,n_p})$ com $(n_p + 1)$ pontos distintos da forma $(x_j, f(x_j))$ para $j = 0, 1, \dots, n_p - 1$, existem $(n_p - 1)$ funções de terceiro grau contínuas e com derivada de primeiro e segundo grau em todo o domínio. A interpolação de Spline Cúbica pode ser descrita pela equação (5.3) [114].

$$S(x) = \begin{cases} C_{s,1}(x) & x_1 \leq x < x_2 \\ C_{s,2}(x) & x_2 \leq x < x_3 \\ \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots \\ C_{s,n_p-1}(x) & x_{n_p-1} \leq x \leq x_{n_p} \end{cases} \quad (5.3)$$

sendo que,

$$C_{s,j}(x) = a_j(x - x_j)^3 + b_j(x - x_j)^2 + c_j(x - x_j) + d_j \quad (5.4)$$

No subcapítulo 4.2. verificou-se que esta foi a técnica de interpolação que apresentou os melhores resultados quando aplicada aos casos de estudo na estimação das curvas características I-V e P-V. Na literatura especializada existem alguns artigos onde foi utilizada a interpolação de Spline Cúbica com esse objetivo, por exemplo em [114] é proposto um algoritmo Spline-MPPT com apoio do P&O para tentar obter a melhor solução possível, em [115] é apresentado um algoritmo que combina a interpolação de Spline Cúbica com o algoritmo meta-heurístico *Jaya Algorithm* (JA), em [116] sugere-se um algoritmo que combina a interpolação de Spline Cúbica com os algoritmos meta-heurísticos *Jaya Algorithm* (JA) e *Differential Evolution* (DE) e em [117] é explicado o modo de funcionamento de um algoritmo de MPPT simplificado com recurso à interpolação de Spline Cúbica.

5.4 Algoritmo Proposto

O algoritmo de MPPT proposto na presente dissertação combina as vantagens do algoritmo meta-heurístico PSO e do algoritmo convencional P&O com a interpolação de Spline Cúbica, com o objetivo de se obter um algoritmo que apresente uma melhor eficiência e que seja capaz de alcançar o GMPP em quaisquer condições de funcionamento. Resumidamente, numa fase inicial, o algoritmo PSO vai posicionar, de forma estocástica, um conjunto de cinco partículas. Este processo repete-se até que seja atingido um histórico com vinte posições diferentes. De seguida, estas posições (histórico) serão utilizadas como nós de interpolação na técnica de interpolação de Spline Cúbica. Depois de realizada a interpolação, é calculado o ponto máximo da curva característica P-V interpolada e ativado o algoritmo convencional P&O com o objetivo de determinar o GMPP. O tempo de convergência do algoritmo é reduzido consideravelmente ao não reinicializar todo o processo quando há alterações pouco significativas nas condições de funcionamento do sistema PV, uma vez que nessas situações o PSO e a interpolação de Spline Cúbica não são executadas, recorrendo apenas ao P&O a partir do MPP obtido anteriormente.

Na Figura 5.3 está representado o fluxograma que explica o modo de funcionamento do algoritmo proposto. Como é possível observar, primeiramente são inicializados todos os parâmetros necessários para o funcionamento do algoritmo: o número de partículas da população (n_{part}), a dimensão do problema (dim), os limites inferiores (l_b), os limites superiores (u_b) e o número máximo de iterações permitidas (it_{max}). Considera-se que o limite inferior (l_b) é zero e o limite superior (u_b) é igual à tensão de circuito aberto (V_{oc}) do sistema PV.

Em seguida, recorre-se ao PSO e, por esse motivo, torna-se necessário inicializar as variáveis pertencentes ao algoritmo, nomeadamente: o coeficiente de aceleração cognitivo (c_1), o coeficiente de aceleração social (c_2), o fator de inércia (ω), a velocidade, a melhor posição encontrada por cada partícula ($pbest$) e a melhor posição alcançada por toda a população de partículas ($gbest$). O algoritmo PSO implementado apresenta uma topologia em estrela, o que significa que todas as partículas comunicam e transmitem informação entre si. Depois de inicializadas todas as variáveis e parâmetros, é gerado aleatoriamente um conjunto de cinco partículas e verifica-se se estas se encontram dentro dos limites estabelecidos no início do processo. Torna-se necessário que as partículas sejam diferentes umas das outras para que posteriormente possam ser utilizadas como pontos na interpolação de Spline Cúbica, sendo descartadas as partículas que apresentem os mesmos valores. Quando confirmadas as partículas que obedecem aos critérios para serem utilizadas, realiza-se o posicionamento das mesmas ao longo da curva P-V. De seguida, verifica-se se a posição conseguida por cada uma das cinco partículas é a melhor já alcançada no seu histórico individual e, nesse caso, atualiza-se o valor do $pbest$. Além disso, é necessário verificar se a posição atingida por alguma dessas cinco partículas é a melhor posição já conseguida a nível global e, caso se verifique,

atualiza-se o valor do $gbest$. Após todas as partículas terem sido avaliadas, atualizam-se as velocidades e as novas posições de cada partícula, de acordo com as equações (5.1) e (5.2), respetivamente.

Assim que o critério de paragem for atingido, neste caso é quando existir um histórico de vinte posições diferentes, termina-se a utilização do PSO e as vinte posições obtidas anteriormente são utilizadas como nós de interpolação no processo de interpolação de Spline Cúbica. Através da utilização desta técnica é gerada uma curva interpolada próxima da curva característica P-V real e é calculado o ponto máximo dessa curva interpolada para depois ser utilizada no algoritmo convencional P&O.

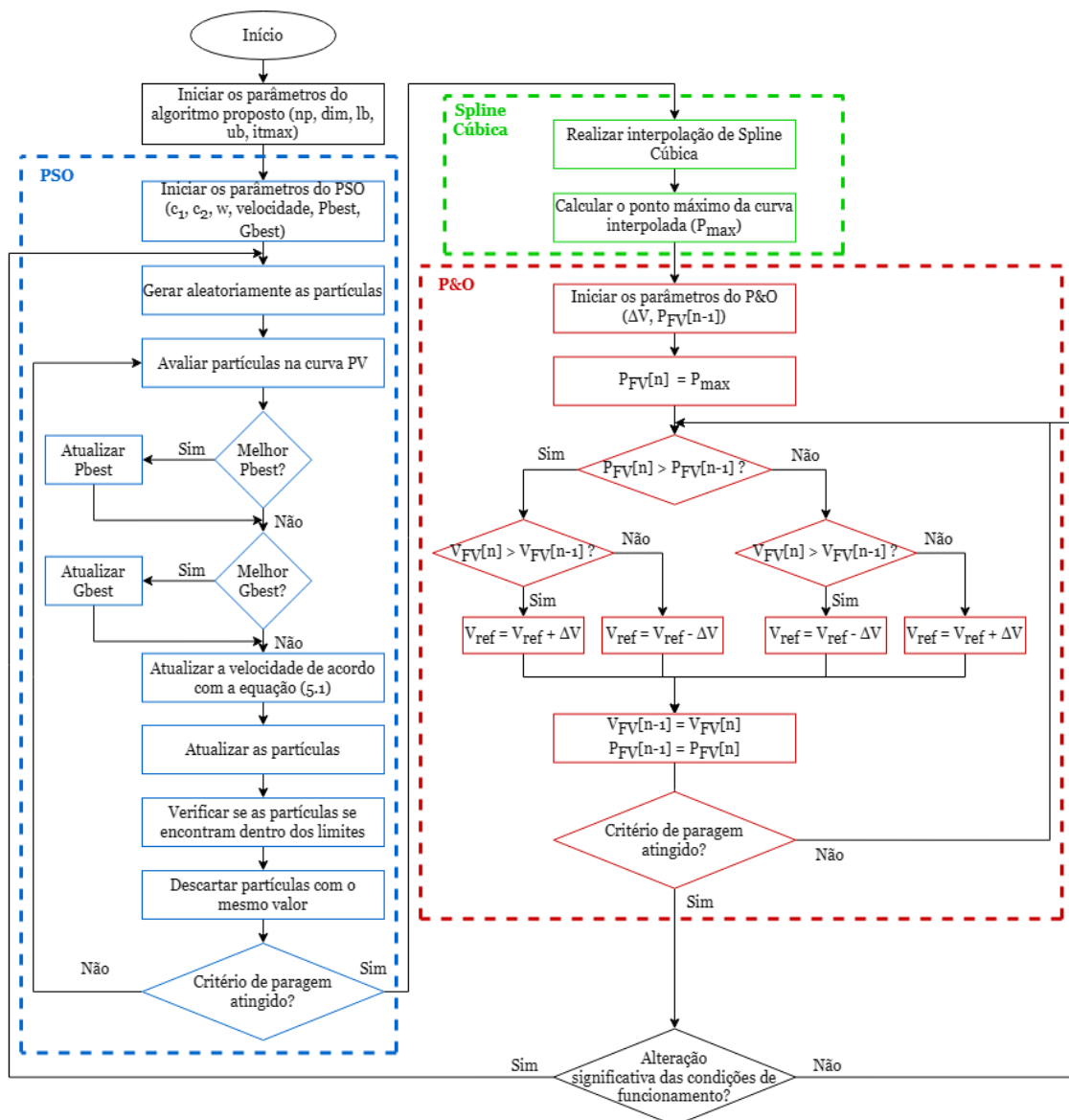


Figura 5.3 - Fluxograma do algoritmo proposto.

Depois de identificado esse ponto máximo da curva característica P-V interpolada, é ativado o algoritmo convencional P&O. Numa fase inicial, são inicializados os parâmetros intrínsecos ao algoritmo P&O, nomeadamente o valor de ΔV , que corresponde à perturbação que vai ser aplicada ao sistema, e o valor de potência anterior, que é definido como zero. O ponto máximo da curva interpolada é considerado como o ponto inicial no P&O e é a partir dessa posição que vão ser aplicadas perturbações ao sistema, neste caso uma perturbação de 2 V. A posição atual da partícula é comparada com a posição anterior e se a potência e a tensão estiverem a aumentar ou se a potência e a tensão estiverem a diminuir, há uma perturbação positiva. Já se a potência estiver a aumentar e a tensão a diminuir ou se a potência estiver a diminuir e a tensão a aumentar, é aplicada uma perturbação negativa. De seguida, atualizam-se os valores da tensão e potência anteriores com os valores atuais e reinicia-se o processo de comparação até ser atingido o critério de paragem, que neste caso em específico é quando a partícula se encontrar no intervalo entre GMPP e GMPP-3V.

Quando existem alterações nas condições de funcionamento do sistema PV, o algoritmo compara a potência em que se fixou anteriormente com a potência para a mesma tensão na nova curva P-V. Na situação das condições de funcionamento terem sofrido uma alteração significativa, neste caso se a potência do MPP e a potência nessa tensão na nova curva P-V estiverem a mais de 150 W um do outro, o algoritmo reinicia e volta a executar todo o processo desde o início. Já na situação de haver uma pequena alteração nas condições de funcionamento, inferior a 150 W, o algoritmo apenas reinicia o P&O, não sendo necessário executar o PSO e a interpolação de Spline Cúbica. Quando as alterações nas condições de funcionamento do sistema PV são pouco significativas, como quando existe uma variação natural da irradiância ao longo do dia ou quando há condições de sombreamento parcial que não provocam grandes alterações na curva P-V, torna-se desnecessário reinicializar o sistema, o que resulta numa melhoria significativa do desempenho do algoritmo, ao conseguir-se a convergência no MPP num tempo muito reduzido.

Capítulo 6

6 Análise e discussão dos resultados de simulação

Com o objetivo de avaliar e validar a eficácia do algoritmo proposto apresentado no capítulo anterior na procura do GMPP em várias condições de operação, o mesmo foi aplicado em dois casos de estudo obtidos através da simulação de um sistema PV, representado na Figura 6.1, com condições distintas de irradiância e de temperatura.

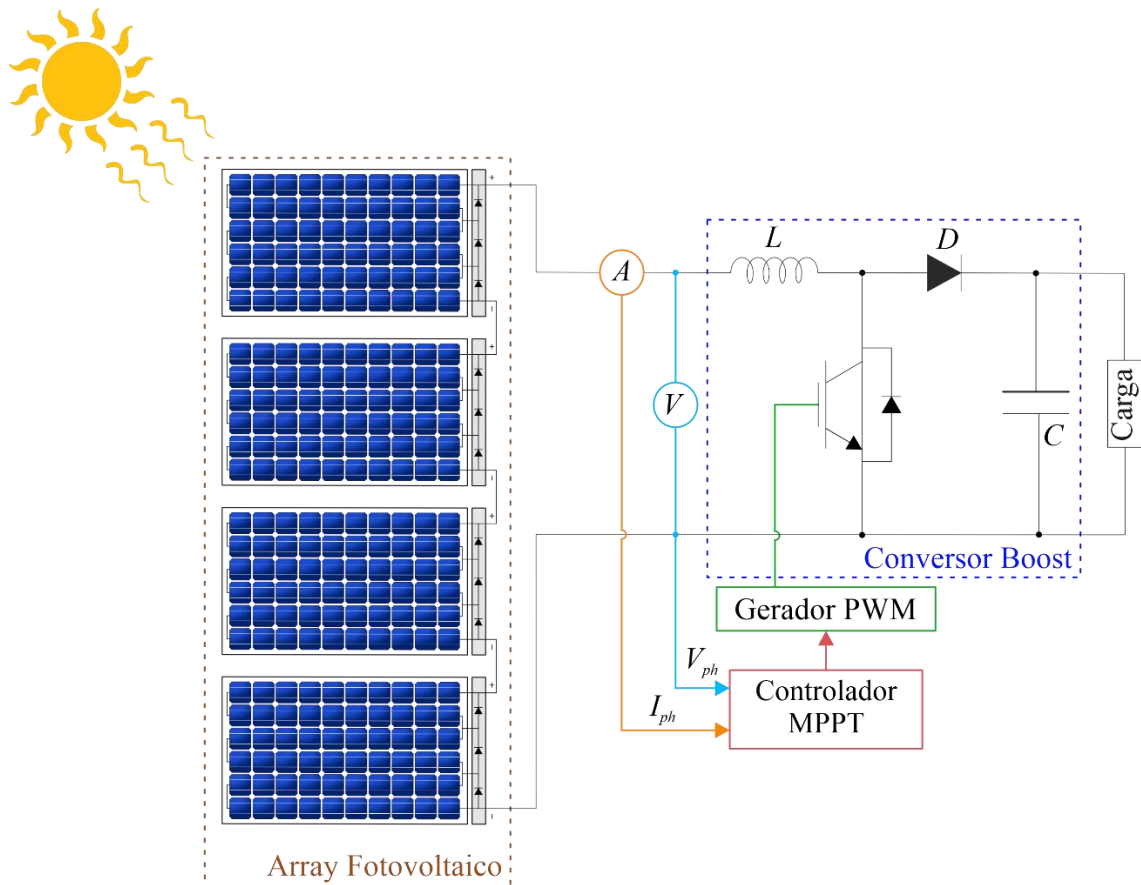


Figura 6.1 - Diagrama de blocos do sistema PV utilizado na simulação.

O sistema PV é composto por quatro módulos PV Sharp ND-R250A5 ligados em série, sendo que as suas características são apresentadas na Tabela 6.1. Cada módulo é composto por 60 células ligadas em série e possui 3 díodos de *bypass* ligados em antiparalelo, cada um ligado a um conjunto de 20 células. Os sensores de tensão e de corrente fornecem os dados ao controlador MPPT que regula diretamente a tensão de

referência do sistema PV e, conseqüentemente, indiretamente o índice de modulação de um conversor DC/DC *Boost*.

Tabela 6.1 - Especificações do módulo PV SHARP ND-R250A5.

Parâmetros	Valores
Potência Máxima de Operação, P_{mpp}	250.29 W
Tensão Máxima de Operação, V_{mpp}	30.90 V
Corrente Máxima de Operação, I_{mpp}	8.10 A
Corrente de Curto Circuito, I_{sc}	8.68 A
Tensão de Circuito Aberto, V_{oc}	37.60 A
Eficiência, η	15.20 %
Coefficiente de Temperatura de Potência Máxima, α_p	-0.440 %/°C
Coefficiente de Temperatura de Tensão de Circuito Aberto, α_v	-0.329 %/°C
Coefficiente de Temperatura de Corrente de Curto Circuito, α_i	+0.038 %/°C
Número de células, N_s	60

Foram construídos dois casos de estudo e comparou-se o comportamento do algoritmo proposto com alguns dos mais populares algoritmos de MPPT presentes na literatura especializada, entre os quais o Perturba e Observa (P&O), o *Particle Swarm Optimization* (PSO), o *Grey Wolf Optimizer* (GWO) e o *Differential Evolution* (DE), estando os parâmetros de controlo de cada algoritmo representados na Tabela 6.2.

