

**Desenvolvimento e aplicação do algoritmo
Chaotic Electric Eel Foraging na procura do
ponto de máxima potência em sistemas
fotovoltaicos**

Bruno Pinto Monteiro

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

Orientadora: Prof. Doutora Maria do Rosário Alves Calado
Coorientador: Prof. Doutor José Álvaro Nunes Pombo

Covilhã, outubro de 2024

Declaração de Integridade

Eu, Bruno Pinto Monteiro, que abaixo assino, estudante com o número de inscrição M11908 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 10 /10 /2024

Bruno Pinto Monteiro

Agradecimentos

A conclusão desta dissertação marca o término de uma longa e desafiante jornada, repleta de altos e baixos, que levarei comigo para sempre. Esta experiência contribuiu de forma significativa para o meu crescimento, tanto a nível profissional como pessoal.

A concretização deste trabalho foi possível graças ao apoio e, em certos momentos, à motivadora pressão das pessoas que me rodeiam, às quais expresso a minha mais profunda gratidão, por terem sido fundamentais na conquista deste objetivo.

Aos meus pais, agradeço profundamente por acreditarem sempre nas minhas capacidades e por estarem ao meu lado, especialmente nos momentos mais difíceis, em que senti que vos poderia ter dececionado. Não existem palavras suficientes para expressar a minha gratidão pelo vosso esforço e sacrifício. Foi com vocês sempre no pensamento que consegui chegar até à conclusão desta dissertação. Por isso, Mãe e Pai, um enorme obrigado!

A toda a minha família, agradeço por estarem sempre presentes e por me lembrar que, em qualquer circunstância, fariam tudo ao vosso alcance para me apoiar. Um sincero e profundo obrigado.

Ao meu Coorientador, Professor Doutor José Álvaro Nunes Pombo, que sempre se mostrou disponível e foi uma ajuda indispensável na elaboração desta dissertação. A sua generosidade em partilhar o seu vasto conhecimento, não apenas técnico, mas também humano, foi de extrema importância para o meu desenvolvimento. A atenção ao detalhe e o rigor que me transmitiu impulsionaram a minha evolução profissional, tornando-me mais produtivo e disciplinado na vida em geral. Sem dúvida, é um dos melhores professores que tive, e sem o seu apoio, este trabalho não teria sido possível.

À minha orientadora, Professora Doutora Maria do Rosário Alves Calado, agradeço a disponibilidade constante, o incentivo nos momentos mais difíceis e pelas diversas soluções que sempre apresentou diante de cada desafio. Mesmo perante um grande obstáculo no decorrer da dissertação, mostrou sempre preocupação e fez tudo o que estava ao seu alcance para garantir um desfecho positivo.

À Universidade da Beira Interior e à Faculdade de Engenharia, agradeço pela disponibilização dos recursos e equipamentos essenciais à realização deste trabalho.

Por fim, a todos aqueles que, de uma forma ou de outra, contribuíram para a concretização desta dissertação, o meu mais sincero obrigado!

Resumo

Estamos profundamente envolvidos numa constante dinâmica de mudança e na busca por soluções mais eficientes em comparação com as normas pré-estabelecidas, seja no âmbito tecnológico, energético ou em qualquer outra área existente. Neste contexto, as energias renováveis desempenham um papel cada vez mais relevante no funcionamento da sociedade, sendo atualmente a energia fotovoltaica uma das áreas com maior atividade de investigação. A investigação nesta área revela-se essencial, especialmente face à crescente emergência de novas tecnologias fotovoltaicas mais otimizadas e eficientes, exigindo-se uma análise meticulosa e uma compreensão aprofundada do seu funcionamento. Para concretizar este objetivo, surge o desafio complexo de propor um novo algoritmo de procura do ponto de máxima potência, com o intuito de extrair a máxima potência disponível de um sistema fotovoltaico.

O principal objetivo desta dissertação é o desenvolvimento e a implementação de um algoritmo bio-inspirado e computacionalmente avançado na área fotovoltaica, com o intuito de explorar o seu potencial na procura do ponto de máxima potência. Este algoritmo, denominado de *Chaotic Electric Eel Foraging Optimization*, é uma modificação do recente algoritmo *Electric Eel Foraging Optimization*, que, por sua vez, é inspirado no comportamento de procura exibido pelas enguias elétricas na natureza.

Para testar e validar o algoritmo proposto, foram simulados três casos de estudo: o primeiro em condições sem sombreamento parcial, o segundo com condições de ligeiro sombreamento parcial e o terceiro com três situações de condições de sombreamento parciais mais complexas. O desempenho do algoritmo proposto foi comparado com o método convencional de procura do ponto de máxima potência mais utilizado, o Perturba e Observa, bem como com três métodos computacionais avançados de procura do ponto de máxima potência bio-inspirados, nomeadamente o *Flower Pollination*, o *Grey Wolf Optimizer* e o *Particle Swarm Optimization*. Os resultados obtidos demonstraram que o algoritmo proposto superou os restantes em termos de taxa de sucesso, número de iterações até à convergência e eficiência, mesmo em condições de sombreamento parcial complexas.

Palavras-chave

Sistema Fotovoltaico; Algoritmos de Procura do Ponto de Máxima Potência;
Chaotic Electric Eel Foraging Optimization.

Abstract

We are deeply engaged in a constant dynamic of change and in the pursuit of more efficient solutions compared to pre-established standards, whether in the technological, energy, or any other existing field. In this context, renewable energies play an increasingly significant role in the functioning of society, with photovoltaic energy currently being one of the most active areas of research. Research in this area is essential, especially in light of the growing emergence of new, more optimized, and efficient photovoltaic technologies, which require a meticulous analysis and a deep understanding of their operation. To achieve this goal, a complex challenge arises in proposing a new maximum power point tracking (MPPT) algorithm, with the aim of extracting the maximum available power from a photovoltaic system.

The main objective of this dissertation is the development and implementation of a bio-inspired and computationally advanced algorithm in the photovoltaic field, with the purpose of exploring its potential in the search for the maximum power point. This algorithm, called Chaotic Electric Eel Foraging Optimization, is a modification of the recent Electric Eel Foraging Optimization algorithm, which is itself inspired by the foraging behavior exhibited by electric eels in nature.

To test and validate the proposed algorithm, three case studies were simulated: the first under conditions without partial shading, the second with mild partial shading conditions, and the third with three scenarios involving more complex partial shading conditions. The performance of the proposed algorithm was compared to the conventional maximum power point tracking method, Perturb and Observe, as well as to three advanced computational bio-inspired MPPT methods, namely Flower Pollination, Grey Wolf Optimizer, and Particle Swarm Optimization. The results demonstrated that the proposed algorithm outperformed the others in terms of success rate, number of iterations to convergence, and efficiency, even under complex partial shading conditions.

Keywords

Photovoltaic System; Maximum Power Point Tracking Algorithms; *Chaotic Electric Eel Foraging Optimization*.

Índice

Capítulo 1	1
Introdução	1
1.1 Enquadramento.....	1
1.2 Organização da dissertação.....	8
Capítulo 2	9
Modelação Matemática	9
2.1 Modelos Matemáticos.....	9
2.2 Efeitos da Irradiância e da Temperatura	16
2.3 Influência do Sombreamento	19
Capítulo 3	22
Classificação de algoritmos MPPT e algoritmo proposto	22
3.1 Introdução	22
3.2 Classificação de métodos MPPT.....	23
3.3 Algoritmo proposto	26
Capítulo 4	30
Discussão e Resultados de Simulação	30
4.1 Introdução	30
4.2 Caso de estudo 1: Sem Sombreamento Parcial.....	32
4.3 Caso de estudo 2: Com Sombreamento Parcial.....	35
4.4 Caso de estudo 3: Com Maior Sombreamento Parcial.....	38
Capítulo 5	42
Conclusão	42
Referências Bibliográficas	43

Lista de Figuras

Figura 1.1 - Consumo global de combustíveis fósseis (1965-2023) [2].	1
Figura 1.2 - Crescimento da capacidade instalada de Energia renovável de 2005 a 2028 [4].	2
Figura 1.3 - Crescimento da capacidade instalada de Energia renovável na China de 2005 a 2028 [5]	3
Figura 1.4 - Geração de energia renovável por tecnologia, 2000-2028 [6]	4
Figura 1.5 - Produção de energia elétrica em Portugal Continental em 2024 (REN) [11]	5
Figura 1.6 - Potencial de energia PV na EU [12]	6
Figura 1.7 - Top 10 mercados de energia PV de países Europeus 2021-2022 (SolarPower Europe) [14]	6
Figura 1.8 - Top 10 mercados de energia PV de países Europeus 2022-2023 (SolarPower Europe) [15].	7
Figura 2.1 - Circuito equivalente para o modelo matemático ideal	10
Figura 2.2 - Circuito equivalente do SDM	12
Figura 2.3 - Circuito equivalente para o DDM	14
Figura 2.4 - Circuito equivalente para o TDM	15
Figura 2.5 - Influência da irradiância	18
Figura 2.6 - Influência da temperatura	18
Figura 2.7 - Curva característica I-V em condições de sombreamento parcial	21
Figura 2.8 - Curva característica P-V em condições de sombreamento parcial	21
Figura 3.1 - Classificação dos algoritmos MPPT	23
Figura 3.2 - Fluxograma do algoritmo proposto	29
Figura 4.1 - Curva característica (a) e curvas de convergência obtidas para o caso de estudo 1 (b)	32
Figura 4.2 - Curva característica (a) e curvas de convergência obtidas para o caso de estudo 2 (b)	35
Figura 4.3 - Curva característica e curvas de convergência obtidas para o caso de estudo 3	38

Lista de Tabelas

Tabela 4.1: Características dos módulos utilizados	30
Tabela 4.2: Parâmetros de controlo dos algoritmos MPPT utilizados	31
Tabela 4.3: Comparação de resultados do primeiro caso de estudo	34
Tabela 4.4: Comparação de resultados do segundo caso de estudo	37
Tabela 4.5: Comparação de resultados do terceiro caso de estudo	41

Lista de Acrónimos

AI	Inteligência Artificial
BI	Bio-Inspirado
C-EEFO	<i>Chaotic Electric Eel Foraging Optimization</i>
DDM	Modelo de Dois Díodos
EEFO	<i>Electric Eel Foraging Optimization</i>
FPA	<i>Flower Pollination Algorithm</i>
GMPP	Ponto de Potência Máxima Global
GWO	<i>Grey Wolf Optimization</i>
I-V	Corrente-Tensão
IC	Condutância Incremental
IEC	Comissão Eletrotécnica Internacional
LMPP	Ponto de Potência Máxima Local
MPP	Ponto de Máxima Potência
MPPT	Procura do Ponto de Máxima Potência
NECP	<i>National Energy and Climate Plans</i>
NR	<i>Newton-Raphson</i>
NSC	Célula Não Sombreada
P&O	Perturba e Observa
P-V	Potência-Tensão
POS	<i>PV Output Senseless</i>
PSC	Condições de Sombreamento Parcial
PSO	<i>Particle Swarm Optimization</i>
PV	Fotovoltaica
SC	Célula Sombreada
SDM	Modelo de Um Díodo
STC	Condições de Teste Padrão
TDM	Modelo de Três Díodos

Lista de Símbolos

C	Coefficiente de Temperatura
d	Dimensão
d, d_1, d_2, d_3	Díodos
E_{gap}	<i>Band gap</i>
I	Corrente
$I_0, I_{01}, I_{02}, I_{03}$	Correntes Inversas de Saturação dos Díodos
$I_d, I_{d1}, I_{d2}, I_{d3}$	Corrente dos Díodos
I_{mpp}	Corrente no Ponto de Máxima Potência
I_p	Corrente na Resistência
I_{ph}	Corrente Fotovoltaica
I_{pv}	Corrente de Saída
I_{sc}	Corrente de Curto-Circuito
$iter$	Número da Iteração
$itermax$	Número Máximo de Iterações
K_B	Constante de <i>Boltzman</i>
K_v	Fração constante
lb	Limite Inferior
n, n_1, n_2, n_3	Fator de Idealidade
np	Número da População
N_s	Número de Células Ligadas em Série
q	Carga do Eletrão
R_p	Resistência em Paralelo
R_s	Resistência em Série
T	Temperatura
ub	Limite Superior
V	Tensão
V_{mpp}	Tensão no Ponto de Máxima Potência
V_{oc}	Tensão de Circuito Aberto
V_{pv}	Tensão de Saída
V_t	Tensão Térmica

Capítulo 1

Introdução

Neste primeiro capítulo, apresenta-se o enquadramento do tema nesta dissertação, bem como a motivação e os objetivos que orientaram a sua realização. Além disso, é descrita a estrutura e organização, facilitando a compreensão do seu desenvolvimento até à conclusão.

1.1 Enquadramento

Como se ilustra na Figura 1.1, o consumo de combustíveis fósseis continua a sua tendência de crescimento, e poderá atingir o seu máximo nesta década. Este facto é motivo de grande preocupação, dado que os combustíveis fósseis são recursos não renováveis, cuja indisponibilidade futura poderá comprometer a estabilidade energética global. Além disso, a necessidade urgente de reduzir o seu consumo é imperativa para evitar uma deterioração irreversível do ambiente global [1]. Perante este desafio, verifica-se um acréscimo de interesse mundial no desenvolvimento e implementação de fontes de energia renováveis mais limpas, de modo a tornar o inevitável evitável. Ou seja, a produção de energia elétrica a partir de fontes renováveis afirma-se definitivamente como uma das questões mais urgentes para o nosso planeta.

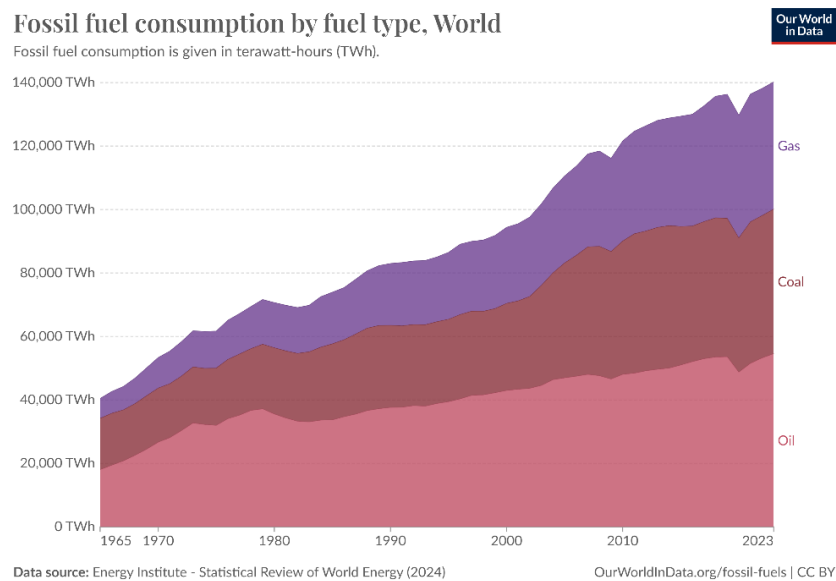


Figura 1.1 - Consumo global de combustíveis fósseis (1965-2023) [2].

Das diversas formas de produção de energia elétrica através de fontes renováveis, como a hídrica, eólica, biomassa ou geotérmica, a mais abundante e com o maior crescimento atual é a energia solar fotovoltaica (PV) [3]. Independentemente da localização geográfica, o sol é uma matéria que subsiste, daí a importância na investigação de energia solar PV, no desenvolvimento de novas tecnologias PV e na melhoria recorrente dos módulos PV atuais, pois qualquer habitação beneficiaria no aproveitamento deste recurso natural opulento.

A Figura 1.2 mostra o crescimento e uma estimativa da capacidade instalada de energia renovável de 2005 a 2028 (coluna azul-clara representa 2005-2010, coluna azul-escura de 2011-2016, coluna verde-claro de 2017-2022 e a coluna verde-escura de 2023-2028), com destaque para o aumento significativo no período de 2017 a 2022, em que foram adicionados 190 GW à capacidade global. Mesmo durante a pandemia, apesar dos persistentes desafios nas cadeias de abastecimento, dos atrasos nas construções e do aumento dos preços, verificou-se um acréscimo na energia em comparação com períodos anteriores. Um ponto de destaque é o aumento substancial dos investimentos em energia solar PV, tornando-a a principal opção de investimento no setor das energias renováveis nos últimos anos.

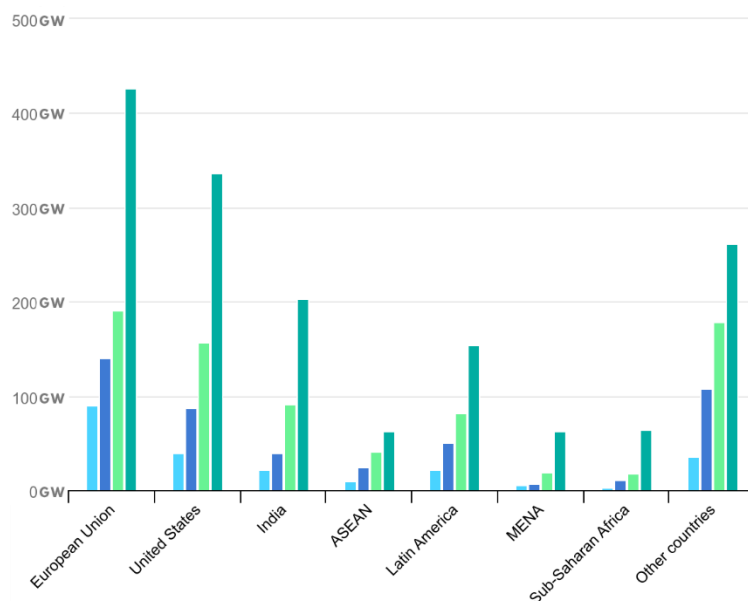


Figura 1.2 - Crescimento da capacidade instalada de Energia renovável de 2005 a 2028 [4]

A China foi o país que registou o maior crescimento em capacidade instalada de energia renovável, como ilustrado na Figura 1.3, alcançando mais do triplo da capacidade da União Europeia no período de 2017-2022, com 681 GW, e apresentando uma projeção significativa de expansão. Embora este número seja impressionante, é importante

destacar que a Europa obteve o segundo maior crescimento, com 190,1 GW, sendo este aumento maioritariamente impulsionado pela energia solar PV.

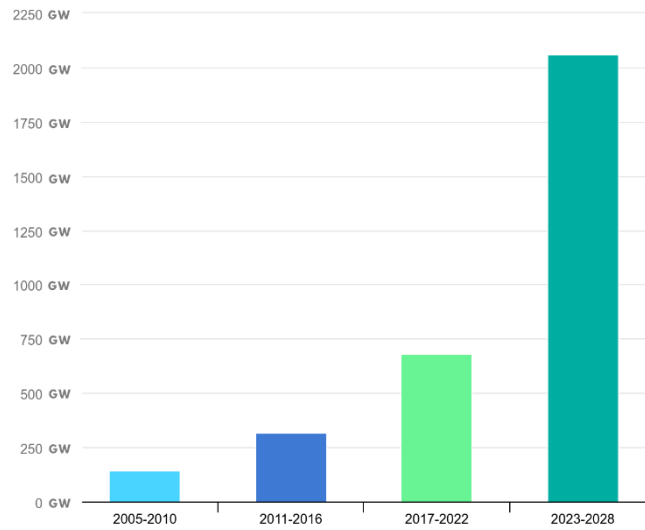


Figura 1.3 - Crescimento da capacidade instalada de Energia renovável na China de 2005 a 2028 [5]

A Figura 1.4 mostra a geração de energias renováveis e o crescimento da energia PV em comparação com outras fontes, no período de 2000 a 2023, com previsão até 2028 [6]. A energia hídrica mantém-se como a principal fonte, com 14,2% da potência em 2023, caindo ligeiramente para 13,9% em 2028. Esta redução pode ser explicada pelo crescimento de outras energias renováveis, como a eólica e a PV. No entanto, prevê-se que a energia PV (linha azul) se torne a principal fonte de energia renovável após 2028. Esta fonte tem demonstrado o maior crescimento desde 2010, quando representava apenas 0,1%, ultrapassando a energia eólica, que deverá atingir 12,1% em 2028, enquanto a PV alcançará 12,6%, reafirmando-se assim como a energia renovável do futuro.