Tabela 6.2 - Parâmetros de controlo dos algoritmos de MPPT utilizados.

Técnica MPPT	Parâmetros
P&O	$V_{passo} = 2 V$
PSO	$c_1 = 0.7, c_2 = 2, \omega = 0.4$
GWO	$a = \left(1 - \frac{it}{it_{max}}\right)^2$
DE	$\vec{V}_{ij,t+1} = \vec{x}_{r1j,t} + F \times (\vec{x}_{r2j,t} - \vec{x}_{r3j,t})$ $F = 1.5, CR = 0.7$
Proposto	$c_1 = 0.7, c_2 = 2, \omega = 0.4, V_{passo} = 2 V$

Para se comparar os resultados obtidos em cada caso de estudo, foram realizados no Matlab 50 *runs* e calculados os seguintes índices de desempenho: a taxa de sucesso, o GMPP medido, o número de avaliações necessário para alcançar a convergência, o tempo de convergência e a eficiência (E_f). Para se calcular a taxa de sucesso estabeleceu-se uma região que varia entre GMPP e GMPP-3V, isto é, se o GMPP medido estiver dentro deste intervalo considera-se que houve sucesso. Essa região também é utilizada para definir a convergência dos algoritmos. No caso dos algoritmos meta-heurísticos, considera-se que a convergência foi atingida quando todas as partículas se encontrarem dentro dessa região. Já no Perturba e Observa e no algoritmo proposto considera-se que houve convergência quando a partícula atual se encontra nesse intervalo. A eficiência é calculada através da razão entre o somatório da potência extraída pelo algoritmo e o somatório da potência disponível no sistema PV [83], como apresenta a equação (6.1).

$$E_f = \frac{\sum P_{extraida}}{\sum P_{disponível}} \times 100 \quad (6.1)$$

6.1 Caso de Estudo 1: Variação da temperatura e irradiância sem sombreamento parcial

No primeiro caso de estudo, foi utilizada uma sequência de três cenários com variações de temperatura e de irradiância a cada 100 avaliações da função objetivo, não existindo sombreamento parcial. No primeiro cenário, cuja curva característica P-V é apresentada na Figura 6.2 (b) a preto, os quatro módulos PV foram sujeitos a uma temperatura de 68 °C e a uma irradiância de 1000 W/m², atingindo o MPP com uma tensão igual a 101.2 V e com uma potência de 823.8 W.

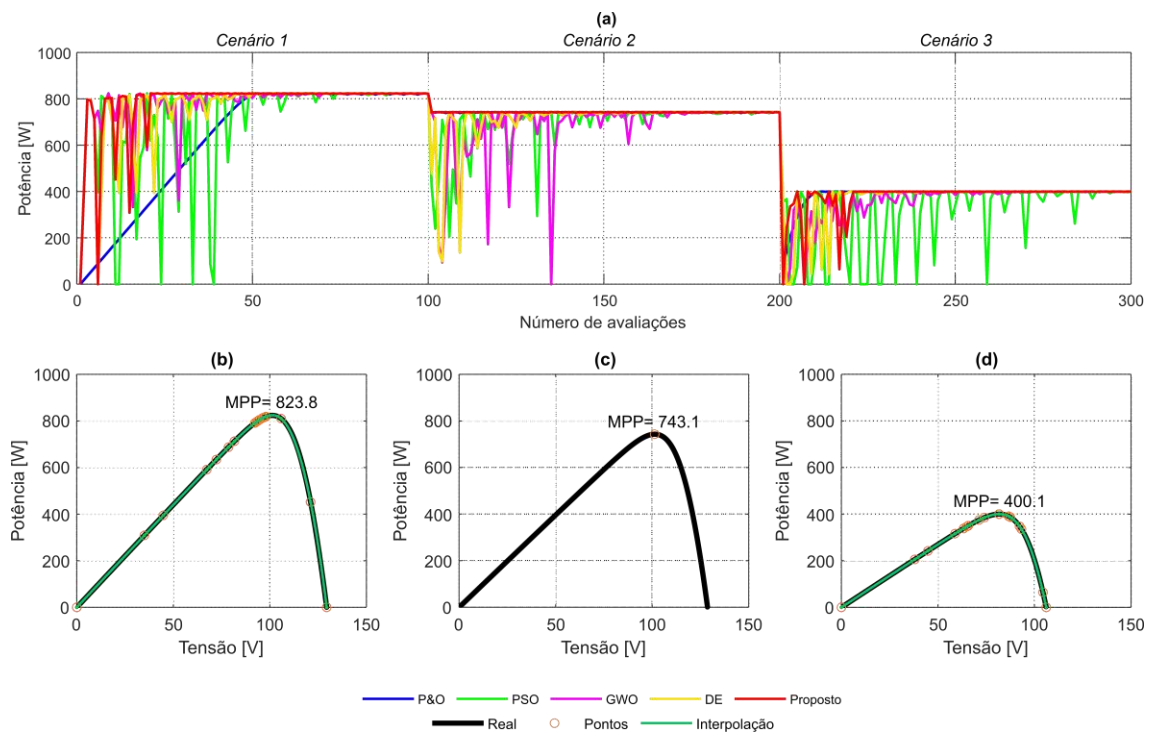


Figura 6.2 - Figuras obtidas através da simulação do primeiro caso de estudo: (a) Curvas de avaliação das partículas em cada algoritmo de MPPT para os três cenários; (b), (c) e (d) Curvas P-V estudadas, curva interpolada quando aplicável e pontos utilizados na interpolação para os três cenários, respetivamente.

No segundo cenário, manteve-se a temperatura a que o sistema foi submetido, 68 °C, mas houve uma ligeira diminuição do nível de irradiância para 900 W/m², estando a curva P-V resultante representada na Figura 6.2 (c). Neste cenário, verificou-se uma tensão de 101.3 V e uma potência de 743.1 W no MPP.

Já no terceiro cenário, houve uma maior alteração nas condições de funcionamento do sistema PV, sendo aplicado um grande aumento de temperatura para 105 °C, e diminuiu-se de forma mais severa o nível de irradiância para 600 W/m². Estas alterações resultaram na mudança dos valores de tensão e de potência do MPP para 81.7 V e 400.1 W, respetivamente. A curva característica P-V que resultou deste cenário pode ser observada na Figura 6.2 (d), sendo que a tensão de circuito aberto fixou-se em 106.1 V e a corrente de curto-circuito foi de 5.4 A.

Na Figura 6.2 (a) está representada a evolução do histórico das partículas ao longo do número de avaliações. Observa-se, nos dois primeiros cenários, que o algoritmo proposto, curva a vermelho, é o que converge mais rapidamente, sendo necessárias menos avaliações para convergir. No primeiro cenário, cuja curva P-V é apresentada na Figura 6.2 (b), o algoritmo proposto recorre ao PSO para obter os pontos necessários para a interpolação, de seguida realiza essa mesma interpolação, estando a curva interpolada a verde, e inicia a perturbação a partir do ponto máximo da curva interpolada. Na passagem para o segundo cenário, com a curva P-V representada na Figura 6.2 (c), o algoritmo proposto identifica que houve alterações pouco significativas nas condições de funcionamento e, por isso, não reinicia, iniciando a perturbação a partir da tensão do GMPP atingido no cenário anterior. No terceiro cenário existe uma maior alteração nas condições de funcionamento, portanto o algoritmo proposto volta a utilizar o PSO para posicionar as partículas e realiza a interpolação da curva P-V representada na Figura 6.2 (d), recorrendo novamente ao ponto máximo da curva interpolada para iniciar a perturbação. No terceiro cenário, como há uma maior variação das condições de operação, o algoritmo proposto reinicia e, por isso, é o P&O o primeiro algoritmo a atingir o GMPP, seguido do algoritmo proposto. Neste cenário existe uma maior alteração nas condições de funcionamento, portanto o algoritmo proposto volta a utilizar o PSO para posicionar os pontos e realiza a interpolação da curva P-V representada na Figura 6.2 (d), recorrendo novamente ao ponto máximo da curva interpolada para iniciar a perturbação.

Os dados calculados e recolhidos durante as simulações do primeiro caso de estudo encontram-se representados na Tabela 6.3, permitindo retirar melhores conclusões sobre o comportamento dos vários algoritmos testados durante esta simulação.

No primeiro cenário, verifica-se que o algoritmo proposto e os três algoritmos meta-heurísticos estudados (PSO, GWO e DE) conseguiram atingir o GMPP, atingindo os 823.8 W, no entanto o P&O não conseguiu atingir exatamente o GMPP, ficando nos 823.4 W. Todos os algoritmos, à exceção do GWO, com 96%, conseguem sempre aproximar-se do GMPP, o que representa uma taxa de sucesso de 100%. Em relação ao GMPP medido, em média o algoritmo proposto aproxima-se do GMPP real, tal como PSO e o DE. Já nos restantes algoritmos, o GMPP medido encontra-se, em média, mais afastado do GMPP real, o que se deve a falhas medição e limitações dos algoritmos. O algoritmo proposto é o que necessita de um menor número de avaliações necessárias e um menor tempo de convergência para alcançar o GMPP, precisando em média de

apenas 21.02 avaliações para se aproximar do GMPP e demorando em média cerca de 5.2 segundos. Dos restantes algoritmos, o P&O é o que apresenta melhores resultados, com 51 avaliações e 5.6 segundos em média, e o GWO é o que se destaca negativamente, com 69.7 avaliações e 8.1 segundos em média. Também é o algoritmo proposto o que apresenta a maior eficiência, conseguindo, em média, uma eficiência de 94%, sendo o algoritmo P&O o que apresenta a menor eficiência média, 75.9%.

No segundo cenário, verifica-se novamente que o P&O é o único algoritmo a não conseguir atingir o GMPP, ficando com 742.9 W. O PSO, o GWO, o DE e o algoritmo proposto atingiram o GMPP, com uma potência de 743.1 W. O GWO é, mais uma vez, o único algoritmo que não atinge uma taxa de sucesso de 100%, ficando com 98%, o que significa que não se aproximou do valor do GMPP em alguma das avaliações realizadas. O PSO e o algoritmo proposto são os únicos algoritmos em que o GMPP medido em média é igual ao GMPP real, 743.1 W. Neste cenário, o algoritmo proposto volta a necessitar de menos avaliações e de um menor tempo de convergência que os restantes algoritmos utilizados para atingir o GMPP, com uma média de 1.02 avaliações e um tempo de convergência médio de 0.1 segundos. Quando comparados com o algoritmo proposto, os restantes algoritmos, à exceção do P&O que demora 2 avaliações e cerca de 0.3 segundos para convergir, necessitam de várias avaliações e levam muito tempo para convergir, demorando o PSO 52.2 avaliações e 6.2 segundos, o GWO 74.8 avaliações e 8.7 segundos, e o DE 52.7 avaliações e 6.2 segundos, em média. O algoritmo proposto consegue a melhor eficiência, uma média de 99.9%, seguido do P&O com 99.8%, ficando o GWO com a pior eficiência, em média 90.9%.

No terceiro cenário, todos os algoritmos conseguem atingir o GMPP, a 400.1 W, e também todos conseguem garantir uma taxa de sucesso de 100%. Como neste cenário há uma maior alteração nas condições de funcionamento, o algoritmo proposto necessita de reiniciar e recolocar as partículas com o PSO para se realizar a interpolação. Por esse motivo, o P&O necessita de menos avaliações para convergir, 11 avaliações, ficando o algoritmo proposto a seguir com 21 avaliações. Os restantes algoritmos necessitam de mais avaliações para conseguir convergir, o PSO com 53.5 avaliações, o GWO com 71.5 avaliações e o DE com 52 avaliações, em média. Relativamente ao tempo de convergência, o P&O volta a destacar-se pelo mesmo motivo com 1.3 segundos, seguido do algoritmo proposto com 5.1 segundos, demonstrando ser pelo menos um segundo mais rápido que os algoritmos meta-heurísticos estudados. O P&O, neste cenário, consegue a melhor eficiência, 96.8% em média, e, mais uma vez, segue-se o algoritmo proposto, com 93.3% em média. O GWO obteve a pior eficiência nos três cenários estudados, ficando neste cenário com uma eficiência de 91.1% em média.

Tabela 6.3 - Comparação dos resultados do primeiro caso de estudo entre os diferentes algoritmos de MPPT utilizados, com recurso a 50 runs.

Caso 1: Sem sobreamento parcial																			
Cenário	Método MPPT	GMPP [W]	Taxa de sucesso [%]	GMPP Medido [W]				Número de avaliações				Tempo de convergência [s]				Eficiência [%]			
				Mín.		Méd.		Mín.		Méd.		Mín.		Méd.		Mín.		Méd.	
				Mín.	Méd.	Mín.	Méd.	Mín.	Méd.	Mín.	Méd.	Mín.	Méd.	Mín.	Méd.	Mín.	Méd.	Mín.	Méd.
Cenário 1	P&O	823.4	100	823.4	823.4	823.4	823.4	51	51	51	51	5.5	5.6	5.6	5.6	75.9	75.9	75.9	
	PSO	823.8	100	823.7	823.7	823.8	823.8	30	51.8	85	85	3.8	6.2	9.8	9.8	84.5	93.2	97.8	
	GWO	823.8	96	612.3	818.9	823.8	823.8	45	69.7	80	80	5.4	8.1	9.3	9.3	58.7	91.5	95.4	
	DE	823.8	100	823.5	823.7	823.8	823.8	20	52.5	95	95	2.2	5.7	10.3	10.3	86.4	92.1	97.1	
	Proposto	823.8	100	823.4	823.7	823.8	823.8	21	21.02	22	22	5.1	5.2	5.5	5.5	90.0	94.0	97.9	
Cenário 2	P&O	742.9	100	742.9	742.9	742.9	742.9	2	2	2	2	0.3	0.3	0.3	0.3	99.8	99.8	99.8	
	PSO	743.1	100	743.1	743.1	743.1	743.1	30	52.2	95	95	3.8	6.2	10.9	10.9	82.7	92.4	98.2	
	GWO	743.1	98	574.5	739.7	743.1	743.1	50	74.8	85	85	6.0	8.7	9.9	9.9	60.1	90.9	95.9	
	DE	743.1	100	741.4	743.0	743.1	743.1	25	52.7	95	95	3.3	6.2	10.9	10.9	87.5	94.2	99.1	
	Proposto	743.1	100	742.9	743.1	743.1	743.1	1	1.02	2	2	0.1	0.1	0.2	0.2	99.8	99.9	99.9	
Cenário 3	P&O	400.1	100	400.1	400.1	400.1	400.1	11	11	11	11	1.3	1.3	1.3	1.3	96.8	96.8	96.8	
	PSO	400.1	100	400.1	400.1	400.1	400.1	30	53.5	90	90	3.8	6.2	9.7	9.7	73.4	91.2	97.7	
	GWO	400.1	100	400.1	400.1	400.1	400.1	50	71.5	80	80	3.8	8.1	9.8	9.8	81.5	91.1	94.5	
	DE	400.1	100	399.7	400.1	400.1	400.1	25	52	95	95	2.7	6.6	10.8	10.8	84.3	92.4	97.3	
	Proposto	400.1	100	399.9	400.1	400.1	400.1	21	21	21	21	5.0	5.1	5.2	5.2	89.5	93.3	96.7	

6.2 Caso de Estudo 2: Variação da temperatura e irradiância com sombreamento parcial

No segundo caso de estudo, voltou-se a utilizar uma sequência de três cenários com variações de temperatura e de irradiância a cada 100 avaliações da função objetivo, mas passando a existir sombreamento parcial. No primeiro cenário, ainda sem sombreamento parcial, os quatro módulos PV foram submetidos a uma temperatura de 68 °C e a uma irradiância de 1000 W/m^2 . A tensão e a potência do GMPP foram de 101.2 V e 823.8 W, respectivamente. A curva característica P-V correspondente ao primeiro caso de estudo está representada na Figura 6.3 (b).