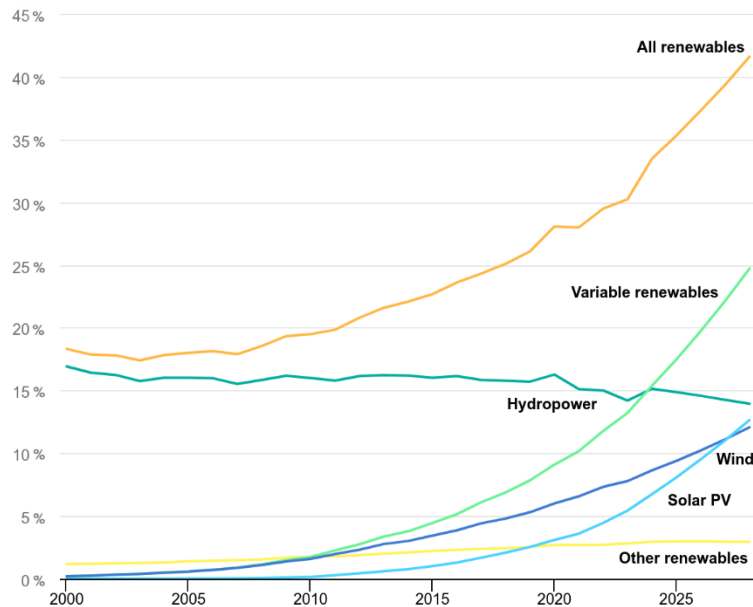


Figura 1.4 - Geração de energia renovável por tecnologia, 2000-2028 [6]

É fundamental e necessário olhar para o futuro, dado que existe uma certa quota de partilha de interesses a nível de energia renovável que é obrigatória atingir. Esta difere globalmente, mas, por exemplo, a Europa estabeleceu para 2020 uma meta mínima de 20% de energias renováveis no total do consumo energético de cada país. Este objetivo foi um sucesso, tendo sido alcançado 22%, embora ainda fosse considerado modesto face ao objetivo principal de reduzir significativamente as emissões líquidas de gases com efeito de estufa e tornar-se um continente com neutralidade climática até 2050. Com vista a esse objetivo, foi estabelecida uma nova meta para 2030, inicialmente de 32%, mas, posteriormente, a Comissão Europeia propôs um aumento para 42,5%. Além disso, publicou o plano REPowerEU, que pretende elevar novamente essa meta para 45% de energias renováveis em cada país da União Europeia. Estas propostas foram submetidas ao Parlamento Europeu [7].

A nível nacional, os valores podem divergir, como é o caso de Espanha, que projeta atingir 48% de energias renováveis no consumo energético final até 2030 [8], enquanto Portugal, após a revisão dos Planos Nacionais de Energia e Clima (NECP), estabeleceu uma meta de 49% [9]. Este não é o único parâmetro, pois em Portugal existem outras metas complementares, como a redução de 45% a 55% nas emissões de gases com efeito de estufa, um aumento de 35% na eficiência energética, 20% de energias renováveis no setor dos transportes, e 15% nas interligações elétricas. [10]. A Figura 1.5 apresenta a produção de energia elétrica por fonte em Portugal Continental no ano de

2024, entre 1 de janeiro e 31 de agosto, evidenciando que foi alcançada uma percentagem de 82,80% de energia renovável, já superior à meta proposta para 2030 [11].

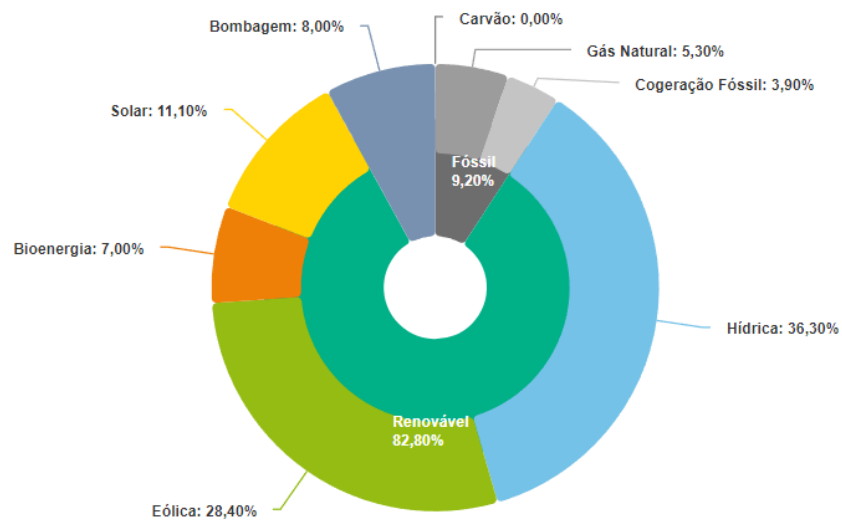


Figura 1.5 - Produção de energia elétrica em Portugal Continental em 2024 (REN) [11]

A energia PV, derivada da abundante energia solar, que é gratuita e não poluente, afirma-se como uma opção viável para a produção de energia elétrica. O seu crescimento em popularidade é inegável, e prevê-se que se estabeleça como um dos principais e mais relevantes recursos energéticos do futuro.

A Figura 1.6 ilustra o potencial de cada país europeu na produção de energia PV em kWh/kWp, destacando Portugal como um dos países com maior potencial, dado ser um dos territórios com maior incidência de radiação solar em comparação com o resto da Europa.

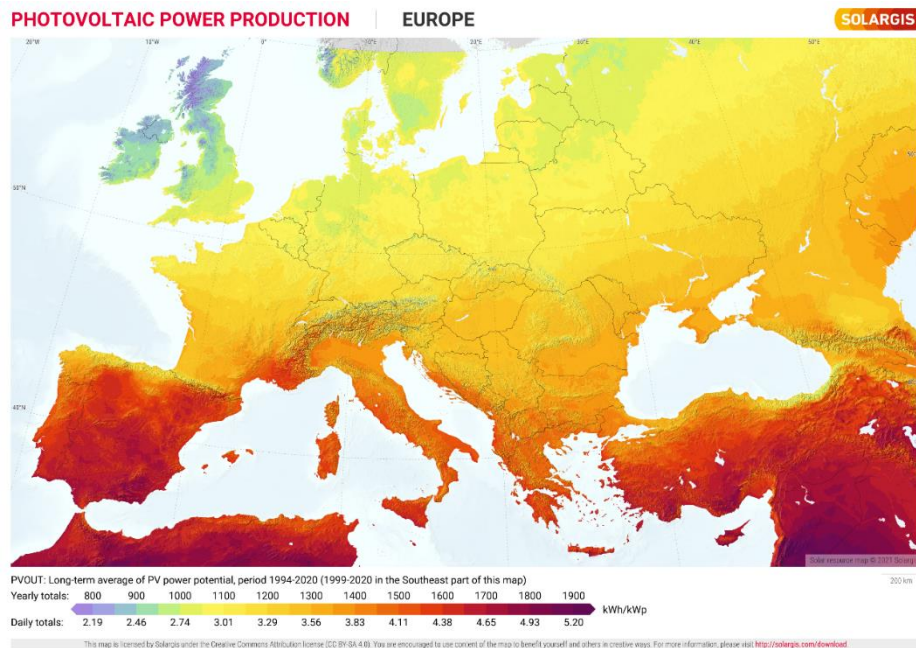


Figura 1.6 - Potencial de energia PV na EU [12]

Teoricamente, Portugal dispõe de condições atmosféricas favoráveis para alcançar uma das maiores produções de energia PV, o que, na prática, ainda não se verifica. O país tem estado aquém do seu potencial devido à falta de investimento necessário, embora, recentemente, tenha registado melhorias. A Alemanha, apesar de ter condições atmosféricas menos favoráveis, continua a ser o país que mais capacidade PV instala anualmente, enquanto Portugal, tradicionalmente, não figura sequer entre os dez países que mais adicionam capacidade. No entanto, entre 2021 e 2022, a situação foi diferente: pela primeira vez, Portugal entrou no top 10, ocupando o sétimo lugar, com um crescimento de 251%, conforme ilustrado na Figura 1.7 [13].

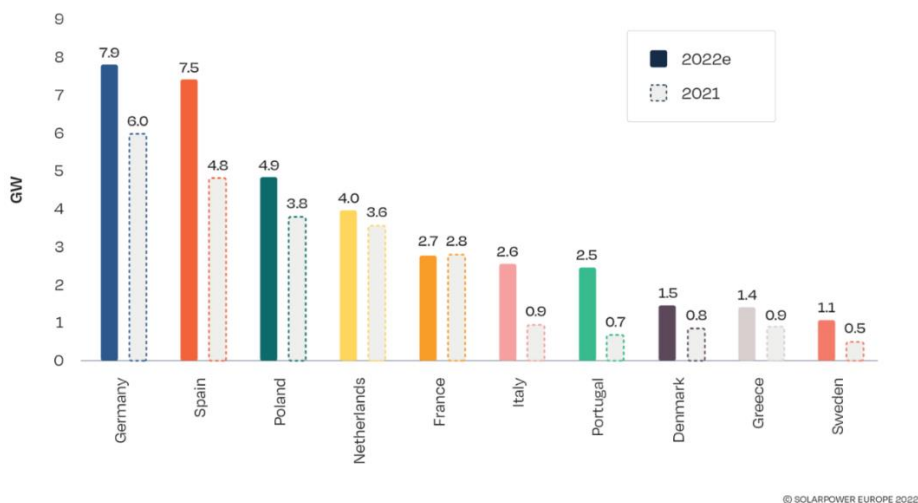


Figura 1.7 - Top 10 mercados de energia PV de países Europeus 2021-2022 (SolarPower Europe) [14]

A Figura 1.8 apresenta os resultados de 2022-2023, onde Portugal já não se encontra entre os dez países com maior capacidade instalada de energia PV.