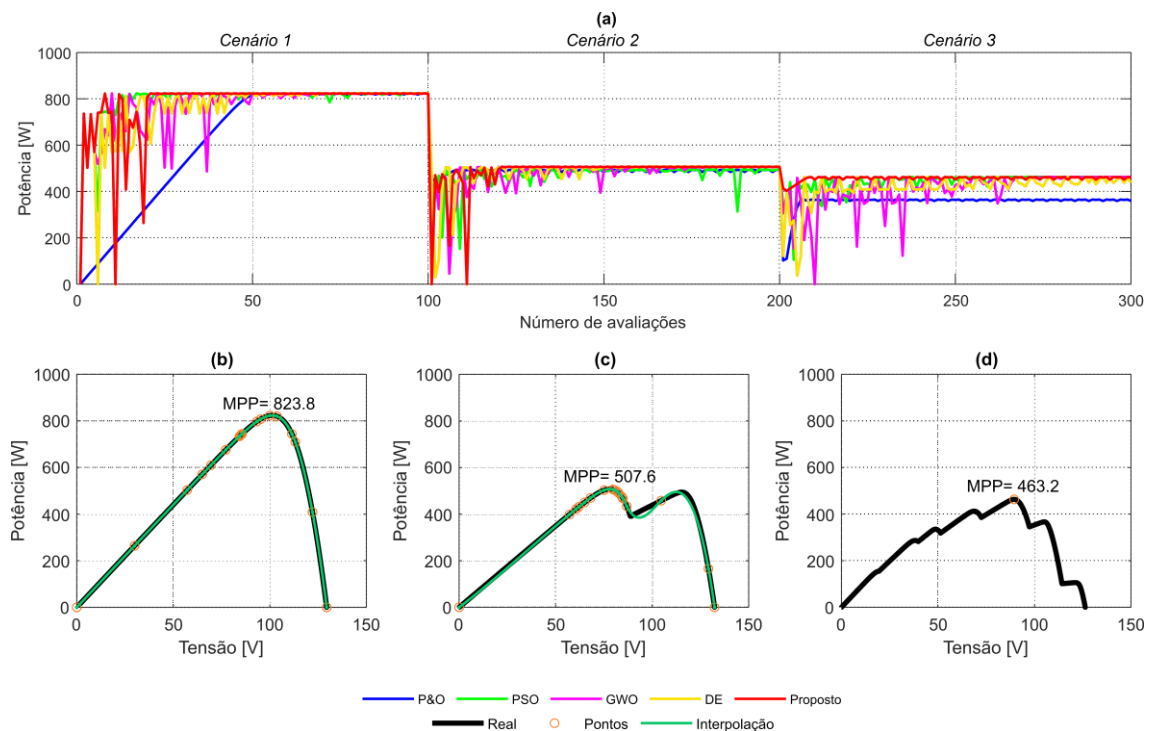


Figura 6.3 - Figuras obtidas através da simulação do segundo caso de estudo: (a) Curvas de avaliação das partículas em cada algoritmo de MPPT para os três cenários; (b), (c) e (d) Curvas P-V estudadas, curva interpolada quando aplicável e pontos utilizados na interpolação para os três cenários, respectivamente.

No segundo cenário, cuja curva característica P-V pode ser observada na Figura 6.3 (c), houve uma diminuição na temperatura a que o sistema PV estava sujeito, passando para 58 °C. Também se provocou uma diminuição na irradiância, estando três dos quatro módulos PV expostos a uma irradiância de 800 W/m^2 e o outro módulo sujeito a uma irradiância de 500 W/m^2 . Estas alterações provocaram uma mudança do GMPP para uma tensão de 78 V e uma potência de 507.6 W.

No terceiro cenário, o sistema PV voltou a estar sujeito à temperatura do primeiro cenário, 68 °C. Para simular condições de funcionamento mais complexas devido ao

sombreamento parcial, provocaram-se grandes variações de irradiância, sendo que os três grupos de células dos quatro módulos PV foram submetidos a diferentes níveis de irradiância. Os três conjuntos de células do primeiro módulo PV funcionaram a $1000 W/m^2$, $900 W/m^2$ e $800 W/m^2$. O segundo módulo PV operou a $900 W/m^2$, $700 W/m^2$ e $400 W/m^2$. Já o terceiro módulo PV esteve sujeito a níveis de irradiância de $1000 W/m^2$, $700 W/m^2$ e $100 W/m^2$. Por fim, no quarto módulo PV um conjunto de células esteve submetido a uma irradiância de $1000 W/m^2$, enquanto os outros dois grupos foram submetidos a uma irradiância de $600 W/m^2$. Estas condições de operação resultaram numa curva característica P-V, representada na Figura 6.3 (d), com mais patamares ou steps, formados pela ativação dos díodos de bypass. Neste cenário, o GMPP fixou-se numa tensão de 89.4 V com a potência igual a 463.2 W.

Na Figura 6.3 (a) é possível observar que o algoritmo proposto, representado a vermelho, converge mais rapidamente, quando comparado aos restantes algoritmos utilizados, nos três cenários de estudo apresentados. Isto significa que nas três situações, o algoritmo proposto é o que necessita de menos avaliações para encontrar e estabilizar em torno do GMPP. No primeiro cenário, cuja curva característica P-V pode ser observada na Figura 6.3 (b), o algoritmo proposto utiliza o PSO para fixar os pontos a utilizar na interpolação, representados a laranja, e de seguida realiza essa interpolação, curva representada a verde. Posteriormente, o algoritmo proposto recorre ao P&O e começa a perturbar a partir do ponto máximo da curva interpolada, aproximando-se do ponto máximo da curva real. No segundo cenário, o algoritmo proposto avalia se houve uma grande alteração nas condições de funcionamento e, ao confirmar essa grande alteração, reinicia o processo de posicionamento dos pontos com o PSO, realiza a interpolação da curva P-V representada na Figura 6.3 (c) e inicia a perturbação para se aproximar do GMPP da curva real. Já no terceiro cenário, com a curva P-V representada na Figura 6.3 (d), o algoritmo proposto deteta que houve alterações pouco significativas nas condições de funcionamento do sistema PV, não sendo necessário reiniciar o processo. Por esse motivo, o algoritmo proposto não realiza o PSO e a interpolação, começando a perturbar a partir do valor de tensão do GMPP obtido no segundo cenário.

Durante a simulação do segundo caso de estudo foram recolhidos vários dados, apresentados na Tabela 6.4, com o objetivo de poder comparar os vários algoritmos estudados e, assim, obter melhores conclusões sobre o comportamento dos vários algoritmos sujeitos às diferentes condições dos três cenários de estudo a que foram aplicados.

Tabela 6.4 - Comparação dos resultados do segundo caso de estudo entre os diferentes algoritmos de MPPT utilizados, com recurso a 50 runs.

Método MPPT		GMPP [W]	Taxa de sucesso [%]	GMPP Medido [W]			Número de avaliações			Tempo de convergência [s]			Eficiência [%]		
				Mín.	Méd.	Máx.	Mín.	Méd.	Máx.	Mín.	Méd.	Máx.	Mín.	Méd.	Máx.
Cenário 1	P&O	823.4	100	823.4	823.4	823.4	51	51	51	5.4	5.5	5.6	75.9	75.9	75.9
	PSO	823.8	100	823.7	823.7	823.8	30	51.8	85	2.1	6.5	10.2	83.4	92.8	97.8
	GWO	823.8	94	687.2	818.1	823.8	60	71.7	80	5.3	8.2	9.2	68.5	90.8	95.4
	DE	823.8	98	817.1	823.6	823.8	20	53.3	95	3.3	6.3	10.3	82.4	91.4	97.1
	Proposto	823.8	100	823.7	823.7	823.8	21	21	21	5.0	5.1	5.2	90.2	94.0	97.9
Cenário 2	P&O	493.6	0	493.6	493.6	493.6	-	-	-	-	-	-	84.7	84.7	84.7
	PSO	507.6	84	494.2	505.4	507.6	25	50.2	85	3.3	5.9	10.4	87.5	94.2	98.5
	GWO	507.6	96	494.2	507.0	507.6	50	70.8	85	3.3	8.3	9.3	81.0	92.6	95.5
	DE	507.6	98	503.2	507.4	507.6	20	49.5	95	2.7	6.5	10.9	89.3	94.2	99.1
	Proposto	507.6	100	507.0	507.5	507.6	21	21.1	22	5.1	5.2	5.3	90.1	95.1	98.2
Cenário 3	P&O	365.3	0	365.3	365.3	365.3	-	-	-	-	-	-	76.8	76.8	76.8
	PSO	463.2	100	463.0	463.2	463.2	25	54.1	85	4.3	6.6	10.8	84.8	92.9	98.4
	GWO	463.2	98	417.2	462.3	463.2	60	73.5	85	6.0	8.3	9.8	79.6	90.3	93.4
	DE	463.2	94	453.7	462.8	463.2	20	52.3	90	3.2	5.7	10.9	86.1	92.8	97.3
	Proposto	463.2	100	462.6	463.2	463.2	7	8.7	10	0.1	0.2	0.4	98.5	98.7	99.1

No primeiro cenário, é possível verificar que todos os algoritmos utilizados conseguem atingir o GMPP, a 823.8 W, à exceção do P&O, que atinge no máximo os 823.4 W. O P&O, o PSO e o algoritmo proposto apresentam uma taxa de sucesso de 100%, o que significa que conseguiram aproximar-se suficientemente do GMPP em todas as avaliações realizadas, enquanto o GWO e o DE ficaram com 94% e 98%, respectivamente. Em relação ao GMPP medido, o algoritmo proposto e o PSO são os algoritmos que, em média, mais se aproximam do GMPP real, enquanto o GWO é o que se encontra mais afastado, em média, fixando-se nos 818.1 W. O algoritmo proposto é o que necessita de menos avaliações para conseguir aproximar-se do GMPP, sendo necessárias apenas 21 avaliações. Os restantes algoritmos, em média, necessitam de mais do dobro das avaliações para conseguir convergir, precisando o P&O de 51 avaliações, o PSO de 51.8 avaliações, o GWO de 71.7 avaliações e o DE de 53.3 avaliações. O menor tempo de convergência médio também é conseguido pelo algoritmo proposto, demorando 5.1 segundos a atingir o GMPP. Dos restantes algoritmos, o P&O é o que menos tempo necessita em média para conseguir a convergência, 5.5 segundos, e o GWO é o que mais tempo demora, 8.2 segundos. Neste primeiro cenário, o algoritmo proposto é o que apresenta a maior eficiência, 94% em média, e o P&O é o que menor eficiência apresenta, ficando pelos 75.9% em média.

No segundo cenário, o P&O volta a ser o único algoritmo a não conseguir atingir o valor da potência do GMPP, a uma potência de 507.6 W, ficando pelos 493.6 W. Além disso, o P&O não consegue em nenhuma das avaliações realizadas ficar a 3 W da potência do GMPP, ficando com uma taxa de sucesso de 0%. Neste cenário, o algoritmo proposto é o único a conseguir uma taxa de sucesso de 100%, sendo que o PSO, o GWO e o DE fixaram-se nos 84%, 96% e 98%, respectivamente. O algoritmo proposto é também o algoritmo cujo GMPP medido em média se aproxima mais do GMPP real, com 507.5 W. Mais uma vez, é o algoritmo proposto que consegue aproximar-se do GMPP com o menor número de avaliações necessárias em média, 21.1 avaliações, e o menor tempo de convergência médio, 5.2 segundos. Como nunca se consegue aproximar do GMPP, o P&O não consegue convergir e, por esse motivo, não há valores para esse algoritmo. Quando comparados com o algoritmo proposto, os restantes algoritmos necessitam de várias avaliações para convergir e muito tempo para convergirem no GMPP, demorando o PSO 50.2 avaliações e 5.9 segundos, o GWO 70.8 avaliações e 8.3 segundos, e o DE 49.5 avaliações e 6.5 segundos, em média. A eficiência mais alta volta a ser atingida pelo algoritmo proposto, com 95.1% em média, seguindo-se o PSO e o DE com 94.2% em média, o GWO com 92.6% em média e, por fim, o P&O com 84.7% em média.

No terceiro cenário, o mais complexo e com mais steps devido ao sombreamento parcial, o P&O é mais uma vez o único algoritmo que não consegue atingir o valor de potência do GMPP a 463.2 W, ficando pelos 365.3 W. O PSO e o algoritmo proposto atingem uma taxa de sucesso de 100%, aproximando-se o suficientemente do GMPP em todas as runs realizadas. O P&O apresentou uma taxa de sucesso de 0%, uma vez que a máxima potência atingida não se fixou dentro do intervalo estipulado anteriormente, o

GWO ficou-se pelos 98% e o DE pelos 98%. Mais uma vez, o P&O não consegue convergir para o GMPP e, por isso, os valores do número de avaliações e do tempo de convergência não são apresentados. Como neste cenário se verificou uma pequena alteração nas condições de funcionamento, o algoritmo proposto não necessita de reiniciar e, portanto, consegue atingir o GMPP com um menor número de avaliações e um menor tempo de convergência que os restantes algoritmos de MPPT, demorando apenas 8.7 avaliações e 0.2 segundos em média. Com estes valores, o algoritmo proposto destaca-se dos demais algoritmos estudados, uma vez que o PSO demorou 54.1 avaliações e 6.6 segundos, o GWO demorou 73.5 avaliações e 8.3 segundos e o DE demorou 52.3 avaliações e 5.7 segundos, em média. O algoritmo proposto destaca-se também na eficiência conseguida, ficando com 98.7% em média, enquanto o P&O, o PSO, o GWO e o DE ficaram com 76.8%, 92.9%, 90.3% e 92.8%, respetivamente e em média.

Capítulo 7

7 Conclusão

Dado o cenário de aquecimento global e de mudanças climáticas, torna-se necessário que existam soluções energéticas mais limpas e eficientes. A energia PV está entre as fontes de energia elétrica com maior potencial de crescimento, consolidando-se como uma das principais alternativas para um futuro energético mais sustentável. Contudo, a produção de energia através de sistemas PV ainda enfrenta desafios, como os elevados custos de instalação, a baixa eficiência de conversão e o comportamento elétrico não-linear das curvas características I-V, devido às alterações climáticas que ocorrem ao longo do dia.

Para contornar o desafio da não-linearidade e, assim, maximizar a produção de energia elétrica de um sistema PV, torna-se necessário garantir que operam sempre no ponto de máxima potência (MPP). Os algoritmos de procura do ponto de máxima potência (MPPT) permitem que o sistema extraia a máxima potência disponível em diferentes condições de funcionamento, garantindo uma maior eficiência. Embora os algoritmos de MPPT tradicionais apresentem bons resultados em condições de funcionamento uniformes, estes apresentam algumas limitações como a baixa velocidade de procura e a baixa eficiência sob condições não-lineares de funcionamento. Com o objetivo de superar essas limitações, diversas propostas na literatura especializada têm explorado algoritmos de MPPT baseados em técnicas de otimização avançadas, como os meta-heurísticos. Estes algoritmos encontram-se preparados para lidar com condições de funcionamento complexas, apresentando um melhor desempenho que os algoritmos convencionais quando expostos a condições de sombreamento parcial.

A presente dissertação teve como objetivo principal o desenvolvimento de um novo algoritmo híbrido de MPPT, que combina as especificidades dos algoritmos Perturba e Observa (P&O) e *Particle Swarm Optimization* (PSO), juntamente com a técnica de interpolação de Spline Cúbica. Desta forma, é possível otimizar a extração de energia em sistemas fotovoltaicos sob diferentes condições de funcionamento.

Além do desenvolvimento do algoritmo, o presente trabalho incluiu uma revisão dos principais modelos matemáticos de simulação de módulos PV, bem como uma análise detalhada dos algoritmos de MPPT, presentes na literatura, e das principais técnicas de interpolação existentes. Esta revisão forneceu uma base sólida para a implementação e validação do algoritmo proposto.

Para determinar qual seria a técnica de interpolação era a mais indicada para combinar no algoritmo híbrido proposto na presente dissertação, foram modeladas três curvas características P-V de um sistema fotovoltaico, em diferentes condições de funcionamento. Desta forma foi possível comparar as principais técnicas de interpolação presentes na literatura, como a interpolação linear, a interpolação de Lagrange, a interpolação de Newton, a interpolação polinomial segmentada cúbica (Spline Cúbica), a interpolação por Vizinho Mais Próximo e a interpolação de Hermite Cúbica. Através deste estudo, foi possível concluir que a técnica de interpolação de Spline Cúbica com 20 pontos apresentava o menor erro e, por esse motivo, foi a técnica escolhida para utilizar no algoritmo proposto.

Para validar o algoritmo proposto, foram realizados dois casos de estudo simulados, onde o desempenho do algoritmo híbrido foi comparado com alguns dos mais populares algoritmos de MPPT, como o Perturba e Observa (P&O), o *Particle Swarm Optimization* (PSO), o *Grey Wolf Optimizer* (GWO) e o *Differential Evolution* (DE). Com base nas simulações realizadas, o algoritmo proposto demonstrou resultados superiores aos dos restantes algoritmos, conseguindo maior precisão na identificação do MPP e uma maior eficiência global, particularmente em cenários com condições de irradiância não-lineares.

Os resultados obtidos não só validam a eficácia do algoritmo híbrido, como também sublinham a importância de investir em técnicas avançadas de MPPT para maximizar a produção de energia solar, contribuindo assim para a transição global para fontes de energia mais limpas.

Referências

- [1] J. Li, X. Zhang, S. Ali, and Z. Khan, “Eco-innovation and energy productivity: New determinants of renewable energy consumption,” *J Environ Manage*, vol. 271, p. 111028, Oct. 2020, doi: 10.1016/J.JENVMAN.2020.111028.
- [2] H. Zheng, M. Song, and Z. Shen, “The evolution of renewable energy and its impact on carbon reduction in China,” *Energy*, vol. 237, p. 121639, Dec. 2021, doi: 10.1016/J.ENERGY.2021.121639.
- [3] A. K. Maurya, A. K. Rai, and H. Ahuja, “Comparative Analysis of Different MPPT Algorithms for Roof-Top Solar PV System,” *International Conference on Automation, Computing and Renewable Systems, ICACRS 2022 - Proceedings*, pp. 1412–1417, 2022, doi: 10.1109/ICACRS55517.2022.10028987.
- [4] T. S. Adebayo and D. Kirikkaleli, “Impact of renewable energy consumption, globalization, and technological innovation on environmental degradation in Japan: application of wavelet tools,” *Environ Dev Sustain*, vol. 23, no. 11, pp. 16057–16082, Nov. 2021, doi: 10.1007/S10668-021-01322-2.
- [5] T. S. Emiru and D. K. Waktola, “The environmental awareness of higher education students and the implications for the Paris Climate Agreement: empirical evidences from Ethiopia and USA,” <https://doi.org/10.1080/10382046.2017.1349375>, vol. 27, no. 3, pp. 216–233, Jul. 2017, doi: 10.1080/10382046.2017.1349375.
- [6] I. Kougias, N. Taylor, G. Kakoulaki, and A. Jäger-Waldau, “The role of photovoltaics for the European Green Deal and the recovery plan,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 144, p. 111017, Jul. 2021, doi: 10.1016/J.RSER.2021.111017.
- [7] M. A. Hafeez, A. Naeem, M. Akram, M. Y. Javed, A. B. Asghar, and Y. Wang, “A Novel Hybrid MPPT Technique Based on Harris Hawk Optimization (HHO) and Perturb and Observer (P&O) under Partial and Complex Partial Shading Conditions,” *Energies 2022, Vol. 15, Page 5550*, vol. 15, no. 15, p. 5550, Jul. 2022, doi: 10.3390/EN15155550.
- [8] H. X. Li, D. J. Edwards, M. R. Hosseini, and G. P. Costin, “A review on renewable energy transition in Australia: An updated depiction,” *J Clean Prod*, vol. 242, p. 118475, Jan. 2020, doi: 10.1016/J.JCLEPRO.2019.118475.
- [9] “Global Electricity Review 2023 | Ember.” Accessed: Sep. 08, 2023. [Online]. Available: <https://ember-climate.org/insights/research/global-electricity-review-2023/#supporting-material>
- [10] “Renewables in Energy Supply.” Accessed: Sep. 07, 2023. [Online]. Available: https://www.ren21.net/gsr-2023/modules/energy_supply/01_energy_supply/
- [11] “Boletim Eletricidade Renovável 2022.” Accessed: Sep. 07, 2023. [Online]. Available: <https://www.apren.pt/contents/publicationsreportcarditems/boletim-renovaveis-dezembro-2022.pdf>
- [12] “Renováveis abastecem 88% do consumo de energia elétrica em janeiro.” Accessed: Sep. 07, 2023. [Online]. Available: <https://www.ren.pt/pt-pt/media/noticias/renovaveis-abastecem-88-do-consumo-de-energia-eletrica-em-janeiro>
- [13] A. I. M. Ali and H. R. A. Mohamed, “Improved P&O MPPT algorithm with efficient open-circuit voltage estimation for two-stage grid-integrated PV system under realistic solar radiation,” *International Journal of Electrical Power &*

- Energy Systems*, vol. 137, p. 107805, May 2022, doi: 10.1016/J.IJEPES.2021.107805.
- [14] M. Asim, A. W. Zia, F. R. Siddiqui, and S. A. Hussain, "Design and modeling of solar energy systems," *Solar Energy Harvesting, Conversion, and Storage*, pp. 251–291, Jan. 2023, doi: 10.1016/B978-0-323-90601-2.00004-0.
- [15] Q. Paletta, G. Arbod, and J. Lasenby, "Omnivision forecasting: Combining satellite and sky images for improved deterministic and probabilistic intra-hour solar energy predictions," *Appl Energy*, vol. 336, p. 120818, Apr. 2023, doi: 10.1016/J.APENERGY.2023.120818.
- [16] A. A. Batt, R. Ahmad Bhat, D. B. Pardeshi, P. William, S. S. Gondkar, and H. Singh Matharu, "Design and Optimization of Solar using MPPT Algorithm in Electric Vehicle," *Proceedings - 2022 6th International Conference on Intelligent Computing and Control Systems, ICICCS 2022*, pp. 226–230, 2022, doi: 10.1109/ICICCS53718.2022.9787988.
- [17] M. M. A. Awan, M. Y. Javed, A. B. Asghar, and K. Ejsmont, "Performance Optimization of a Ten Check MPPT Algorithm for an Off-Grid Solar Photovoltaic System," *Energies 2022, Vol. 15, Page 2104*, vol. 15, no. 6, p. 2104, Mar. 2022, doi: 10.3390/EN15062104.
- [18] H. G. G. Nunes, J. A. N. Pombo, S. J. P. S. Mariano, M. R. A. Calado, and J. A. M. Felipe de Souza, "A new high performance method for determining the parameters of PV cells and modules based on guaranteed convergence particle swarm optimization," *Appl Energy*, vol. 211, pp. 774–791, Feb. 2018, doi: 10.1016/J.APENERGY.2017.11.078.
- [19] V. J. Chin, Z. Salam, and K. Ishaque, "Cell modelling and model parameters estimation techniques for photovoltaic simulator application: A review," *Appl Energy*, vol. 154, pp. 500–519, Sep. 2015, doi: 10.1016/J.APENERGY.2015.05.035.
- [20] C. S. Ruschel, F. P. Gasparin, and A. Krenzinger, "Experimental analysis of the single diode model parameters dependence on irradiance and temperature," *Solar Energy*, vol. 217, pp. 134–144, Mar. 2021, doi: 10.1016/J.SOLENER.2021.01.067.
- [21] K. Ishaque, Z. Salam, and H. Taheri, "Simple, fast and accurate two-diode model for photovoltaic modules," *Solar Energy Materials and Solar Cells*, vol. 95, no. 2, pp. 586–594, Feb. 2011, doi: 10.1016/J.SOLMAT.2010.09.023.
- [22] V. Khanna, B. K. Das, D. Bisht, Vandana, and P. K. Singh, "A three diode model for industrial solar cells and estimation of solar cell parameters using PSO algorithm," *Renew Energy*, vol. 78, pp. 105–113, Jun. 2015, doi: 10.1016/J.RENENE.2014.12.072.
- [23] L. H. I. Lim, Z. Ye, J. Ye, D. Yang, and H. Du, "A linear identification of diode models from single I-V characteristics of PV panels," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 62, no. 7, pp. 4181–4193, Jul. 2015, doi: 10.1109/TIE.2015.2390193.
- [24] J. J. Soon and K. S. Low, "Optimizing Photovoltaic Model for Different Cell Technologies Using a Generalized Multidimension Diode Model," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 62, no. 10, pp. 6371–6380, Oct. 2015, doi: 10.1109/TIE.2015.2420617.
- [25] B. J. Restrepo-Cuestas, J. Montano, C. A. Ramos-Paja, L. A. Trejos-Grisales, and M. L. Orozco-Gutierrez, "Parameter Estimation of the Bishop Photovoltaic Model Using a Genetic Algorithm," *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 12, no. 6, Mar. 2022, doi: 10.3390/APP12062927.

- [26] H. G. G. Nunes, J. A. N. Pombo, P. M. R. Bento, S. J. P. S. Mariano, and M. R. A. Calado, "Collaborative swarm intelligence to estimate PV parameters," *Energy Convers Manag*, vol. 185, pp. 866–890, Apr. 2019, doi: 10.1016/J.ENCONMAN.2019.02.003.
- [27] X. Gao *et al.*, "Parameter extraction of solar cell models using improved shuffled complex evolution algorithm," *Energy Convers Manag*, vol. 157, pp. 460–479, Feb. 2018, doi: 10.1016/J.ENCONMAN.2017.12.033.
- [28] H. Nunes, J. Pombo, S. Mariano, and M. Do Rosario Calado, "Newton-Raphson method versus Lambert W function for photovoltaic parameter estimation," *2022 IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering and 2022 IEEE Industrial and Commercial Power Systems Europe, IEEEIC / I and CPS Europe 2022*, 2022, doi: 10.1109/IEEEIC/ICPSEUROPE54979.2022.9854525.
- [29] M. Widyardono and R. Rahmadian, "Partial Shading Effect on I-V Characteristic and Maximum Power of a Photovoltaic Array," *Proceeding - 2020 3rd International Conference on Vocational Education and Electrical Engineering: Strengthening the framework of Society 5.0 through Innovations in Education, Electrical, Engineering and Informatics Engineering, ICVEE 2020*, Oct. 2020, doi: 10.1109/ICVEE50212.2020.9243237.
- [30] A. Wang and Y. Xuan, "Close examination of localized hot spots within photovoltaic modules," *Energy Convers Manag*, vol. 234, p. 113959, Apr. 2021, doi: 10.1016/J.ENCONMAN.2021.113959.
- [31] K. A. Kim and P. T. Krein, "Hot spotting and second breakdown effects on reverse I-V characteristics for mono-crystalline Si Photovoltaics," *2013 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition, ECCE 2013*, pp. 1007–1014, 2013, doi: 10.1109/ECCE.2013.6646813.
- [32] M. Ma, H. Liu, Z. Zhang, P. Yun, and F. Liu, "Rapid diagnosis of hot spot failure of crystalline silicon PV module based on I-V curve," *Microelectronics Reliability*, vol. 100–101, p. 113402, Sep. 2019, doi: 10.1016/J.MICROREL.2019.113402.
- [33] J. C. Teo, R. H. G. Tan, V. H. Mok, V. K. Ramachandramurthy, and C. K. Tan, "Impact of bypass diode forward voltage on maximum power of a photovoltaic system under partial shading conditions," *Energy*, vol. 191, p. 116491, Jan. 2020, doi: 10.1016/J.ENERGY.2019.116491.
- [34] R. B. Bollipo, S. Mikkili, and P. K. Bonthagorla, "Critical Review on PV MPPT Techniques: Classical, Intelligent and Optimisation," *IET Renewable Power Generation*, vol. 14, no. 9, pp. 1433–1452, Jul. 2020, doi: 10.1049/IET-RPG.2019.1163.
- [35] A. Ciocia, A. D'angola, and N. Pamuk, "Performance Analysis of Different Optimization Algorithms for MPPT Control Techniques under Complex Partial Shading Conditions in PV Systems," *Energies 2023, Vol. 16, Page 3358*, vol. 16, no. 8, p. 3358, Apr. 2023, doi: 10.3390/EN16083358.
- [36] A. O. Baba, G. Liu, and X. Chen, "Classification and Evaluation Review of Maximum Power Point Tracking Methods," *Sustainable Futures*, vol. 2, p. 100020, Jan. 2020, doi: 10.1016/J.SFTR.2020.100020.
- [37] S. Shabaan, M. I. Abu El-Sebah, and P. Bekhit, "Maximum power point tracking for photovoltaic solar pump based on ANFIS tuning system," *Journal of Electrical Systems and Information Technology*, vol. 5, no. 1, pp. 11–22, May 2018, doi: 10.1016/J.JESIT.2018.02.002.
- [38] I. Owusu-Nyarko, M. A. Elgenedy, and K. Ahmed, "Combined Temperature and Irradiation Effects on the Open Circuit Voltage and Short Circuit Current Constants for Enhancing their Related PV-MPPT Algorithms," *IEEE Conference*

- on *Power Electronics and Renewable Energy*, *CPERE 2019*, pp. 343–348, Oct. 2019, doi: 10.1109/CPERE45374.2019.8980007.
- [39] E. M. Vicente, P. Dos Santos Vicente, R. L. Moreno, and E. R. Ribeiro, “High-efficiency MPPT method based on irradiance and temperature measurements,” *IET Renewable Power Generation*, vol. 14, no. 6, pp. 986–995, Apr. 2020, doi: 10.1049/IET-RPG.2019.0849.
- [40] Y. S. Perdana, S. M. Muyeen, A. Al-Durra, H. K. Morales-Paredes, and M. G. Simoes, “Direct connection of supercapacitor-battery hybrid storage system to the grid-tied photovoltaic system,” *IEEE Trans Sustain Energy*, vol. 10, no. 3, pp. 1370–1379, Jul. 2019, doi: 10.1109/TSTE.2018.2868073.
- [41] D. B. Thilakarathna, D. R. R. K. DIssanayake, D. M. K. V. B. DIssanayake, M. P. B. Ekanayake, G. M. R. I. Godaliyadda, and J. B. Ekanayake, “A Comparison between MPPT Algorithm and DC-DC Converter Configurations for PV Systems,” *2021 10th International Conference on Information and Automation for Sustainability, ICIAfS 2021*, pp. 327–332, Aug. 2021, doi: 10.1109/ICIAFS52090.2021.9605827.
- [42] L. El Mentaly, A. Amghar, and H. Sahseh, “Improvement of the Temperature Parametric (TP) Method for Fast Tracking of Maximum Power Point in Photovoltaic Modules,” *International Journal of Emerging Electric Power Systems*, vol. 20, no. 5, Oct. 2019, doi: 10.1515/IJEEPS-2018-0311/MACHINEREAADABLECITATION/RIS.
- [43] T. Sutikno, C. Subrata, G. Pau, A. Jusoh, and K. Ishaque, “Maximum power point tracking techniques for low-cost solar photovoltaic applications-Part I: constant parameters and trial-and-error,” *ARCHIVES OF ELECTRICAL ENGINEERING*, vol. 72, no. 1, pp. 125–145, 2023, doi: 10.24425/aee.2023.143693.
- [44] D. Yadav and N. Singh, “Intelligent Techniques for Maximum Power Point Tracking Different MPPT Controllers and Algorithms used in PV system: A Review”, doi: 10.1201/9781003222286-5.
- [45] P. Joshi and S. Arora, “Maximum power point tracking methodologies for solar PV systems – A review,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 70, pp. 1154–1177, Apr. 2017, doi: 10.1016/J.RSER.2016.12.019.
- [46] N. Karami, N. Moubayed, and R. Outbib, “General review and classification of different MPPT Techniques,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 68, pp. 1–18, Feb. 2017, doi: 10.1016/J.RSER.2016.09.132.
- [47] S. J. Lee *et al.*, “The experimental analysis of the gridconnected PV system applied by POS MPPT,” *Proceeding of International Conference on Electrical Machines and Systems, ICEMS 2007*, pp. 1786–1791, 2007, doi: 10.1109/ICEMS12746.2007.4412095.
- [48] B. Yang *et al.*, “PV arrays reconfiguration for partial shading mitigation: Recent advances, challenges and perspectives,” *Energy Convers Manag*, vol. 247, p. 114738, Nov. 2021, doi: 10.1016/J.ENCONMAN.2021.114738.
- [49] C. T. Pan, J. Y. Chen, C. P. Chu, and Y. S. Huang, “Fast maximum power point tracker for photovoltaic power systems,” *IECON Proceedings (Industrial Electronics Conference)*, vol. 1, pp. 390–393, 1999, doi: 10.1109/IECON.1999.822229.
- [50] L. Zhang, Z. Wang, P. Cao, and S. Zhang, “A Maximum Power Point Tracking Algorithm of Load Current Maximization-Perturbation and Observation Method with Variable Step Size,” *Symmetry 2020, Vol. 12, Page 244*, vol. 12, no. 2, p. 244, Feb. 2020, doi: 10.3390/SYM12020244.