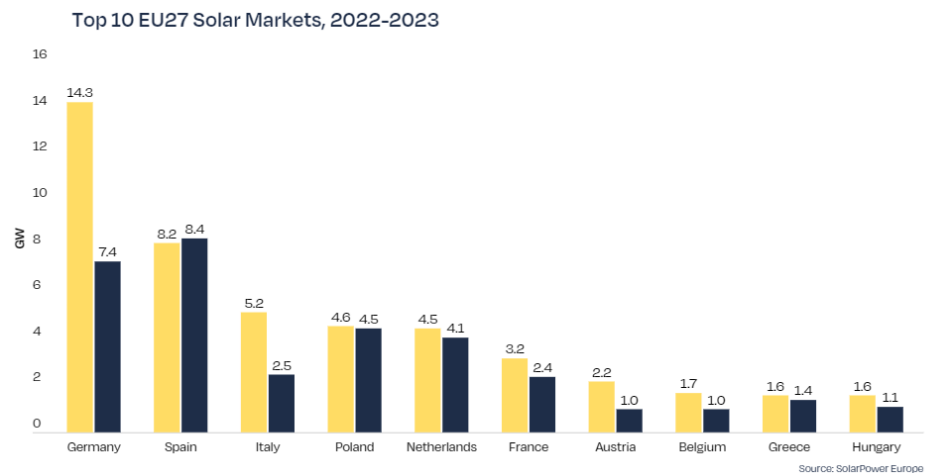


Figura 1.8 - Top 10 mercados de energia PV de países Europeus 2022-2023 (SolarPower Europe) [15]

Portugal tem vindo a aumentar a sua capacidade anualmente, o que é um sinal positivo para o futuro do país. Com as condições atmosféricas favoráveis, o potencial de crescimento e expansão do mercado é promissor. No entanto, o progresso tem sido lento, tendo Portugal mal ultrapassado a barreira de 1 GW de capacidade instalada. Apesar disso, o país tem ambições de alcançar os 20,4 GW até 2030.

O aumento da capacidade instalada, contudo, não é a única melhoria ou avanço tecnológico na área da energia PV. Novos desenvolvimentos e ideias estão a emergir, tornando este setor bastante atrativo para a população. Por exemplo, janelas PV, que combinam a funcionalidade de módulos PV com transparência e boa visibilidade, apresentam um grande potencial futuro. No entanto, ainda estão longe de serem perfeitas, sendo suscetíveis a danos causados pela água da chuva, que pode infiltrar-se nas camadas internas, além de ainda não serem muito eficientes [16]. Outro exemplo são as telhas PV, que estão a ser estudadas e aperfeiçoadas com inovações como a adição de camadas refletoras para reduzir a temperatura e, assim, aumentar a eficiência elétrica [17]. No futuro, estas tecnologias poderão permitir a construção de casas autossuficientes, que à primeira vista parecem comuns, mas na realidade serão inovadoras, eficientes e sustentáveis.

Outras inovações incluem módulos PV flutuantes, com o potencial de serem instalados em oceanos [18] e módulos inclináveis, que seguem a trajetória do sol para maximizar a eficiência energética [19]. Estas inovações tornam a área da energia solar

um campo dinâmico, repleto de novas ideias e possibilidades que surgem constantemente.

A eficiência dos sistemas PV é, inegavelmente, uma questão central, embora os valores de eficiência ainda sejam relativamente baixos (entre 7% e 24%) [20]. Assim, é fundamental maximizar a produção de energia PV em todas as circunstâncias, o que implica garantir que o sistema opere sempre no ponto de máxima potência (MPP), cuja posição varia constantemente. Para tal, independentemente das condições de operação, é necessário identificar este ponto através de algoritmos de procura do ponto de máxima potência (MPPT) [21], que constituem o tema principal desta dissertação. Diversos tipos de algoritmos MPPT serão discutidos ao longo do texto, sendo o objetivo principal analisar e comparar o algoritmo escolhido com outros existentes, avaliando se representa uma opção viável e interessante.

1.2 Organização da dissertação

Esta dissertação está organizada em cinco capítulos. O Capítulo 1 enquadra o tema em estudo, contextualizando o estado atual das energias renováveis a nível global e nacional e apresentando o objetivo principal da dissertação.

O Capítulo 2 realiza uma revisão dos modelos matemáticos mais utilizados para simular o comportamento de dispositivos PV, bem como discute a influência da irradiância e temperatura nas curvas corrente-tensão (I-V) e potência-tensão (P-V), além dos efeitos de condições de sombreamento parcial.

O Capítulo 3 classifica os algoritmos MPPT e apresenta o algoritmo computacional avançado bio-inspirado, o *Chaotic Electric Eel Foraging Optimization*, que é o algoritmo proposto nesta dissertação.

O Capítulo 4 apresenta três casos de estudo, nos quais o algoritmo proposto é avaliado e comparado com outros algoritmos, num ambiente de simulação. No primeiro caso, o sistema PV opera em condições uniformes, sem sombreamento parcial, sob condições de teste padrão (STC). No segundo, o sistema opera sob condições não uniformes, com sombreamento parcial (PSC) ligeiro. No terceiro caso, três cenários diferentes são simulados, cada um com PSC mais severo.

Por fim, o capítulo 5 apresenta as conclusões retiradas do trabalho desenvolvido nesta dissertação.

Capítulo 2

Modelação Matemática

Este capítulo faz uma revisão sobre um modelo matemático ideal e os diversos modelos existentes que permitem simular o comportamento dos dispositivos PV, abordando também a influência da irradiância e da temperatura, assim como a modelação sob condições de sombreamento parcial.

2.1 Modelos Matemáticos

A geração de potência de um sistema PV não é constante, uma vez que depende de fatores externos não controláveis, como a irradiância solar, que pode variar significativamente devido a nuvens, poeira ou outros tipos de sombreamento. Esta variabilidade torna a simulação de sistemas PV um desafio crucial para otimizar o seu desempenho antes da instalação. Para tal, são utilizados modelos matemáticos que simulam o comportamento dos sistemas PV através de circuitos equivalentes sob diferentes condições atmosféricas, possibilitando a maximização do desempenho [22].

As características de um sistema PV são derivadas de parâmetros presentes no *datasheet* do fabricante, que fornece informações sobre o desempenho do sistema nas condições STC para o circuito equivalente [23]. Contudo, há também parâmetros desconhecidos que complicam o processo de modelação, devido à ausência de dados completos nos *datasheets* [24].

Na literatura, o modelo de um diodo (SDM) [25], [26] e o modelo de dois díodos (DDM) [27], [28], são os mais utilizados [29]. O SDM, proposto em 1949 [22], é o mais simples, exigindo a estimação de apenas cinco parâmetros desconhecidos. Contudo, o seu desempenho é afetado em condições de baixa irradiância e variações de temperatura. O DDM, com sete parâmetros desconhecidos, foi desenvolvido para superar as limitações do SDM. O modelo de três díodos (TDM) [30], [31], com nove parâmetros desconhecidos, visa oferecer maior precisão em situações mais complexas [24].

2.1.1 Modelo Matemático Ideal

Os circuitos equivalentes de modelos de células PV são essencialmente representados por uma fonte de corrente em paralelo com um diodo, formando o modelo matemático ideal [32]. A Figura 2.1 demonstra o circuito elétrico equivalente que retrata

o comportamento ideal de uma célula PV, no qual a corrente fotoelétrica (I_{ph}) é uma corrente unidirecional cuja amplitude depende da irradiância incidente e da temperatura. O modelo inclui um diodo em paralelo com a fonte de corrente, representando a junção PN, por onde flui uma corrente unidirecional (I_d), dependente da tensão (V).

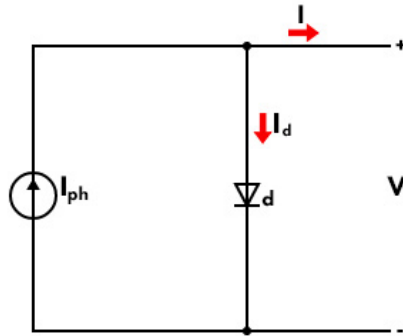


Figura 2.1 - Circuito equivalente para o modelo matemático ideal

Os valores de I_{ph} e de I_d são os que definem, teoricamente, a curva característica deste circuito. Porém, o modelo ideal não reflete uma curva realista e não cumpre completamente os requisitos de projeto e análise do sistema [33].

As leis de Kirchhoff ditam que a corrente de circuito (I) da Figura 2.1, é calculada pela equação (2.1).

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

Para o cálculo de I_d utiliza-se a equação de Shockley, descrita na equação (2.2).

$$I_d = I_0 \left[\exp\left(\frac{V}{n \times V_t}\right) - 1 \right] \quad (2.2)$$

em que I_0 é a corrente inversa de saturação do diodo expressa na equação (2.3), n é o fator de idealidade do diodo e V_t é a tensão térmica.

$$I_0 = C \times T^3 \exp\left(\frac{E_{gap}}{K_B \times T}\right) \quad (2.3)$$

onde C é o coeficiente de temperatura, T é a temperatura em Kelvin, E_{gap} é a *band gap* do material semicondutor e K_B é a constante de *Boltzman* ($1.380649E-23$ J/K).

A tensão térmica, V_t , é representada na equação (2.4).

$$V_t = \frac{K_B \times T}{q} \quad (2.4)$$

na qual q é a carga do eletrão ($1.602176487E-19$ C).

O modelo matemático ideal não é fiável, pois nenhuma célula PV é verdadeiramente ideal, uma vez que existem perdas que este modelo não considera. Para abordar estas limitações, é fundamental a introdução de uma resistência em série (R_s) e uma resistência em paralelo (R_p), permitindo assim caracterizar de forma mais precisa o comportamento de um modelo real e prático, conhecido como o Modelo de Um Díodo (SDM) [25].

2.1.2 Modelo de um Díodo

A Figura 2.2 ilustra o SDM, que é constituído pelos seguintes elementos:

- Uma fonte de corrente, que simboliza a corrente fotoelétrica do efeito PV, altamente dependente da irradiância incidente e da temperatura;
- Um díodo paralelo com a fonte, que caracteriza os efeitos físicos associados à junção PN [34];
- Uma resistência em série, que representa as perdas óhmicas do circuito;
- Uma resistência em paralelo, que representa as perdas de corrente devido a correntes de fuga, frequentemente causadas por defeitos no material de construção.

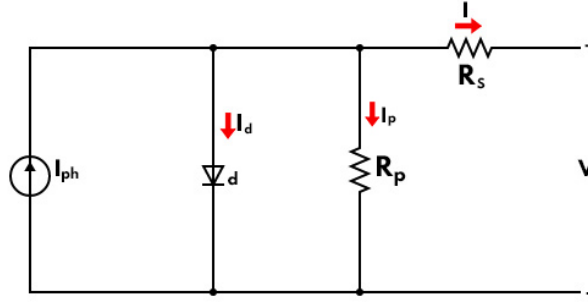


Figura 2.2 - Circuito equivalente do SDM

As leis de Kirchoff ditam que a corrente de circuito da Figura 2.2, é facultada pela equação (2.5).

$$I = I_{ph} - I_d - I_p \quad (2.5)$$

onde, através da equação de Shockley, se pode obter a corrente do díodo (I_d) com base na equação (2.6).

$$I_d = I_0 \left[\exp \left(\frac{q(V + I \times R_s)}{n \times N_s \times K_B \times T} \right) - 1 \right] \quad (2.6)$$

na qual I_0 é a corrente inversa de saturação do díodo, q é a carga do eletrão, V é a tensão de saída, n é o fator de idealidade do díodo, N_s é o número de células ligadas em série, K_B é a constante de Boltzman e T é a temperatura da junção em Kelvin.

A corrente I_p que circula na resistência R_p é obtida através da lei de Ohm, na equação (2.7).

$$I_p = \frac{V + I \times R_s}{R_p} \quad (2.7)$$

Ao coordenar as equações (2.5), (2.6) e (2.7), obtém-se a equação (2.8) da corrente de saída, do circuito equivalente do SDM.

$$I = I_{ph} - I_0 \left[\exp \left(\frac{q(V + I \times R_s)}{n \times N_s \times K_B \times T} \right) - 1 \right] - \frac{V + I \times R_s}{R_p} \quad (2.8)$$

Não é possível determinar diretamente a corrente a partir da equação (2.8), pois esta inclui cinco parâmetros desconhecidos (I_{ph} , I_o , R_s , n e R_p).

Este modelo é amplamente utilizado na modelação de sistemas PV devido à sua simplicidade e capacidade de prever com precisão o comportamento das células e módulos PV sob condições favoráveis de irradiância e temperatura. Além disso, a equação de *Shockley*, usada no modelo, permite considerar parcialmente os efeitos de recombinação de portadores de carga na junção PN [35]. No entanto, apesar de sua simplicidade, o modelo de um diodo pode apresentar erros de previsão em situações de irradiância reduzida ou flutuações de temperatura. Nessas condições, a precisão do modelo diminui consideravelmente, onde o desempenho previsto se desvia do comportamento real.

2.1.3 Modelo de dois Díodos

O DDM é uma versão melhorada do SDM, oferecendo maior precisão na representação dos fenômenos físicos que ocorrem na junção PN de uma célula PV. A principal diferença entre o DDM e o SDM é a adição de um segundo diodo, que, assim como o primeiro, está ligada em paralelo à fonte de corrente. Isso pode ser observado na Figura 2.3 que ilustra a estrutura do DDM. Este modelo apresenta os fenômenos físicos na junção PN com uma precisão superior à do SDM, não para níveis altos de irradiância [36], como também para níveis baixos [37]. O diodo d1 é responsável por modelar a corrente de difusão na junção PN, que simula o processo de difusão dos portadores minoritários. Este processo ocorre quando os portadores estão dentro de um comprimento de difusão possível, ou seja, quando estão a uma distância suficiente para se moverem pela região de depleção. O segundo diodo (d2) lida com os efeitos de recombinação, ou seja, as perdas de energia causadas pela recombinação dos portadores de carga dentro da região de depleção da célula PV [37].

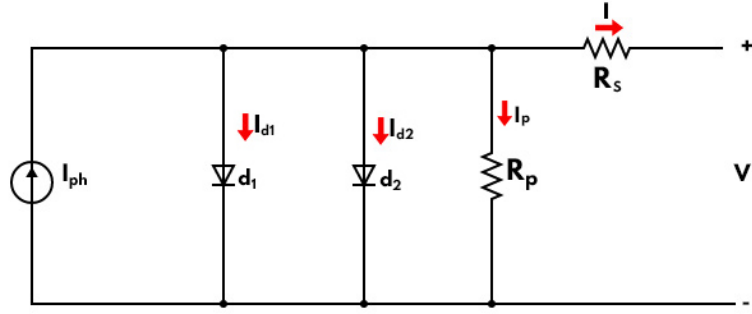


Figura 2.3 - Circuito equivalente para o DDM.

As leis de Kirchhoff ditam que a corrente de circuito da Figura 2.3, é calculada pela equação (2.9).

$$I = I_{ph} - I_{d1} - I_{d2} - \frac{V + I \times R_s}{R_p} \quad (2.9)$$

onde, I_{d1} e I_{d2} representam as correntes dos díodos $d1$ e $d2$ respetivamente. Através da equação de *Shockley*, pode-se obter a corrente dos díodos com as equações (2.10) e (2.11).

$$I_{d1} = I_{o1} \left[\exp \left(\frac{q(V + I \times R_s)}{n_1 \times K_B \times T} \right) - 1 \right] \quad (2.10)$$

$$I_{d2} = I_{o2} \left[\exp \left(\frac{q(V + I \times R_s)}{n_2 \times K_B \times T} \right) - 1 \right] \quad (2.11)$$

em qual I_{o1} e I_{o2} são as correntes inversas de saturação e n_1 e n_2 os fatores de idealidade dos díodos $d1$ e $d2$, respetivamente.

Ao coordenar as equações (2.9), (2.10) e (2.11), obtém-se a equação (2.12) da corrente de saída, I , do circuito equivalente do DDM.

$$I = I_{ph} - I_{o1} \left[\exp \left(\frac{q(V + I \times R_s)}{n_1 \times K_B \times T} \right) - 1 \right] - I_{o2} \left[\exp \left(\frac{q(V + I \times R_s)}{n_2 \times K_B \times T} \right) - 1 \right] - \frac{V + I \times R_s}{R_p} \quad (2.12)$$

Como já estabelecido, o DDM oferece uma visão mais realista e precisa do desempenho dos sistemas PV sob diversas condições atmosféricas. Contudo essa maior precisão vem acompanhada de uma perda de simplicidade, pois o número de parâmetros desconhecidos aumenta para sete (I_{ph} , I_{o1} , I_{o2} , R_s , $n1$, $n2$ e R_p). A maior precisão do DDM exige mais esforço computacional e requer algoritmos mais avançados para a sua determinação e otimização. Isso pode ser desafiador quando a simplicidade é um fator desejado, mas compensa em aplicações onde se requer um maior grau de realismo e previsibilidade.

2.1.4 Modelo de três Díodos

O TDM, representado na Figura 2.4, é uma evolução dos modelos anteriores, com o objetivo de descrever de forma mais detalhada os fenômenos físicos que ocorrem na junção PN das células PV. Este modelo acrescenta mais um diodo em paralelo com a fonte de corrente, aumentando a capacidade de representação dos efeitos de recombinação que ocorrem em regiões específicas, sendo particularmente útil em condições em que as imperfeições dos materiais e os defeitos estruturais têm um impacto significativo no desempenho do sistema PV.

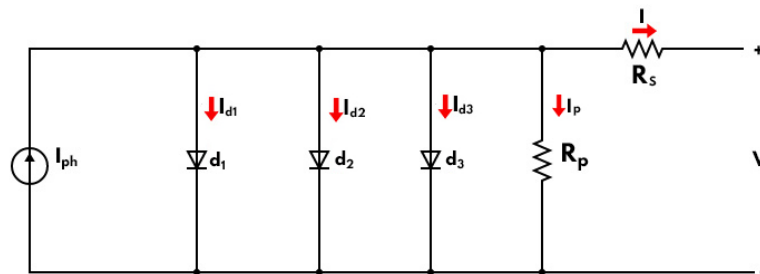


Figura 2.4 - Circuito equivalente para o TDM.

As leis de *Kirchhoff* ditam que a corrente de circuito da Figura 2.4, é calculada pela equação (2.13).

$$I = I_{ph} - I_{d1} - I_{d2} - I_{d3} - \frac{V + I \times R_s}{R_p} \quad (2.13)$$

onde I_{d1} e I_{d2} são obtidas pelas equações (2.10) e (2.11, utilizadas no DDM, respetivamente. Através da equação de Shockley, pode-se obter a corrente do díodo (I_{d3}) com a equação (2.14).

$$I_{d3} = I_{o3} \left[\exp\left(\frac{q(V + I \times R_s)}{n_3 \times K_B \times T}\right) - 1 \right] \quad (2.14)$$

em que I_{o3} é a corrente inversa de saturação do díodo 3 e n_3 é o fator de idealidade do mesmo.