- [51] E. S. Trusova, V. S. Lavrinovskiy, N. A. Dobroskok, V. I. Simukhin, and K. N. Nuriev, "Design of a Control System for a Modular Multi-Level Converter of a Single-Phase Solar Power System Based on a Proportional-Resonant Controller," *Proceedings of the 2021 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering, ElConRus 2021*, pp. 1113–1118, Jan. 2021, doi: 10.1109/ELCONRUS51938.2021.9396625.
- [52] A. Harrison, N. H. Alombah, and J. de Dieu Nguimfack Ndongmo, "A New Hybrid MPPT Based on Incremental Conductance-Integral Backstepping Controller Applied to a PV System under Fast-Changing Operating Conditions," *International Journal of Photoenergy*, vol. 2023, 2023, doi: 10.1155/2023/9931481.
- [53] M. A. Elgendy, B. Zahawi, and D. J. Atkinson, "Assessment of the incremental conductance maximum power point tracking algorithm," *IEEE Trans Sustain Energy*, vol. 4, no. 1, pp. 108–117, 2013, doi: 10.1109/TSTE.2012.2202698.
- [54] D. Mustafic, D. Jokic, S. Lale, and S. Lubura, "Implementation of Incremental Conductance MPPT Algorithm in Real Time in Matlab/Simulink Environment with Humusoft MF634 Board," *2020 9th Mediterranean Conference on Embedded Computing, MECO 2020*, Jun. 2020, doi: 10.1109/MECO49872.2020.9134356.
- [55] X. Li, H. Wen, Y. Hu, Y. Du, and Y. Yang, "A Comparative Study on Photovoltaic MPPT Algorithms under EN50530 Dynamic Test Procedure," *IEEE Trans Power Electron*, vol. 36, no. 4, pp. 4153–4168, Apr. 2021, doi: 10.1109/TPEL.2020.3024211.
- [56] G. D. Guerrero-Cabarcas, R. Darbali-Zamora, E. I. Ortiz-Rivera, and J. C. Neely, "The Integral Mean Value Method Approach to Obtaining the Optimal Operating Conditions of a Photovoltaic System," *2019 IEEE Power and Energy Conference at Illinois, PECE 2019*, Apr. 2019, doi: 10.1109/PECE.2019.8698922.
- [57] P. Sahu, A. Sharma, and R. Dey, "Ripple correlation control maximum power point tracking for battery operated PV systems: A comparative analysis," *IEMTRONICS 2020 - International IOT, Electronics and Mechatronics Conference, Proceedings*, Sep. 2020, doi: 10.1109/IEMTRONICS51293.2020.9216414.
- [58] S. Mahmud, R. Kini, A. Barchowsky, A. Javaid, and R. Khanna, "A two-level MPPT algorithm in dynamic partial shading condition using ripple correlation control," *Conference Proceedings - IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition - APEC*, pp. 89–96, Jun. 2021, doi: 10.1109/APEC42165.2021.9487270.
- [59] A. Khazaei, A. Yazdani, H. R. Mosaddegh Hesar, and B. Wu, "Efficient MPPT for BLDCM-Driven PV Pumping System Based on Ripple Correlation Control," *IEEE Trans Power Electron*, pp. 1–5, 2023, doi: 10.1109/TPEL.2023.3266300.
- [60] M. Sarvi, · Ahmad Azadian, A. Azadian, M. Sarvi, and A. Azadian, "A comprehensive review and classified comparison of MPPT algorithms in PV systems," *Energy Systems 2021 13:2*, vol. 13, no. 2, pp. 281–320, Mar. 2021, doi: 10.1007/S12667-021-00427-X.
- [61] A. Moghassemi, S. Ebrahimi, and J. Olamaei, "Maximum Power Point Tracking Methods Used in Photovoltaic Systems: A Review".
- [62] R. W. Robinson, W. A. Cronje, and K. J. Nixon, "The Design of a Hybrid MPPT Methodology to Mitigate the Effects of Partial Shading in PV Systems," *Proceedings - 30th Southern African Universities Power Engineering Conference, SAUPEC 2022*, 2022, doi: 10.1109/SAUPEC55179.2022.9730627.
- [63] H. G. G. Nunes, D. M. R. Duarte, J. A. N. Pombo, S. J. P. S. Mariano, and M. R. A. Calado, "Comparative study of MPPT metaheuristics for PV systems under

- partial shading conditions,” *SEST 2022 - 5th International Conference on Smart Energy Systems and Technologies*, 2022, doi: 10.1109/SEST53650.2022.9898422.
- [64] V. Salas, E. Olías, A. Barrado, and A. Lázaro, “Review of the maximum power point tracking algorithms for stand-alone photovoltaic systems,” *Solar Energy Materials and Solar Cells*, vol. 90, no. 11, pp. 1555–1578, Jul. 2006, doi: 10.1016/J.SOLMAT.2005.10.023.
- [65] B. Bendib, H. Belmili, and F. Krim, “A survey of the most used MPPT methods: Conventional and advanced algorithms applied for photovoltaic systems,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 45, pp. 637–648, May 2015, doi: 10.1016/J.RSER.2015.02.009.
- [66] L. Piegari, R. Rizzo, I. Spina, and P. Tricoli, “Optimized Adaptive Perturb and Observe Maximum Power Point Tracking Control for Photovoltaic Generation,” *Energies 2015, Vol. 8, Pages 3418-3436*, vol. 8, no. 5, pp. 3418–3436, Apr. 2015, doi: 10.3390/EN8053418.
- [67] I. Owusu-Nyarko *et al.*, “Modified Variable Step-Size Incremental Conductance MPPT Technique for Photovoltaic Systems,” *Electronics 2021, Vol. 10, Page 2331*, vol. 10, no. 19, p. 2331, Sep. 2021, doi: 10.3390/ELECTRONICS10192331.
- [68] A. S. Pawar, M. T. Kolte, and H. Mehta, “Review of PV MPPT Based Battery Charging Techniques under Partial Shading Conditions,” *ICPC2T 2022 - 2nd International Conference on Power, Control and Computing Technologies, Proceedings*, 2022, doi: 10.1109/ICPC2T53885.2022.9776958.
- [69] C. G. Villegas-Mier, J. Rodriguez-Resendiz, J. M. Álvarez-Alvarado, H. Rodriguez-Resendiz, A. M. Herrera-Navarro, and O. Rodríguez-Abreo, “Artificial Neural Networks in MPPT Algorithms for Optimization of Photovoltaic Power Systems: A Review,” *Micromachines 2021, Vol. 12, Page 1260*, vol. 12, no. 10, p. 1260, Oct. 2021, doi: 10.3390/MI12101260.
- [70] V. Subramanian, V. Indragandhi, R. Kuppusamy, and Y. Teekaraman, “Modeling and Analysis of PV System with Fuzzy Logic MPPT Technique for a DC Microgrid under Variable Atmospheric Conditions,” *Electronics 2021, Vol. 10, Page 2541*, vol. 10, no. 20, p. 2541, Oct. 2021, doi: 10.3390/ELECTRONICS10202541.
- [71] K. Waleed Nasser, S. J. Yaqoob, K. W. Nasser, and Z. A. Hassoun, “Improved dynamic performance of photovoltaic panel using fuzzy Logic-MPPT algorithm How to Optimize Battery Using Solar Charge Controller! View project Review of a Free and Open Source Simulation Toolbox in Modeling of Solar Photovoltaic Module View project Improved dynamic performance of photovoltaic panel using fuzzy logic-MPPT algorithm,” *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, vol. 21, no. 2, pp. 617–624, 2021, doi: 10.11591/ijeecs.v21.i2.pp617-624.
- [72] K. Y. Yap, C. R. Sarimuthu, and J. M. Y. Lim, “Artificial Intelligence Based MPPT Techniques for Solar Power System: A review,” *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, vol. 8, no. 6, pp. 1043–1059, Nov. 2020, doi: 10.35833/MPCE.2020.000159.
- [73] H. A. Attia and H. Attia, “High performance PV system based on artificial neural network MPPT with PI controller for direct current water pump applications,” *International Journal of Power Electronics and Drive System (IJPEDS)*, vol. 10, no. 3, pp. 1329–1338, 2019, doi: 10.11591/ijpeds.v10.i3.pp1329-1338.
- [74] M. L. Katche, A. B. Makokha, S. O. Zachary, and M. S. Adaramola, “A Comprehensive Review of Maximum Power Point Tracking (MPPT) Techniques

- Used in Solar PV Systems,” *Energies* 2023, Vol. 16, Page 2206, vol. 16, no. 5, p. 2206, Feb. 2023, doi: 10.3390/EN16052206.
- [75] J. Aguila-Leon, C. Vargas-Salgado, C. Chiñas-Palacios, and D. Díaz-Bello, “Solar photovoltaic Maximum Power Point Tracking controller optimization using Grey Wolf Optimizer: A performance comparison between bio-inspired and traditional algorithms,” *Expert Syst Appl*, vol. 211, p. 118700, Jan. 2023, doi: 10.1016/J.ESWA.2022.118700.
- [76] E. N. Chaves, J. H. Reis, E. A. A. Coelho, L. C. G. Freitas, J. B. V. Júnior, and L. C. Freitas, “Simulated Annealing-MPPT in Partially Shaded PV Systems,” *IEEE Latin America Transactions*, vol. 14, no. 1, pp. 235–241, Jan. 2016, doi: 10.1109/TLA.2016.7430084.
- [77] A. Kumar and S. Suhag, “Effect of TCPS, SMES, and DFIG on load frequency control of a multi-area multi-source power system using multi-verse optimized fuzzy-PID controller with derivative filter”, doi: 10.1177/1077546317724968.
- [78] A. M. Eltamaly, M. S. Al-Saud, A. G. Abokhalil, and H. M. H. Farh, “Simulation and experimental validation of fast adaptive particle swarm optimization strategy for photovoltaic global peak tracker under dynamic partial shading,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 124, p. 109719, May 2020, doi: 10.1016/J.RSER.2020.109719.
- [79] K. S. Garud, S. Jayaraj, and M. Y. Lee, “A review on modeling of solar photovoltaic systems using artificial neural networks, fuzzy logic, genetic algorithm and hybrid models,” *Int J Energy Res*, vol. 45, no. 1, pp. 6–35, Jan. 2021, doi: 10.1002/ER.5608.
- [80] P. Zhang and H. Sui, “Maximum Power Point Tracking Technology of Photovoltaic Array under Partial Shading Based On Adaptive Improved Differential Evolution Algorithm,” *Energies* 2020, Vol. 13, Page 1254, vol. 13, no. 5, p. 1254, Mar. 2020, doi: 10.3390/EN13051254.
- [81] C.-Y. Chang *et al.*, “Improvement of maximum power point tracking (MPPT) efficiency using grey wolf optimization (GWO) algorithm in photovoltaic (PV) system,” *IOP Conf Ser Mater Sci Eng*, vol. 674, no. 1, p. 012038, Nov. 2019, doi: 10.1088/1757-899X/674/1/012038.
- [82] A. M. Agwa, A. A. El-Fergany, and H. A. Maksoud, “Electrical characterization of photovoltaic modules using farmland fertility optimizer,” *Energy Convers Manag*, vol. 217, p. 112990, Aug. 2020, doi: 10.1016/J.ENCONMAN.2020.112990.
- [83] M. V. da Rocha, L. P. Sampaio, and S. A. O. da Silva, “Comparative analysis of MPPT algorithms based on Bat algorithm for PV systems under partial shading condition,” *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, vol. 40, p. 100761, Aug. 2020, doi: 10.1016/J.SETA.2020.100761.
- [84] A. F. Mirza, M. Mansoor, Q. Ling, B. Yin, and M. Y. Javed, “A Salp-Swarm Optimization based MPPT technique for harvesting maximum energy from PV systems under partial shading conditions,” *Energy Convers Manag*, vol. 209, p. 112625, Apr. 2020, doi: 10.1016/J.ENCONMAN.2020.112625.
- [85] A. Subramanian and J. Raman, “Grasshopper optimization algorithm tuned maximum power point tracking for solar photovoltaic systems,” *J Ambient Intell Humaniz Comput*, vol. 12, no. 9, pp. 8637–8645, Sep. 2021, doi: 10.1007/S12652-020-02593-9/FIGURES/10.
- [86] S. Pathy, C. Subramani, R. Sridhar, T. M. Thamizh Thentral, and S. Padmanaban, “Nature-Inspired MPPT Algorithms for Partially Shaded PV Systems: A

- Comparative Study,” *Energies* 2019, Vol. 12, Page 1451, vol. 12, no. 8, p. 1451, Apr. 2019, doi: 10.3390/EN12081451.
- [87] K. Aygül, M. Cikan, T. Demirdelen, and M. Tumay, “Butterfly optimization algorithm based maximum power point tracking of photovoltaic systems under partial shading condition,” <https://doi.org/10.1080/15567036.2019.1677818>, 2019, doi: 10.1080/15567036.2019.1677818.
- [88] C. Gonzalez-Castano, C. Restrepo, S. Kouro, and J. Rodriguez, “MPPT Algorithm Based on Artificial Bee Colony for PV System,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 43121–43133, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3066281.
- [89] M. I. Mosaad, M. Osama abed el-Raouf, M. A. Al-Ahmar, and F. A. Banakher, “Maximum Power Point Tracking of PV system Based Cuckoo Search Algorithm; review and comparison,” *Energy Procedia*, vol. 162, pp. 117–126, Apr. 2019, doi: 10.1016/J.EGYPRO.2019.04.013.
- [90] U. Yilmaz, O. Turksoy, and A. Teke, “Improved MPPT method to increase accuracy and speed in photovoltaic systems under variable atmospheric conditions,” *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 113, pp. 634–651, Dec. 2019, doi: 10.1016/J.IJEPES.2019.05.074.
- [91] B. P. Singh, S. K. Goyal, and S. A. Siddiqui, “Analysis and classification of maximum power point tracking (MPPT) techniques: A review,” *Lecture Notes in Electrical Engineering*, vol. 607, pp. 999–1008, 2020, doi: 10.1007/978-981-15-0214-9_106/COVER.
- [92] J. Abdulhasan Salim, B. M. Albaker, M. Shyaa Alwan, and M. Hasanuzzaman, “Hybrid MPPT approach using Cuckoo Search and Grey Wolf Optimizer for PV systems under variant operating conditions,” *Global Energy Interconnection*, vol. 5, no. 6, pp. 627–644, Dec. 2022, doi: 10.1016/J.GLOEI.2022.12.005.
- [93] H. Elaissaoui, M. Zerouali, A. El Ougli, and B. Tidhaf, “MPPT Algorithm Based on Fuzzy Logic and Artificial Neural Network (ANN) for a Hybrid Solar/Wind Power Generation System,” *4th International Conference on Intelligent Computing in Data Sciences, ICDS 2020*, Oct. 2020, doi: 10.1109/ICDS50568.2020.9268747.
- [94] K. H. Huang, K. H. Chao, and T. W. Lee, “An Improved Photovoltaic Module Array Global Maximum Power Tracker Combining a Genetic Algorithm and Ant Colony Optimization,” *Technologies* 2023, Vol. 11, Page 61, vol. 11, no. 2, p. 61, Apr. 2023, doi: 10.3390/TECHNOLOGIES11020061.
- [95] T. Xia, Z. Zhang, G. Hu, S. Huang, and Z. Yan, “A Photovoltaic MPPT Method Based on Mnemonic Enhancement Optimization with the Use of Past Experience Data,” *Proceedings of 2021 IEEE 10th Data Driven Control and Learning Systems Conference, DDCLS 2021*, pp. 409–414, May 2021, doi: 10.1109/DDCLS52934.2021.9455468.
- [96] P. Xu and Y. Jia, “SNR improvement based on piecewise linear interpolation,” *Journal of Electrical Engineering*, vol. 72, no. 5, pp. 348–351, Sep. 2021, doi: 10.2478/JEE-2021-0049.
- [97] J. Chung, B. Ryu, and S. D. Park, “Dimension reduction of thermoelectric properties using barycentric polynomial interpolation at Chebyshev nodes,” *Scientific Reports* 2020 10:1, vol. 10, no. 1, pp. 1–12, Aug. 2020, doi: 10.1038/s41598-020-70320-7.
- [98] A. Voudouris, I. Politis, and C. Xenakis, “Secret sharing a key in a distributed way, Lagrange vs Newton,” vol. 7, 2022, doi: 10.1145/3538969.3544424.
- [99] W. Hao, D. Rui, L. Song, Y. Ruixiang, Z. Jinhai, and C. Juan, “Data processing method of noise logging based on cubic spline interpolation,” *Applied*

- Mathematics and Nonlinear Sciences*, vol. 6, no. 1, pp. 93–101, Jan. 2021, doi: 10.2478/AMNS.2021.1.00014.
- [100] R. G. Zhou, W. W. Hu, G. F. Luo, X. A. Liu, and P. Fan, “Quantum realization of the nearest neighbor value interpolation method for INEQR,” *Quantum Inf Process*, vol. 17, no. 7, pp. 1–37, Jul. 2018, doi: 10.1007/S11128-018-1921-Y/FIGURES/35.
- [101] X. Han and X. Guo, “Cubic Hermite interpolation with minimal derivative oscillation,” *J Comput Appl Math*, vol. 331, pp. 82–87, Mar. 2018, doi: 10.1016/J.CAM.2017.09.049.
- [102] C. A. Rabbath and D. Corriveau, “A comparison of piecewise cubic Hermite interpolating polynomials, cubic splines and piecewise linear functions for the approximation of projectile aerodynamics,” *Defence Technology*, vol. 15, no. 5, pp. 741–757, Oct. 2019, doi: 10.1016/J.DT.2019.07.016.
- [103] R. B. Bollipo, S. Mikkili, and P. K. Bonthagorla, “Hybrid, optimal, intelligent and classical PV MPPT techniques: A review,” *CSEE Journal of Power and Energy Systems*, vol. 7, no. 1, pp. 9–33, Jan. 2021, doi: 10.17775/CSEEJPES.2019.02720.
- [104] A. R. Jordehi, “Maximum power point tracking in photovoltaic (PV) systems: A review of different approaches,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 65, pp. 1127–1138, Nov. 2016, doi: 10.1016/J.RSER.2016.07.053.
- [105] E. Kandemir, N. S. Cetin, and S. Borekci, “A comprehensive overview of maximum power extraction methods for PV systems,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 78, pp. 93–112, Oct. 2017, doi: 10.1016/J.RSER.2017.04.090.
- [106] J. Ahmed and Z. Salam, “An improved perturb and observe (P&O) maximum power point tracking (MPPT) algorithm for higher efficiency,” *Appl Energy*, vol. 150, pp. 97–108, Jul. 2015, doi: 10.1016/J.APENERGY.2015.04.006.
- [107] S. Saravanan and N. Ramesh Babu, “Maximum power point tracking algorithms for photovoltaic system – A review,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 57, pp. 192–204, May 2016, doi: 10.1016/J.RSER.2015.12.105.
- [108] Y. Fan, P. Wang, A. A. Heidari, H. Chen, HamzaTurabieh, and M. Mafarja, “Random reselection particle swarm optimization for optimal design of solar photovoltaic modules,” *Energy*, vol. 239, p. 121865, Jan. 2022, doi: 10.1016/J.ENERGY.2021.121865.
- [109] A. Singh, A. Sharma, S. Rajput, A. Bose, and X. Hu, “An Investigation on Hybrid Particle Swarm Optimization Algorithms for Parameter Optimization of PV Cells,” *Electronics 2022, Vol. 11, Page 909*, vol. 11, no. 6, p. 909, Mar. 2022, doi: 10.3390/ELECTRONICS11060909.
- [110] C. Ikuta, “Deterministic Particle Swarm Optimization Based on Sine Cosine Wave,” *Proceedings - 2021 10th International Congress on Advanced Applied Informatics, IIAI-AAI 2021*, pp. 510–513, 2021, doi: 10.1109/IIAI-AAI53430.2021.00090.
- [111] J. Shi, W. Zhang, Y. Zhang, F. Xue, and T. Yang, “MPPT for PV systems based on a dormant PSO algorithm,” *Electric Power Systems Research*, vol. 123, pp. 100–107, Jun. 2015, doi: 10.1016/J.EPSR.2015.02.001.
- [112] J. P. Ram, D. S. Pillai, N. Rajasekar, and S. M. Strachan, “Detection and Identification of Global Maximum Power Point Operation in Solar PV Applications Using a Hybrid ELPSO-PO Tracking Technique,” *IEEE J Emerg Sel Top Power Electron*, vol. 8, no. 2, pp. 1361–1374, Jun. 2020, doi: 10.1109/JESTPE.2019.2900999.

- [113] I. Dagal, B. Akın, and E. Akboy, “MPPT mechanism based on novel hybrid particle swarm optimization and salp swarm optimization algorithm for battery charging through simulink,” *Scientific Reports 2022 12:1*, vol. 12, no. 1, pp. 1–17, Feb. 2022, doi: 10.1038/s41598-022-06609-6.
- [114] A. Ostadrahimi and Y. Mahmoud, “Novel spline-MPPT technique for photovoltaic systems under uniform irradiance and partial shading conditions,” *IEEE Trans Sustain Energy*, vol. 12, no. 1, pp. 524–532, Jan. 2021, doi: 10.1109/TSTE.2020.3009054.
- [115] C. Huang, L. Wang, R. S. C. Yeung, Z. Zhang, H. S. H. Chung, and A. Bensoussan, “A prediction model-guided jaya algorithm for the PV system maximum power point tracking,” *IEEE Trans Sustain Energy*, vol. 9, no. 1, pp. 45–55, Jan. 2018, doi: 10.1109/TSTE.2017.2714705.
- [116] K. Hidayat, R. N. Hasanah, and H. Suyono, “Hybrid improved differential evolution and spline-based Jaya for photovoltaic MPPT technique,” *International Conference on Electrical Engineering, Computer Science and Informatics (EECSI)*, pp. 344–351, Sep. 2019, doi: 10.23919/EECSI48112.2019.8976977.
- [117] C. Huang *et al.*, “A Novel Spline Model Guided Maximum Power Point Tracking Method for Photovoltaic Systems,” *IEEE Trans Sustain Energy*, vol. 11, no. 3, pp. 1309–1322, Jul. 2020, doi: 10.1109/TSTE.2019.2923732.

Anexo A

Artigo Científico publicado na 2024 IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering and 2024 IEEE Industrial and Commercial Power Systems Europe (EEEIC/I&CPS Europe)

A novel hybrid MPPT method based on particle swarm optimization and P&O assisted by spline interpolation technique

Hugo Nunes
University of Beira Interior
and IT - Instituto de Telecomunicações
Covilhã, Portugal
hugo.nunes@ubi.pt

Filipe Teixeira
University of Beira Interior
Covilhã, Portugal
filipe.teixeira@ubi.pt

José Pombo
University of Beira Interior
and IT - Instituto de Telecomunicações
Covilhã, Portugal
jose.pombo@ubi.pt

Silvio Mariano
University of Beira Interior
and IT - Instituto de Telecomunicações
Covilhã, Portugal
sm@ubi.pt

Maria do Rosário Calado
University of Beira Interior
and IT - Instituto de Telecomunicações
Covilhã, Portugal
rc@ubi.pt

Abstract—In this paper, a new hybrid maximum power point tracking (MPPT) method is proposed, which combines the particle swarm optimization (PSO) algorithm with the conventional perturb and observe (P&O) method assisted by the cubic spline interpolation (CSI) technique. The main contribution lies in the use of an approximate model based on CSI. To evaluate the efficiency and performance of the proposed hybrid method to reach the global maximum power point (GMPP), a case study was created with different operating scenarios. The proposed MPPT method has a shorter tracking time, better efficiency and can achieve the GMPP regardless of operating conditions.

Keywords—maximum power point tracking, particle swarm optimization, P&O method, cubic spline interpolation, PV system

I. INTRODUCTION

Solar energy, as a renewable energy source, plays a very important role in reducing greenhouse gas emissions and mitigating climate change. The future involves increasingly efficient use of this resource to produce electricity, namely through photovoltaic (PV) systems. However, this is an intermittent energy source with variable availability due to weather conditions and external factors causing partial shading situations. This constant change in the operating conditions of PV systems causes the current-voltage (I-V) characteristic curves to present non-linear behavior. Therefore, to maximize the electrical energy production of a PV system, it is necessary to constantly operate it at the global maximum power point (GMPP) at each instant of time.

Maximum power point tracking (MPPT) methods aim to determine the GMPP, thus taking advantage of the maximum power available for each operating condition. There are several MPPT methods in the literature, presenting different levels of efficiency, convergence speed, simplicity of implementation, measurement needs, flexibility, popularity, computational cost and reliability [1]. Taking into account the technical and operational characteristics of MPPT methods, they can be classified as conventional methods, advanced methods or hybrid methods [2]. Conventional MPPT methods can also be classified according to the used tracking technique: with constant parameters, with trial and error, with measurement and comparison and with mathematical calculation [3]. However, conventional methods present several operational limitations, including slow convergence and low efficiency under non-uniform operating conditions. In order to resolve

these limitations, advanced MPPT methods have emerged and proposed in the literature due to their ability to deal with complex problems, robustness, flexibility and reliability [1], [2]. This group includes advanced MPPT methods that use bio-inspired or metaheuristic algorithms. These metaheuristic algorithms are inspired by behaviors or processes in nature with the objective of finding a solution to a given problem, through the maximization or minimization of an objective function (in this case, the maximum power point tracking) [4]. For example, in [5], an MPPT controller based on the metaheuristic heap-based optimizer (HBO) algorithm was proposed. In [6], seven well-established MPPT metaheuristic methods were compared. The results showed that the particle swarm optimization (PSO), salp swarm algorithm (SSA) and gray wolf optimizer (GWO) metaheuristics were competitive in this problem. Finally, hybrid MPPT methods, as the name suggests, combine two or more different methods, regardless of whether they are conventional or advanced. The objective is to combine the advantages of the different methods, resulting in a more efficient and robust method compared to its separate use [2]. In [7], two hybrid MPPT techniques were proposed. Specifically, zebra optimization algorithm (ZOA)-ANFIS and gorilla troop optimizer (GTO)-ANFIS, which were evaluated in extracting power from wind turbines and PV system.

In this paper, a hybrid MPPT method that combines advanced and conventional MPPT methods is proposed. In particular, an MPPT method that hybridizes the specificities of the particle swarm optimization (PSO) metaheuristic algorithm with the conventional MPPT perturb and observe (P&O) method. Furthermore, to increase the convergence speed and efficiency of the proposed method, the cubic spline interpolation (CSI) technique is used. The main contribution consists of the introduction of an approximate model based on CSI. With this technique, it is possible to build an approximate model of the power-voltage (P-V) characteristic curve to determine the region where the GMPP is located and, simultaneously, monitor and diagnose problems or faults in the PV system, in real-time and online.

The paper is organized as follows: Section II presents the background methodology. Section III presents a comparative analysis of interpolation techniques. Section IV describes the proposed hybrid MPPT method. Results are presented and discussed in Section V. Section VI concludes the paper.

This work is funded by FCT/MCTES through national funds and when applicable co-funded EU funds under the project UIDB/50008/2020.

II. BACKGROUND METHODOLOGY

There are several classic methods to track the maximum power point (MPP) with different complexity and popularity. However, in recent years, there has been a clear trend towards the use of advanced or hybrid methods as they are more effective in tracking GMPP. This section presents the PSO metaheuristic algorithm, the conventional P&O method and the main interpolation techniques.

A. Particle swarm optimization algorithm

The particle swarm optimization (PSO) metaheuristic algorithm mimics the behavior that some animal species adopt in search of food [8]. These sets of animals are represented as particles or agents that move in the multidimensional search space and are evaluated at each iteration through a pre-defined objective function with the purpose of finding the best solution to the optimization problem [8]. Specifically, a set of n_p particles is randomly generated in a multidimensional search space (of dim dimension), with each particle i having a position vector $X_i=[x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,dim}]$ and a velocity vector $V_i=[v_{i,1}, v_{i,2}, \dots, v_{i,dim}]$ for $i=1, 2, \dots, n_p$ [8]. The speed at which each particle moves in the search space takes into account the previous speed of the particle itself weighted by an inertia factor (ω), the experience of that particle (cognitive factor) and the experience of the remaining particles in the population (social factor). The best position found by each particle is called $pbest$ and the best position reached by the entire population of particles is called $gbest$. These values are updated at each iteration (when better personal or global positions are found) and the velocity and position vectors are calculated according to (1) and (2), respectively [9].

$$v_{i,dim}^{k+1} = \omega \cdot v_{i,dim}^k + c_1 \cdot r_1 \cdot (pbest_{i,dim}^k - x_{i,dim}^k) + c_2 \cdot r_2 \cdot (gbest_{dim}^k - x_{i,dim}^k) \quad (1)$$

$$x_{i,dim}^{k+1} = x_{i,dim}^k + v_{i,dim}^{k+1} \quad (2)$$

where $v_{i,dim}^{k+1}$ and $x_{i,dim}^{k+1}$ represent the velocity and position of the i -th particle in the dim -th dimension for the k -th iteration, respectively; ω represents the inertia factor; c_1 and c_2 are the acceleration coefficients (cognitive and social); r_1 and r_2 are random values distributed uniformly in the range [0,1].

B. Perturb and observe method

The MPPT perturb and observe (P&O) method is a very popular technique due to its simplicity and facility of implementation [10]. This MPPT method can be performed with or without feedback. In the P&O method without feedback (open loop), disturbances are introduced into the working cycle of the DC/DC converter (modulation index) and periodic sampling of the voltage and instantaneous current of the PV system is carried out. Once the power of the PV system is known, the control system changes the modulation index of the DC/DC converter with a constant (or adaptive) amplitude to determine the GMPP. In the P&O method with feedback (closed loop) the operating principle is similar, however disturbances (ΔV) are made to the reference voltage (V_{ref}) of the PV system. Once this disturbance is applied, the power obtained at the current time instant (n) is compared with the power at the previous time instant ($n-1$). If the disturbance causes an increase in the power of the PV system, the voltage V_{ref} is increased and if the disturbance leads to a decrease in power, the voltage V_{ref} is decreased. However, it is necessary to check whether this disturbance in the voltage V_{ref} occurs to the right or to the left of the MPP.

Although the MPPT P&O method is relatively simple and does not require prior knowledge of the PV system characteristics, it has some disadvantages, namely the oscillation around the MPP and the difficulty in reaching the GMPP under partial shading conditions (PSC), identifying the first maximum as MPP, which may only be a local maximum power point (LMPP) and not the GMPP [11].

C. Interpolation techniques

Interpolation is a numerical method that consists of the construction (approximate) of a function based on a discrete set of previously known point data (historical). Thus, considering a discrete set with $(n+1)$ distinct points ($x_0, x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$) and the values of the function $f(x)$ at these points, i.e., $f(x_0), f(x_1), f(x_2), f(x_3), \dots, f(x_n)$, the objective of interpolation is to find a continuous function $g(x)$ that meets the following conditions: $g(x_0) = f(x_0)$, $g(x_1) = f(x_1)$, $g(x_2) = f(x_2)$, $g(x_3) = f(x_3), \dots, g(x_n) = f(x_n)$.

There are several techniques for performing interpolations with different degrees of complexity, precision, efficiency and computational cost. Simpler interpolation techniques can be used, which are normally associated with lower process efficiency and lower computational cost. Reducing the complexity of techniques is normally associated with lower precision, i.e., in approximating the discrete set of real point data. On the other hand, there are more complex techniques which, in turn, result in greater precision in approximating the real data set, but implying a greater computational cost.

Among the most popular interpolation techniques are: linear interpolation [12], Lagrange interpolation [13], Newton interpolation [14], cubic spline interpolation [15], nearest neighbor interpolation [16] and the cubic Hermite interpolation [17]. In this paper, the interpolation technique is used to build an approximate model of the P-V characteristic curve, allowing to improve the performance and efficiency of MPPT methods and, simultaneously, monitor and diagnose problems or faults in the PV system, in real-time and online.

III. INTERPOLATION TECHNIQUES TO APPROXIMATE P-V CURVES: A COMPARATIVE ANALYSIS

With the aim of determining the best interpolation technique to apply in the proposed MPPT method, a study was carried out to evaluate the performance of several interpolation techniques in constructing an approximate model of the P-V characteristic curve: linear interpolation, Lagrange interpolation, Newton interpolation, cubic spline interpolation, nearest neighbor interpolation and cubic Hermite interpolation.

A PV system composed of four modules in series, under different operating conditions, was considered. Specifically, three P-V characteristic curves were simulated: without PSC – case study 1; with moderate PSC – case study 2; and with heavy PSC – case study 3. Furthermore, the interpolation techniques were applied with a different number of previously known data points. In particular, 5, 10, 15 and 20 data points were considered. The performance of the interpolation techniques used was evaluated using the integral absolute error (IAE) between the simulated curve and estimated curve, given by (3).

$$IAE = \int_0^{\infty} |e(t)| dt \quad (3)$$

Table I presents the IAE obtained with the different interpolation techniques for the three case studies with

different numbers of data points. The minimum value is highlighted in grey. In case study 1, without PSC, it is concluded that with 15 or 20 data points most interpolation techniques present acceptable error values, with the lowest IAE being achieved by the Newton interpolation technique with 20 data points. In case studies 2 and 3, there is a degradation of the error with the increase in the number of data points for the Lagrange and Newton interpolations. These techniques are not piecewise interpolations and, therefore, a large number of data points causes a complex interpolated polynomial of high degree, which can cause large oscillations (Runge's phenomenon). The linear, cubic spline, nearest neighbor and cubic Hermite interpolations are piecewise interpolations. That is, each set of points presents a different interpolating polynomial and, consequently, of lesser degree, thus avoiding very complex polynomials and reducing the possibility of large fluctuations between previously known data points. In all case studies, the best IAE values were achieved using the largest number of data points (20 data

points). In each case study, a different technique presented the best IAE result. Specifically, in case study 1, Newton's interpolation stood out, in case study 2 the cubic Hermite interpolation, and in case study 3 the cubic spline interpolation.