Ao combinar as equações (2.10), (2.11), (2.12), (2.13) e (2.14) adquire-se a equação (2.15 da corrente de saída, I , do circuito equivalente do TDM.

$$I = I_{ph} - I_{o1} \left[\exp\left(\frac{q(V + I \times R_s)}{n_1 \times K_B \times T}\right) - 1 \right] - I_{o2} \left[\exp\left(\frac{q(V + I \times R_s)}{n_2 \times K_B \times T}\right) - 1 \right] - I_{o3} \left[\exp\left(\frac{q(V + I \times R_s)}{n_3 \times K_B \times T}\right) - 1 \right] - \frac{V + I \times R_s}{R_p} \quad (2.15)$$

Com a adição deste terceiro díodo, o número de parâmetros desconhecidos no TDM aumenta para nove (I_{ph} , I_{o1} , I_{o2} , I_{o3} , R_s , $n1$, $n2$, $n3$ e R_p). Embora o TDM ofereça maior precisão e detalhes na modelação das características elétricas de um sistema PV, ele também impõe um aumento significativo da complexidade computacional. O número elevado de parâmetros desconhecidos e a necessidade de cálculos mais sofisticados tornam o modelo menos prático para algumas aplicações, apesar da sua utilidade em situações onde é essencial considerar os efeitos físicos mais complexos e as imperfeições no material das células PV.

2.2 Efeitos da Irradiância e da Temperatura

Nos sistemas PV, a temperatura e a irradiância são duas variáveis que impactam simultaneamente as células PV [38]. Estas variáveis desempenham um papel crucial na definição da potência de saída e da eficiência dos módulos PV. Para melhor compreender o seu efeito, a medição das curvas I-V e P-V é fundamental.

A Comissão Eletrotécnica Internacional (IEC) estabelece vários padrões internacionais para os sistemas de energia PV [39]. Embora os testes possam ser

realizados em gamas alargadas de temperaturas das células (entre 25 °C e 50 °C) e de níveis de irradiância (de 700 W/m² a 1.100 W/m²), é prática comum, nos laboratórios, efetuarlos sob as chamadas Condições de Teste Padrão (STC). Por definição, as STC correspondem a uma irradiância de 1000 W/m² e uma temperatura de 25 °C [40].

Para analisar os efeitos da irradiância e da temperatura nas curvas características I-V e P-V, são modeladas curvas características de um módulo PV com 60 células ligadas em série.

A Figura 2.5 ilustra a influência da irradiância, com quatro curvas características I-V (a vermelho) e quatro curvas P-V (a azul), correspondentes a diferentes níveis de irradiância (250 W/m², 500 W/m², 750 W/m² e 1.000 W/m²), mantida uma temperatura constante de 25 °C. Observa-se que, pela curva I-V, a corrente aumenta com incremento do nível de irradiância a que o sistema está exposto. Adicionalmente, pela curva P-V, a potência é severamente afetada pelo mesmo parâmetro. A tensão no ponto de máxima potência (V_{mpp}) aumenta ligeiramente com o aumento da irradiância, mas esse aumento é relativamente pequeno em comparação com a variação da corrente. Assim, o aumento da irradiância resulta num deslocamento vertical do ponto de máxima potência (MPP), uma vez que a corrente varia com este parâmetro.

A Figura 2.6 demonstra a influência da temperatura, também com quatro curvas I-V (a vermelho) e quatro curvas P-V (a azul), associadas a diferentes temperaturas (25 °C, 50 °C, 75 °C e 100 °C), mas com uma irradiância constante de 1.000 W/m². Conclui-se que, à medida que a temperatura aumenta, a tensão diminui, resultando num deslocamento para a esquerda do MPP. Embora a corrente aumente ligeiramente com o aumento da temperatura, essa variação é insignificante quando comparada com a variação da tensão.

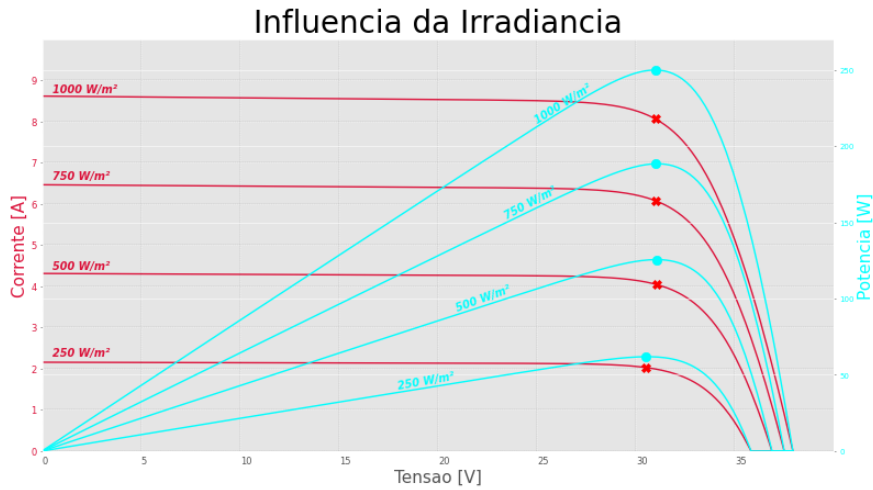


Figura 2.5 - Influência da irradiância

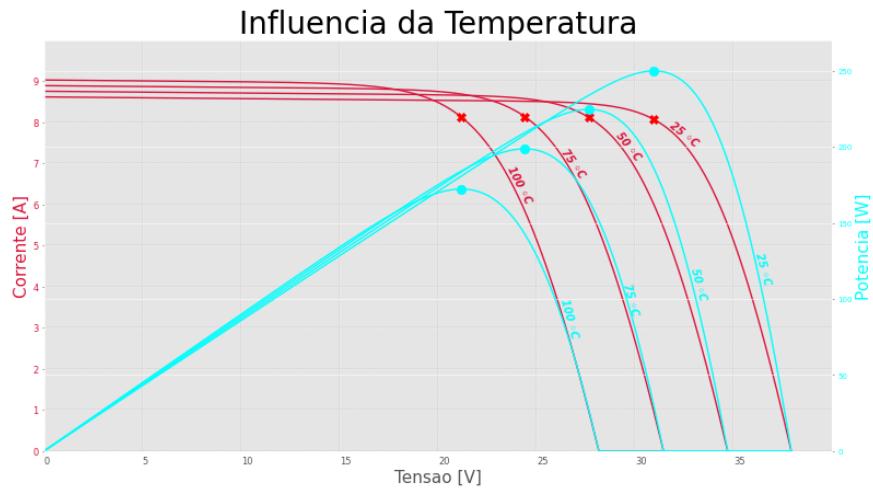


Figura 2.6 - Influência da temperatura

As condições de operação num ambiente real estão em constante mudança, o que afeta diretamente o desempenho dos sistemas PV. A diminuição dos níveis de irradiância e o aumento da temperatura contribuem para a diminuição da potência PV.

Para lidar com essa variabilidade e garantir a extração da potência máxima do sistema PV, utilizam-se algoritmos apropriados, conhecidos como algoritmos de procura do ponto de máxima potência (MPPT). Estes algoritmos são essenciais para acompanhar o MPP global em todas as situações e ajustar o sistema para obter o melhor desempenho possível. A implementação de MPPT é fundamental para maximizar a eficiência e o rendimento energético dos sistemas PV, sendo, portanto, deveras importante em instalações PV.

2.3 Influência do Sombreamento

O sombreamento afeta significativamente a eficiência de um sistema PV, podendo até causar danos permanentes. O sombreamento de uma única célula PV pode resultar em perdas substanciais de energia. O sombreamento pode ser provocado por fatores como a existência de nuvens, poeiras, folhas, neve e detritos, fenômeno designado por condições de sombreamento parcial (PSC) [41].

É possível mitigar alguns tipos de sombreamento através de medidas preventivas, como a escolha adequada da localização e a inclinação otimizada dos módulos de modo a minimizar o acúmulo de poeira, folhas ou outros detritos. Contudo, em situações onde o sombreamento é inevitável, surgem consequências adversas no comportamento operacional do sistema PV. Nessas condições, os diferentes componentes do módulo podem receber níveis de irradiância não homogêneos [42], comprometendo a quantidade de potência gerada e afetando negativamente a operação do sistema.

Quando a corrente de operação de um módulo PV excede a sua corrente de curto-circuito (I_{sc}), pode ocorrer sobreaquecimento, resultando na formação de pontos quentes. Células sombreadas (SCs) geram menos corrente do que as células não sombreadas (NSCs), sendo forçadas a transportar a corrente proveniente das NSCs. Em situações de PSC, as SCs consomem energia proveniente das NSC em vez de a gerar, atuando como uma carga [42]. Esta condição impõe uma tensão negativa nos seus terminais, forçando a célula a operar no segundo quadrante [43], [44]. Este comportamento obriga a uma temperatura elevada no interior das células. Consequentemente, pode causar danos permanentes aos módulos PV [42].

A forma mais comum de mitigar os efeitos das PSC é através da utilização de díodos de *bypass*. Estes díodos permitem que o sistema PV continue a operar sem o perigo de ficar permanentemente danificado. Os díodos de *bypass* são ligados em antiparalelo, ou seja, inversamente polarizados, a grupos de células, e, quando uma SC opera no segundo quadrante, o diodo é ativado, permitindo o isolamento desse grupo de SCs [45]. Por exemplo, num módulo PV com 60 células, podem-se utilizar três díodos de *bypass*, cada um conectado a 20 células.

Após a ativação dos díodos de *bypass* em PSC, surge um novo problema: a presença de múltiplos máximos (picos) na curva característica P-V. De modo a demonstrar o efeito da utilização de díodos de *bypass* nas curvas características I-V e P-V, na Figura 2.7 e Figura 2.8, respetivamente, foram modeladas curvas características de

um módulo PV de 60 células, ligadas em série com três díodos de *bypass*. Cada diodo está associado a um grupo de 20 células, ligadas em antiparalelo.