Based on the results, it was decided to select the cubic spline interpolation (CSI) technique for the development of the proposed hybrid MPPT method as it showed a better performance, regardless the number of data points and the study case. When it did not obtain the best result, the performance was very competitive. Furthermore, we chose to use 20 data points, which will require a higher computational cost, causing the MPPT controller to take longer to converge. Despite this, the difference in the error value (considering 20 data points) is very significant and, consequently, better results will be achieved from the proposed MPPT method when tracking the GMPP.

TABLE I. COMPARISON OF THE IAE IN THE THREE CASE STUDIES FOR THE CONSIDERED INTERPOLATION TECHNIQUES

Case study	Interpolation technique	IAE			
		With 5 data points	With 10 data points	With 15 data points	With 20 data points
1	Linear	1.3147×10^4	1.6244×10^3	696.1006	339.4019
	Lagrange	4.3383×10^3	82.1337	58.4749	137.4382
	Newton	4.3383×10^3	82.1337	58.4745	6.5707
	Cubic spline	5.3212×10^3	213.9522	49.7732	8.3696
	Nearest neighbor	1.8361×10^4	6.4775×10^3	4.1663×10^3	2.9942×10^3
	Cubic Hermite	8.2361×10^3	394.0372	129.6088	48.7006
2	Linear	6.6733×10^3	2.9374×10^3	1.5053×10^3	806.7627
	Lagrange	3.6228×10^3	7.0952×10^3	5.9350×10^4	2.7136×10^5
	Newton	3.6228×10^3	7.0952×10^3	5.9350×10^4	2.7170×10^5
	Cubic spline	3.6922×10^3	2.2998×10^3	1.4294×10^3	672.9800
	Nearest neighbor	1.1173×10^4	4.7793×10^3	2.8542×10^3	2.0807×10^3
	Cubic Hermite	3.6696×10^3	2.4820×10^3	1.3546×10^3	440.6613
3	Linear	3.7098×10^3	2.3898×10^3	1.1877×10^3	906.1948
	Lagrange	3.0977×10^3	2.5448×10^3	8.5258×10^3	2.4730×10^5
	Newton	3.0977×10^3	2.5448×10^3	8.5258×10^3	2.4738×10^5
	Cubic spline	2.5266×10^3	2.3602×10^3	1.5963×10^3	719.5116
	Nearest neighbor	7.8787×10^3	4.3408×10^3	2.2028×10^3	1.8304×10^3
	Cubic Hermite	2.0756×10^3	2.2407×10^3	1.2747×10^3	905.3460

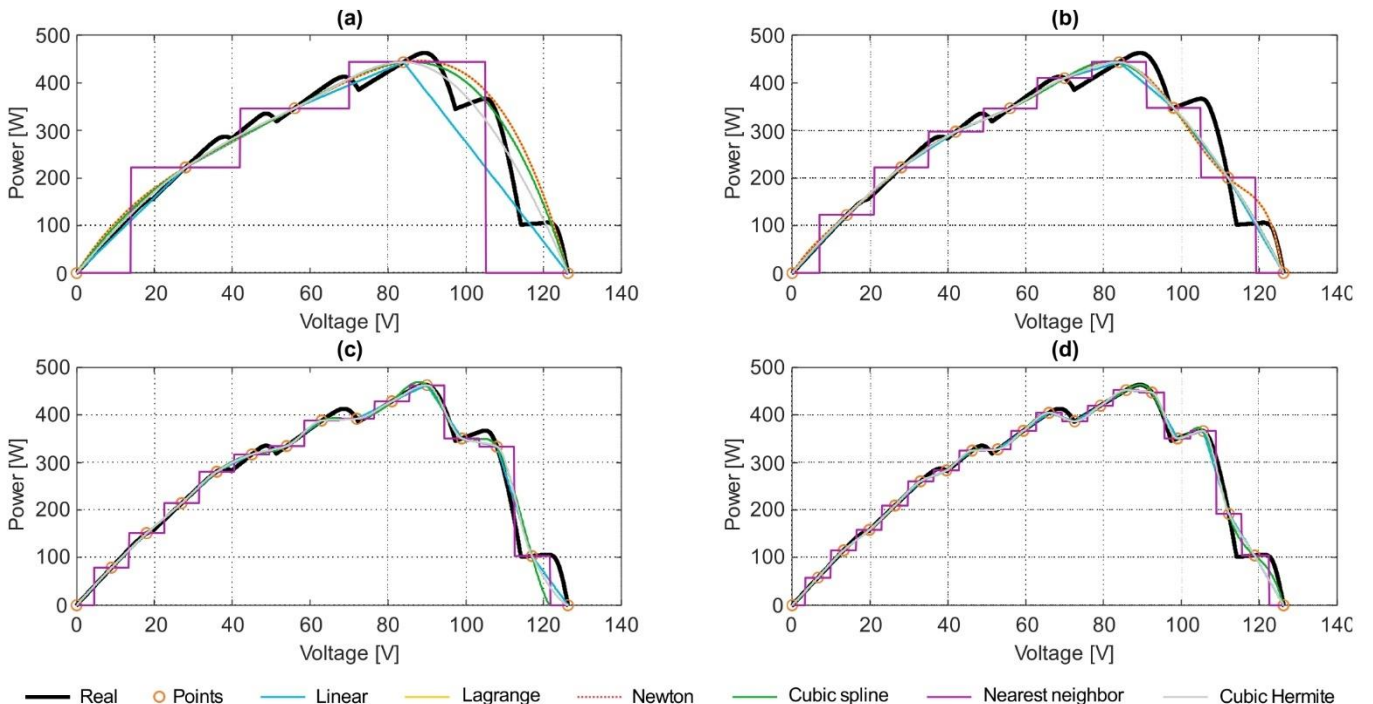


Fig. 1. Comparisons between real (simulated) and estimated P-V curves for the case study 3: (a) With 5 data points; (b) With 10 data points; (c) With 15 data points; (d) With 20 data points.

Fig. 1 shows the behavior of the several interpolation techniques, for case study 3, considering 5, 10, 15 or 20 data points, respectively. Due to high instability, Lagrange and Newton interpolations were omitted in Figs. 1(c) and (d) for clarity purposes. Regardless of the greater complexity of PSC, a good approximation between the real (simulated) curve and the estimated curve by cubic spline interpolation technique is observed.

Cubic spline interpolation is piecewise interpolation, i.e., there is a specific interpolating cubic polynomial for each set of two points. With several polynomials of order 3 it is possible to obtain a more precise interpolation than with polynomials of very high orders, as these are subject to large

oscillations. Considering a function $f(x)$ with $(n + 1)$ distinct points of the form $(x_i, f(x_i))$ for $i = 0, 1, \dots, n - 1$, there are $(n - 1)$ continuous third-degree functions and with first- and second-degree derivatives throughout the domain. Cubic spline interpolation can be described by (4) [18].

$$S(x) = \begin{cases} C_1(x) & x_1 \leq x < x_2 \\ C_2(x) & x_2 \leq x < x_3 \\ \vdots & \vdots \\ C_{n-1}(x) & x_{n-1} \leq x \leq x_n \end{cases} \quad (4)$$

being that,

$$C_i(x) = a_i(x - x_i)^3 + b_i(x - x_i)^2 + c_i(x - x_i) + d_i \quad (5)$$

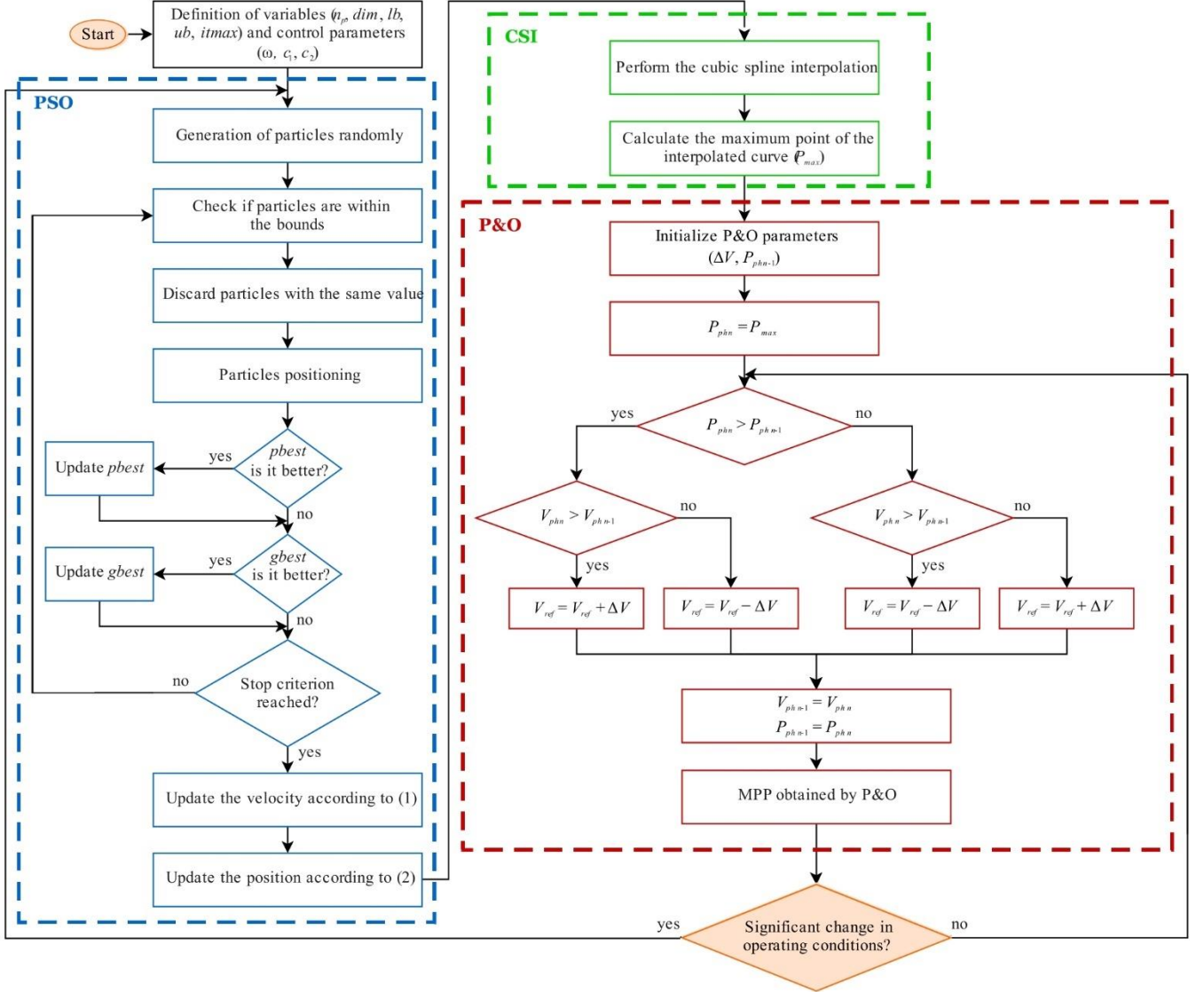


Fig. 2. Flowchart of the proposed hybrid MPPT method.

IV. PROPOSED HYBRID MPPT METHOD

Aiming for an MPPT controller that presents shorter convergence time, better efficiency and capacity to achieve GMPP under any operating conditions, the proposed hybrid MPPT method combines the specificities and advantages of the PSO metaheuristic algorithm with the conventional MPPT P&O method assisted by the CSI technique.

Briefly, at an initial stage, the PSO algorithm creates a set of points (stochastically) that will be used as interpolation

nodes in the CSI technique. After the interpolation, the maximum point of the interpolated P-V characteristic curve is calculated, and the P&O method is activated with the objective of determining the GMPP. Regarding the implemented PSO algorithm, it has a star topology, which means that all particles communicate and transmit information between each other.

The operating principle of the proposed hybrid MPPT method is presented in Fig. 2 where the variables and parameters are initially defined. After that, the positioning of

a set of five particles (population) is carried out within the search space. In this method, it is necessary to ensure that the particles are different from each other so that they can later be used as points in the CSI technique. After positioning the particles, i.e., the reference voltage of the PV system, it is checked whether the position of each particle is the best achieved in their individual history and, in this case, the $pbest$ value is updated. Furthermore, it is checked whether the position reached by any of the particles is the best position ever achieved at a global level and, if so, the $gbest$ value is updated. After all particles have been evaluated, the velocities and new positions of each particle are updated, according to (1) and (2), respectively. As soon as the stopping criterion is reached (four iterations), the use of the PSO algorithm is suspended until a significant variation in operating conditions is observed and the particle history is used as interpolation nodes in the CSI technique. This will enable the creation of an interpolated curve of the real P-V characteristic curve (approximate) and the maximum point of this curve is calculated to later be used in the P&O method as the starting point, every time the P&O is activated. Thus, the intrinsic parameters of the P&O are initialized, namely the value of ΔV (which is 2V) and the application of disturbances to the reference voltage begins from the initial point defined by the CSI technique. To determine whether there are changes in the operating conditions of the PV system, at each iteration of the P&O, the proposed method compares the MPP obtained by the P&O with the MPP of the curve interpolated using the CSI technique. When there are significant changes in the operating conditions of the PV system, the process restarts. When changes in the operating conditions of the PV system are not significant, e.g., when there is a natural variation in irradiance throughout the day, it is not necessary to restart the entire process, which results in a significant improvement in performance and tracking time.

V. RESULTS AND DISCUSSION

To evaluate the efficiency of the proposed hybrid MPPT method in searching for GMPP, the PV system in Fig. 3 was used. The PV system has four Sharp ND-R250A5 PV modules connected in series. Each module includes 60 polycrystalline silicon cells connected in series and has 3 bypass diodes connected in antiparallel (each bypass diode supports a group of 20 solar cells). The voltage and current sensors provide data to the MPPT controller, which regulates directly the reference voltage of the PV system and, consequently, indirectly the modulation index of the DC/DC boost converter. Therefore, the experimental test was conducted considering the PSC scenarios described. For a comparative analysis of the tracking performance of the proposed MPPT method, some competitive MPPT methods from the literature were also implemented. Namely, the classic P&O method, and the advanced particle swarm optimization (PSO), gray wolf optimizer (GWO) and differential evolution (DE) methods.

In order to minimize statistical errors, 50 runs were carried out and the minimum, mean and maximum values of the GMPP, number of evaluations, tracking time and efficiency were calculated. To calculate the success rate (SR), a region was established that varies between GMPP and $GMPP - 3V$, i.e., if the measured GMPP is within this range, it is considered successful. Being that, this region was also used to define the convergence of the different MPPT methods. In the case of advanced methods (metaheuristics), it was considered that convergence was reached when all particles were within the r-

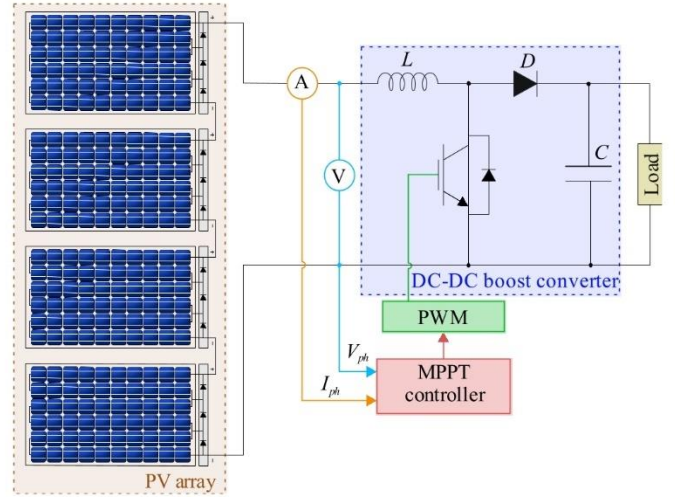


Fig. 3. Schematic diagram of the PV system with MPPT controller via classical, advanced or hybrid method.

espective region. In the case of the P&O method and the proposed hybrid method, convergence is considered to be reached when the current particle enters this region. The efficiency is given by (6) through the ratio between the sum of the extracted power and the sum of the power available in the PV system [19].

$$\eta = \frac{\sum P_{\text{extracted}}}{\sum P_{\text{available}}} \times 100 \quad (6)$$

The experimental simulation test used a sequence of three scenarios. Particularly, in scenario 1, without PSC, the four PV modules were subjected to a temperature of 68 °C and an irradiance of 1000 W/m². The GMPP voltage and power were 101.2 V and 823.8 W, respectively. The corresponding P-V characteristic curve is shown in Fig. 4(b). Scenario 2 was simulated under moderate PSC, with the P-V characteristic curve shown in Fig. 4(c). Specifically, there was a decrease in the operating temperature to 58 °C and the presence of non-uniform irradiance occurred. That is, three PV modules were subject to an irradiance of 800 W/m², while the fourth PV module was subject to an irradiance of 500 W/m². These operating conditions took the GMPP to a voltage of 78 V and a power of 507.6 W. While, scenario 3 was simulated under heavy PSC, with the P-V characteristic curve shown in Fig. 4(d). The temperature returned to 68 °C, while to simulate complex operating conditions, large variations in irradiance were considered. Specifically, the three groups of cells of each PV module were subjected to different irradiance levels. Thus, the first module operated under an irradiance of 1000 W/m², 900 W/m² and 800 W/m². The second module operated under 900 W/m², 700 W/m² and 400 W/m². The third module operated under 1000 W/m², 700 W/m² and 100 W/m². Finally, one of the groups of cells in the fourth module operated under 1000 W/m², while the other two groups operated under 600 W/m² irradiance. The high complexity can be seen in Fig. 4(d) by the appearance of multiple power peaks resulting from the activation of the bypass diodes. Given this scenario, the GMPP settled on a voltage of 89.4 V and a power of 463.2 W.

Considering the tracking profiles of scenario 1, Fig. 4(a), the proposed method initially results in a large oscillation in the first evaluations when compared to the remaining methods, but quickly converges in the GMPP. Although the

remaining methods present a smaller initial oscillation, it is predominant throughout the number of evaluations, showing its difficulty in reaching the GMPP. Regarding to the proposed hybrid method, the initial exploration phase of the PSO algorithm allowed the creation of a set of points (orange points in Fig. 4(b)) that were used as interpolation nodes in the CSI technique. Once interpolation is performed, green curve in Fig. 4(b), the region where the MPP is located is determined. Based on this maximum point, the P&O method is initiated, which will perform disturbances in the reference voltage of the DC/DC converter until significant changes occur in the operating conditions of the PV system. In scenario 2, the proposed MPPT method detected a significant change in the

operating conditions of the PV system and, upon confirming this change, restarted the entire process. The PSO algorithm was activated and the interpolation (green curve in Fig. 4(c)) of the P-V characteristic curve was performed. Also in this scenario, the proposed method performs better than other methods in terms of convergence speed and stability. For scenario 3, P-V characteristic curve represented in Fig. 4(d), it was not necessary to restart the process. For this reason, the proposed MPPT algorithm did not activate the initial search phase (PSO algorithm) nor the interpolation. The proposed hybrid method only activated the P&O method based on the GMPP voltage value obtained in the second scenario.

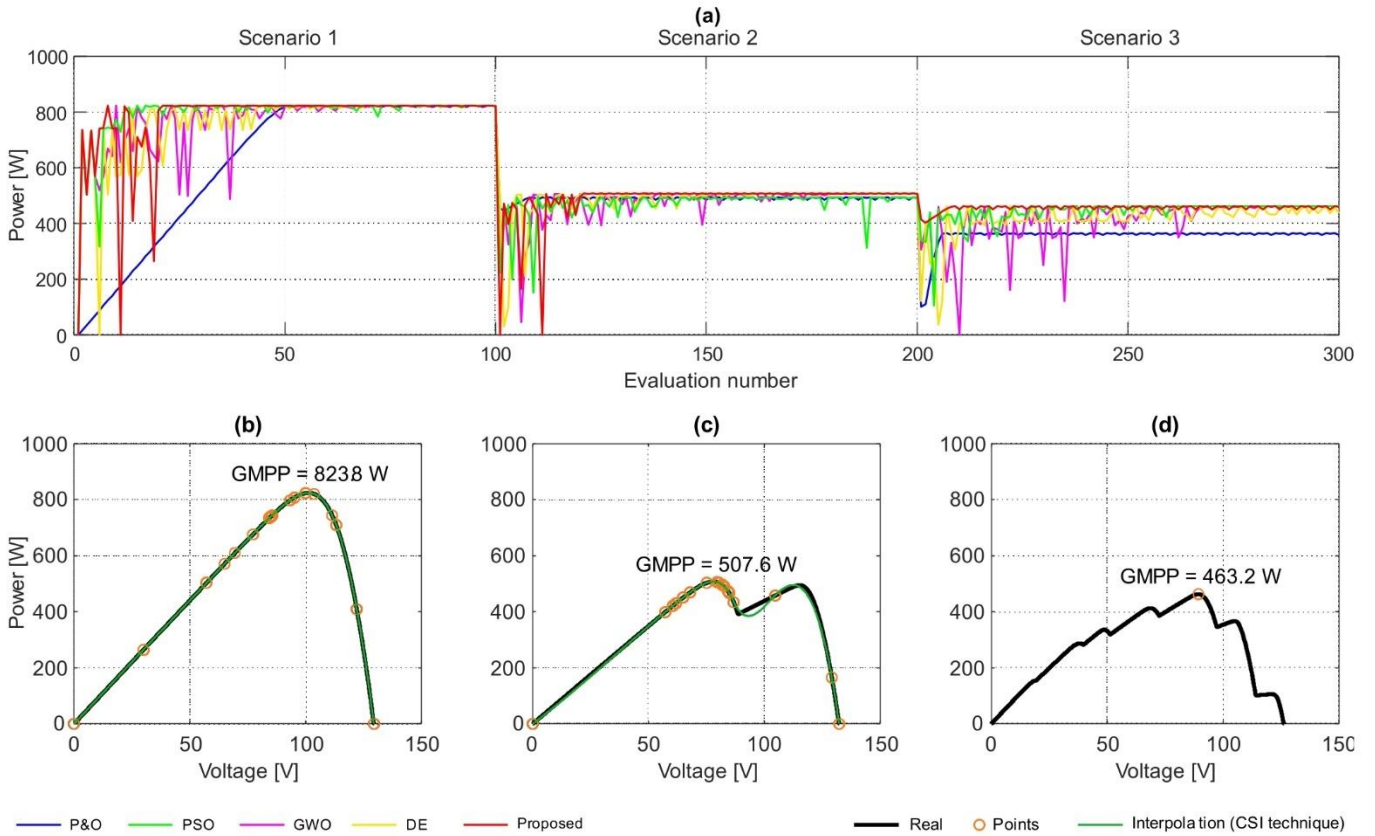


Fig. 4. Simulation results for the MPPT controllers with the three scenarios: (a) Tracking profile for different MPPT methods in each scenario; (b), (c) and (d) P-V characteristic curves (real/simulated), interpolated curve when applicable and points used in interpolation for the three scenarios, respectively.

TABLE II. COMPARISON RESULTS FOR THE THREE SCENARIOS WITH THE DIFFERENT MPPT METHODS CONSIDERING 50 INDEPENDENT RUNS

Scenario	MPPT method	GMPP [W]	GMPP tracked [W]			Evaluation number			Tracking time [s]			Efficiency [%]			SR [%]
			Min	Mean	Max	Min	Mean	Max	Min	Mean	Max	Min	Mean	Max	
1	P&O	823.8	823.4	823.4	823.4	51	51	51	5.4	5.5	5.6	75.9	75.9	75.9	100
	PSO	823.8	823.7	823.7	823.8	30	51.8	85	2.1	6.5	10.2	83.4	92.8	97.8	100
	GWO	823.8	687.2	818.1	823.8	60	71.7	80	5.3	8.2	9.2	68.5	90.8	95.4	94
	DE	823.8	817.1	823.6	823.8	20	53.3	95	3.3	6.3	10.3	82.4	91.4	97.1	98
	Proposed	823.8	823.7	823.7	823.8	21	21	21	5.0	5.1	5.2	90.2	94.0	97.9	100
2	P&O	507.6	493.6	493.6	493.6	-	-	-	-	-	-	84.7	84.7	84.7	0
	PSO	507.6	494.2	505.4	507.6	25	50.2	85	3.3	5.9	10.4	87.5	94.2	98.5	84
	GWO	507.6	494.2	507.0	507.6	50	70.8	85	3.3	8.3	9.3	81.0	92.6	95.5	96
	DE	507.6	503.2	507.4	507.6	20	49.5	95	2.7	6.5	10.9	89.3	94.2	99.1	98
	Proposed	507.6	507.0	507.5	507.6	21	21.1	22	5.1	5.2	5.3	90.1	95.1	98.2	100
3	P&O	463.2	365.3	365.3	365.3	-	-	-	-	-	-	76.8	76.8	76.8	0
	PSO	463.2	463.0	463.2	463.2	25	54.1	85	4.3	6.6	10.8	84.8	92.9	98.4	100
	GWO	463.2	417.2	462.3	463.2	60	73.5	85	6.0	8.3	9.8	79.6	90.3	93.4	98
	DE	463.2	453.7	462.8	463.2	20	52.3	90	3.2	5.7	10.9	86.1	92.8	97.3	94
	Proposed	463.2	462.6	463.2	463.2	7	8.7	10	0.1	0.2	0.4	98.5	98.7	99.1	100

Table II summarizes the metrics used in comparing the MPPT methods considered, including the 50 runs. For scenario 1, it is possible to verify that all the methods can achieve the GMPP. The proposed method, P&O and PSO have an SR of 100%, which means they were able to consistently achieve the GMPP, while GWO and DE achieved an SR of 94% and 98%, respectively. The proposed method is clearly the one that requires the lower number of evaluations (21 evaluations), with the rest requiring more than twice as many on average. On the other hand, it also has the shortest tracking time on average (5.1 seconds) and the best efficiency (94%). The proposed method was also the best in scenario 2 (SR = 100% and mean η = 95.1%) presenting a computational cost identical to scenario 1. Despite the high complexity of scenario 3, the proposed method showed high robustness (SR = 100% and mean η = 98.7%) being computationally very efficient when compared to the others since on average it converged in 0.2 seconds, as there was no need to restart the process.

From the results presented, the excellent performance of the proposed hybrid method is visible, and the advantages of using the CSI technique can be highlighted as the shorter convergence time, less oscillation in the MPP, greater robustness and flexibility, and the ability to achieve the GMPP under complex operating conditions.

VI. CONCLUSION

This paper proposes a new hybrid MPPT method with the aim of increasing the efficiency of MPPT controllers, reducing tracking time (convergence) and oscillations in GMPP tracking. The proposed method combines the particle swarm optimization (PSO) algorithm with the perturb and observe (P&O) method assisted by the cubic spline interpolation (CSI) technique. The main differentiating characteristic of the proposed MPPT method lies in the use of interpolation techniques with the aim of building approximate models of the P-V characteristic curve. Thus, the key contribution is the introduction of an approximate model based on the CSI. In addition to increasing efficiency and reducing tracking time, these approximate models allow to analyze, monitor and diagnose problems or faults in the PV system in real-time. The simulation results highlighted the excellent performance of the proposed method, showing that it is a promising alternative to follow GMPP in PV systems. Future work that uses the proposed hybrid method as an MPPT controller may include: (1) experimental validation on a real-time PV system under dynamic operating conditions; (2) the use of more operating scenarios to cover a wider range of operating conditions (including sudden variations in irradiance and PSC); (3) consideration of more well-established methods or standard scenarios in the literature for comparative purposes.

ACKNOWLEDGMENT

Hugo Nunes gives his special thanks to the Fundação para a Ciência e a Tecnologia (FCT), Portugal, for the Ph.D. Grant (SFRH/BD/140304/2018).

REFERENCES

- [1] H. Abidi, L. Sidhom, and I. Chihi, "Systematic Literature Review and Benchmarking for Photovoltaic MPPT Techniques," *Energies*, vol. 16, no. 8, p. 3509, 2023.
- [2] A. O. Baba, G. Liu, and X. Chen, "Classification and Evaluation Review of Maximum Power Point Tracking Methods," *Sustain. Futur.*, vol. 2, p. 100020, 2020.
- [3] S. Shabaan, M. I. Abu El-Sebah, and P. Bekhit, "Maximum power point tracking for photovoltaic solar pump based on ANFIS tuning system," *J. Electr. Syst. Inf. Technol.*, vol. 5, no. 1, pp. 11–22, 2018.
- [4] J. Aguila-Leon, C. Vargas-Salgado, C. Chiñas-Palacios, and D. Diaz-Bello, "Solar photovoltaic Maximum Power Point Tracking controller optimization using Grey Wolf Optimizer: A performance comparison between bio-inspired and traditional algorithms," *Expert Syst. Appl.*, vol. 211, p. 118700, 2023.
- [5] D. J. K. Kishore, M. R. Mohamed, K. Sudhakar, and K. Peddakapu, "A new metaheuristic-based MPPT controller for photovoltaic systems under partial shading conditions and complex partial shading conditions," *Neural Comput. Appl.*, vol. 36, pp. 6613–6627, 2024.
- [6] H. Oufettoul *et al.*, "Accurate and fast MPPT procedure for metaheuristic algorithm under partial shading effect," *Perform. Enhanc. Control Photovolt. Syst.*, pp. 297–340, 2024.
- [7] M. M. Elymany, M. A. Enany, and N. A. Elsonbaty, "Hybrid optimized-ANFIS based MPPT for hybrid microgrid using zebra optimization algorithm and artificial gorilla troops optimizer," *Energy Convers. Manag.*, vol. 299, p. 117809, 2024.
- [8] A. R. Jordehi, "Maximum power point tracking in photovoltaic (PV) systems: A review of different approaches," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 65, pp. 1127–1138, 2016.
- [9] H. G. G. Nunes, J. A. N. Pombo, P. M. R. Bento, S. J. P. S. Mariano, and M. R. A. Calado, "Collaborative swarm intelligence to estimate PV parameters," *Energy Convers. Manag.*, vol. 185, pp. 866–890, 2019.
- [10] R. B. Bollipo, S. Mikkili, and P. K. Bonthagorla, "Hybrid, optimal, intelligent and classical PV MPPT techniques: A review," *CSEE J. Power Energy Syst.*, vol. 7, no. 1, pp. 9–33, 2021.
- [11] H. P. Desai and H. K. Patel, "Maximum power point algorithm in PV generation: An overview," in *Proceedings of the International Conference on Power Electronics and Drive Systems*, 2007, pp. 624–630.
- [12] P. Xu and Y. Jia, "SNR improvement based on piecewise linear interpolation," *J. Electr. Eng.*, vol. 72, no. 5, pp. 348–351, 2021.
- [13] J. Chung, B. Ryu, and S. D. Park, "Dimension reduction of thermoelectric properties using barycentric polynomial interpolation at Chebyshev nodes," *Sci. Rep.*, vol. 10, no. 1, pp. 1–12, 2020.
- [14] A. Voudouris, I. Politis, and C. Xenakis, "Secret sharing a key in a distributed way, Lagrange vs Newton," in *ACM International Conference Proceeding Series*, 2022, vol. 105, pp. 1–7.
- [15] W. Hao, D. Rui, L. Song, Y. Ruixiang, Z. Jinhai, and C. Juan, "Data processing method of noise logging based on cubic spline interpolation," *Appl. Math. Nonlinear Sci.*, vol. 6, no. 1, pp. 93–102, 2021.
- [16] R. G. Zhou, W. W. Hu, G. F. Luo, X. A. Liu, and P. Fan, "Quantum realization of the nearest neighbor value interpolation method for INEQR," *Quantum Inf. Process.*, vol. 17, no. 7, p. 166, 2018.
- [17] X. Han and X. Guo, "Cubic Hermite interpolation with minimal derivative oscillation," *J. Comput. Appl. Math.*, vol. 331, pp. 82–87, 2018.
- [18] A. Ostadrahimi and Y. Mahmoud, "Novel spline-MPPT technique for photovoltaic systems under uniform irradiance and partial shading conditions," *IEEE Trans. Sustain. Energy*, vol. 12, no. 1, pp. 524–532, 2021.
- [19] H. G. G. Nunes, D. M. R. Duarte, J. A. N. Pombo, S. J. P. S. Mariano, and M. R. A. Calado, "Comparative study of MPPT metaheuristics for PV systems under partial shading conditions," in *2022 International Conference on Smart Energy Systems and Technologies (SEST)*, 2022, pp. 1–6.