Na Figura 2.7 e Figura 2.8, é apresentada uma curva preta tracejada, que representa uma situação sem PSC, com irradiância de 1000 W/m^2 . Uma curva azul mostra o comportamento com PSC e um diodo de *bypass* ativado, onde dois grupos de células recebem 1000 W/m^2 de irradiância, enquanto o outro grupo está sob 500 W/m^2 . Por fim, uma curva laranja, mostra a situação com PSC e dois díodos de *bypass* ativados. Um grupo de células recebe 1000 W/m^2 , enquanto os outros dois grupos estão sob 600 W/m^2 e 200 W/m^2 , respectivamente. Todas as curvas consideram uma temperatura de $25 \text{ }^\circ\text{C}$.

Caso os três díodos de *bypass* se encontrem ativados, significa que todos os grupos estão em PSC, logo não existe geração de energia. Na Figura 2.8, observa-se que, em condições de irradiância uniforme e sem sombreamento, a curva característica apresenta um único pico de potência. Este corresponde ao MPP e é encontrado através do uso de algoritmos de MPPT. No entanto, com PSC, ativam-se os díodos de *bypass*, resultando em múltiplos *steps* na curva característica I-V (Figura 2.7) e múltiplos picos na curva característica P-V (Figura 2.8).

Na curva característica P-V, o ponto de potência máxima global (GMPP) é representado por um "x" vermelho, enquanto os pontos de potência máxima locais (LMPPs) são indicados por pontos verdes. Esta multiplicidade de picos dificulta a localização do GMPP, essencial para otimizar a eficiência do sistema. Este desafio impõe obstáculos aos algoritmos de MPPT, que precisam de identificar o pico global entre os locais, acrescentando complexidade ao hardware e software do sistema e, conseqüentemente, aumentando os custos económicos [42].

Além disso, mesmo quando o GMPP é encontrado, a potência de saída do sistema PV em PSC é severamente afetada, reforçando a importância de mitigar essas condições e garantir a manutenção contínua dos sistemas PV.

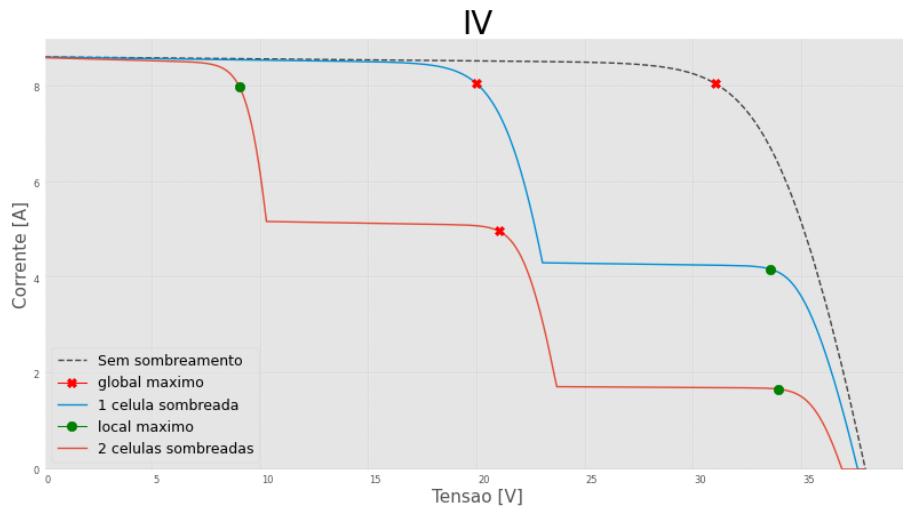


Figura 2.7 - Curva característica I-V em condições de sombreamento parcial

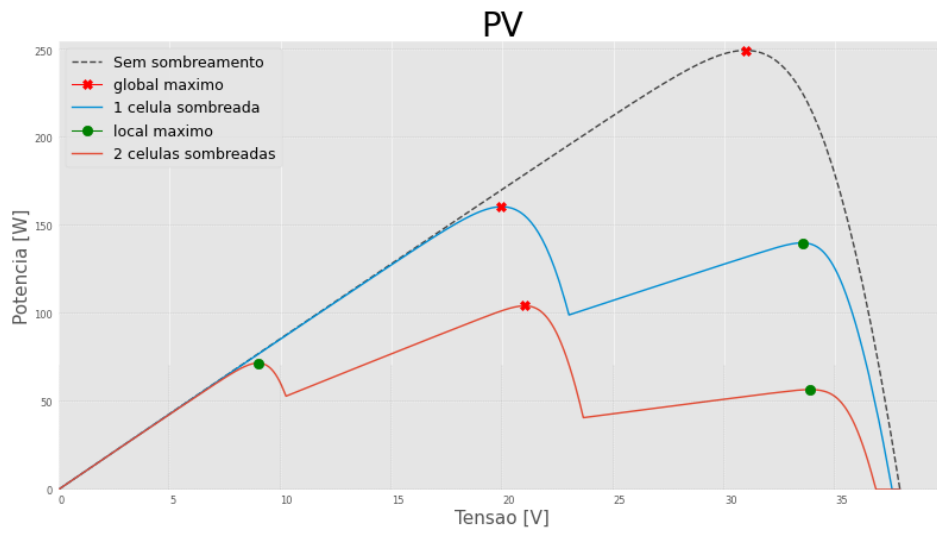


Figura 2.8 - Curva característica P-V em condições de sombreamento parcial

Capítulo 3

Classificação de algoritmos MPPT e algoritmo proposto

Este capítulo centra-se na classificação de algoritmos MPPT, nas técnicas de procura do ponto de máxima potência e na apresentação de um algoritmo proposto.

3.1 Introdução

Células e módulos PV geram diferentes níveis de potência, tendo em conta diferentes condições de funcionamento, tais como a velocidade do vento, temperatura, irradiância, PSC e o ângulo de incidência solar. Como consequência, a geração de potência máxima não é garantida em todas as situações [46], [47]. Para contornar esse problema, um grande número de algoritmos de MPPT foram propostos na literatura. Cada abordagem apresenta características específicas, com limitações e aplicações adequadas a diferentes cenários [48].

A eficiência de um algoritmo MPPT depende essencialmente da sua capacidade de procurar o MPP de forma eficaz, mesmo em condições atmosféricas dinâmicas. Alterações rápidas, como mudanças de irradiância e temperatura, podem complicar o processo de procura. Portanto, a técnica utilizada para procurar o MPP varia consoante as condições e pode ser classificada de diferentes maneiras [46], [47]. Podem, por exemplo, ser classificadas como métodos convencionais, computacionais avançados e métodos híbridos. Os métodos convencionais podem ser definidos ainda com base na técnica de procura aplicada, sendo estas: a técnica de procura com parâmetros constantes, com medição e comparação, tentativa e erro, numérica e, por último, com cálculo matemático [48], [49], conforme ilustrado na Figura 3.1.

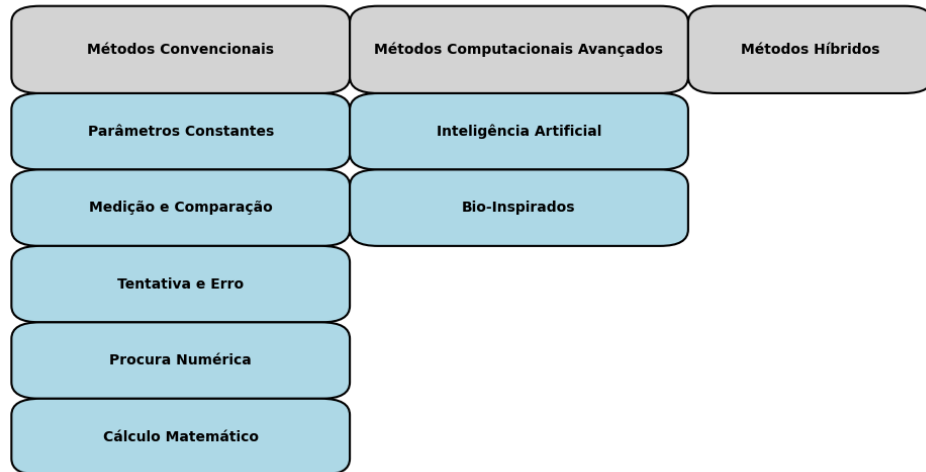


Figura 3.1 – Classificação dos algoritmos MPPT

3.2 Classificação de métodos MPPT

Os métodos convencionais de MPPT são amplamente utilizados devido à sua simplicidade, baixo custo e complexidade reduzida dos algoritmos [46], [47], [48]. Estes métodos são classificados conforme as diferentes técnicas aplicadas.

Os algoritmos MPPT que têm por base a técnica de procura com parâmetros constantes, utilizam um valor fixo pré-definido de forma a localizar o MPP [49]. Neste grupo encontra-se o método de tensão constante, o qual recorre a um sensor de tensão para medir a tensão do módulo PV e ajustá-la a um valor de referência pré-determinado [50]. Além disso, existe o método de circuito aberto fracionário, que se baseia no princípio de que a tensão no MPP é aproximadamente uma fração constante (K_v) da tensão de circuito aberto (V_{oc}) e multiplica estes dois valores para determinar o MPP [51]. Outro exemplo é o método de curto-circuito fracionário, que se apoia na relação linear entre a corrente de curto-circuito (I_{sc}) e a corrente no MPP, multiplicando I_{sc} por uma constante K_i para determinar o MPP [52]. Para medir V_{oc} e I_{sc} , é necessário colocar temporariamente a corrente ou a tensão de saída a zero, o que acarreta uma desvantagem, pois conduz a uma perda momentânea de potência. De modo a mitigar este efeito, utilizam-se módulos PV piloto, com características idênticas, nos quais são realizadas as medições, evitando-se assim o impacto sobre o módulo principal [51].

Os algoritmos MPPT baseados na técnica de procura por medição e comparação fundamentam-se na deteção de parâmetros externos, como corrente, tensão, irradiância

ou temperatura que são analisados e comparados para determinar o MPP [49]. Um exemplo destes algoritmos é o *Look-up Table*, que recorre a informações prévias sobre o sistema PV, atributos técnicos e dados experimentais obtidos sob diversas condições atmosféricas, para localizar o MPP. Um controlador regula o ciclo de trabalho do conversor e, quando os parâmetros medidos coincidem com os valores predefinidos na tabela, conclui-se que o controlador atingiu o seu objetivo. No entanto, variações nas condições atmosféricas e nas cargas podem interromper o sistema, levando o controlador a reajustar os valores de corrente e potência. Apesar da sua eficácia, esta abordagem tem a desvantagem de exigir um grande volume de armazenamento de dados [53].

Os algoritmos MPPT baseados na técnica de tentativa e erro fazem uma estimativa inicial e, em seguida, observam os resultados subsequentes para determinar o critério da próxima iteração, com o intuito de localizar o MPP [49]. Um exemplo frequentemente utilizado desta categoria é o algoritmo perturba e observa (P&O), conhecido pela sua estrutura de controlo simples, baixo custo e reduzida manutenção. O princípio deste algoritmo reside em aumentar ou diminuir a tensão de saída do módulo PV [54], um processo designado por "perturbação", observando-se a diferença na potência de saída entre duas iterações [55]. Se a perturbação na tensão resultar num aumento de potência, o algoritmo mantém essa direção, repetindo o processo até atingir o MPP [54]. No entanto, este método apresenta limitações como oscilações em torno do MPP, baixa eficiência face a variações na irradiância e um tempo de convergência elevado, o que motivou o desenvolvimento de melhorias no próprio algoritmo [55]. Outro exemplo é o método *PV Output Senseless* (POS), adequado para grandes sistemas PV, que considera apenas a corrente fornecida à carga, sem necessidade de medir I_{pv} ou V_{pv} . Este algoritmo monitoriza as alterações na corrente de carga e utiliza-as como feedback para ajustar o ciclo de trabalho, observando-se a relação do ciclo de trabalho para determinar se a corrente de carga deve aumentar ou diminuir em função da tensão de saída do sistema PV [56], [57].

Relativamente aos algoritmos MPPT baseados em técnicas de procura numérica, estes utilizam métodos numéricos para localizar o MPP. Um exemplo é o método de *Newton-Raphson* (NR), que se destaca pela sua rapidez e simplicidade ao determinar os parâmetros para encontrar o MPP. Quando a diferença entre duas iterações consecutivas for um valor abaixo de 1^{-3} , o algoritmo conclui a sua execução. Porém, se o valor inicial estiver distante do MPP, pode ocorrer divergência, e se a tangente do denominador for paralela ao eixo dos x, uma solução não será encontrada. Para mitigar este problema, pode ser introduzida uma tolerância no denominador [58].

No que concerne às técnicas de procura com base em cálculo matemático, estas utilizam equações matemáticas para localizar o MPP. Um exemplo é o método de condutância incremental (IC), que se baseia no facto de o declive no ponto máximo da curva P-V ser nulo. A derivada da corrente em função da tensão é comparada com o valor negativo da corrente em função da tensão. Quando ambos são iguais, conclui-se que o sistema opera no MPP [59].

Os métodos convencionais de MPPT são geralmente considerados eficazes para procurar o MPP em condições uniformes de irradiância [48]. Contudo, apresentam desvantagens como a demora na procura, oscilações em torno do GMPP e negligenciam os efeitos de PSCs que pode resultar na falha da procura do MPP [46], [47]. Sobre PSC, se o GMPP surgir após o LMPP durante o processo de busca, as técnicas convencionais estabilizam ou oscilam em torno do LMPP, sem nunca identificar o GMPP. Para resolver estas limitações, foram propostos métodos computacionais avançados. Estes podem reduzir o nível de perturbação próximo ao MPP e demonstram bom desempenho tanto em condições de irradiância uniforme quanto com PSC. Estes métodos podem ser classificados em duas subcategorias: métodos fundamentados em inteligência artificial (AI) e bio-inspirados (BI) [48].

Devido à natureza não linear dos módulos PV, os métodos de AI são considerados os mais eficientes para lidar com este problema. Os métodos de AI eliminam todos os requisitos do modelo matemático do sistema, exigindo apenas um conhecimento prévio do sistema para fornecer um *design* adequado. No entanto, apesar de fornecerem soluções rápidas e flexíveis, os métodos de AI são computacionalmente exigentes [48], uma vez que requerem o processamento de grandes quantidades de dados para o treino do sistema [46], [47].

Recentemente, os métodos BI têm recebido muita atenção devido ao seu potencial para encontrar soluções de elevada qualidade para problemas complicados de otimização, como funções objetivo multimodais, que é o caso das curvas P-V durante o PSC [48]. Estes métodos pertencem à família de algoritmos de otimização meta-heurística [21], que são caracterizados por uma redução no esforço computacional, elevada eficiência e simplicidade na procura, não exigindo um conhecimento prévio detalhado dos parâmetros do sistema [48].

Devido às limitações dos métodos convencionais e computacionais avançados, foram propostos algoritmos híbridos, combinando diferentes abordagens para aumentar a eficiência da procura, particularmente em cenários com PSC. Estes algoritmos variam

no seu princípio de funcionamento, complexidade, precisão e velocidade de procura [48]. Estes algoritmos operam em duas fases: primeiro, estimam o MPP e, em seguida, realizam um ajuste fino para otimizar a operação [47]. Na literatura, os métodos híbridos mais frequentemente aplicados combinam dois métodos convencionais, um método convencional com um método computacional avançado, ou dois métodos computacionais avançados, resultando num desempenho superior ao dos algoritmos individuais [48].

3.3 Algoritmo proposto

O algoritmo proposto é o *Chaotic Electric Eel Foraging Optimization* (C-EEFO), que utiliza números caóticos para evitar os LMPPs e garantir a convergência no GMPP. Este algoritmo é uma modificação do *Electric Eel Foraging Optimization* (EEFO), que, por sua vez, é inspirado no comportamento de procura exibido pelas enguias elétricas no seu habitat natural. A abordagem do EEFO tem como objetivo a resolução de problemas de otimização global, visando encontrar soluções eficientes em espaços de procura complexos. Sendo uma técnica relativamente recente, o propósito desta dissertação é implementar este algoritmo bio-inspirado na área de sistemas PV, com o intuito de avaliar o seu potencial na procura do MPP.

Na natureza, as enguias elétricas exibem quatro comportamentos fundamentais: interação, descanso, caça e migração. Estes comportamentos servem de inspiração para o desenvolvimento do EEFO. A interação corresponde à busca global, na qual as enguias interagem com o ambiente envolvente para identificar potenciais fontes de alimento. O descanso permite a exploração local, sendo que, durante este período, as enguias interrompem temporariamente a sua movimentação para explorar áreas próximas em busca de recursos disponíveis. A caça estabelece um equilíbrio entre a exploração global e local, permitindo que as enguias alternem entre essas duas estratégias, adaptando-se continuamente às condições do ambiente. A migração auxilia as enguias a evitarem máximos locais, ao deslocarem-se para novas áreas quando as condições do ambiente atual não são favoráveis.

Com base nestes comportamentos naturais, o C-EEFO é implementado seguindo uma estrutura específica. Inicialmente, é gerada uma população de "enguias virtuais", também referidas como agentes ou partículas, que são distribuídas de forma aleatória no espaço de procura. Em seguida, a aptidão de cada agente (enguia), que corresponde à função objetivo, é avaliada em função da sua posição no espaço de procura.

Após a fase de inicialização e a primeira avaliação, o algoritmo repete sucessivamente várias etapas até que um critério de paragem seja alcançado. As etapas principais incluem a interação global, o descanso, a caça, a migração e a subsequente avaliação das novas posições. Na fase de interação global, as posições dos agentes são atualizadas com base na melhor solução obtida até ao momento, promovendo assim uma busca ampla e global. Durante o descanso, é realizada uma procura local para explorar soluções nas imediações da posição atual, permitindo uma investigação mais detalhada em áreas próximas. A fase de caça envolve a investigação de regiões tanto próximas como distantes, na tentativa de encontrar soluções mais promissoras. Na etapa de migração, alguns agentes são deslocados para novas áreas do espaço de procura, de forma a evitar a convergência prematura em máximos locais. Por fim, realiza-se uma avaliação das novas posições, com vista a determinar se as novas soluções são mais eficazes do que as anteriores.

O processo culmina na fase de convergência, em que o algoritmo é considerado convergente quando a aptidão dos agentes estabiliza ou quando um limite previamente definido é atingido. Esta metodologia permite que o C-EEFO explore de forma eficaz o espaço de procura, equilibrando a exploração global e local, enquanto evita a convergência prematura em máximos locais, através de estratégias de migração e adaptação contínua dos agentes. Consequentemente, o algoritmo revela-se promissor na identificação do MPP em sistemas PV, mesmo em cenários de elevada complexidade.

Os comportamentos descritos são ilustrados no fluxograma apresentado na Figura 3.2. Numa fase inicial, são inicializados os parâmetros e variáveis necessárias para o funcionamento do algoritmo, que são: limite inferior (lb) e limite superior (ub), sendo que lb é definido como zero e ub corresponde ao valor da tensão de circuito aberto (V_{oc}) do sistema PV; a dimensão do problema (d); o número da população (np); o valor da iteração ($iter$) que é inicialmente estabelecido como zero; e, finalmente, definido o número de iterações máximas para o problema ($itermax$). Com as variáveis devidamente inicializadas, o posicionamento inicial dos agentes (Pos) é determinado pela seguinte equação:

$$Pos = lb + (ub - lb) * rand \quad (3.1)$$

Além disso, realiza-se uma primeira avaliação da potência dos agentes nas respetivas posições.

A partir deste ponto, com uma população de 10 agentes, é necessário calcular se entram na fase de interação, de acordo com a equação (3.2):

$$e = e_0 * rand * \exp(-1 * (iter/itermax)) \quad (3.2)$$

onde e_0 é dado por:

$$e_0 = 4 * \sin(1 - iter/itermax) \quad (3.3)$$

Este valor define a trajetória do agente em questão. Dependendo do resultado da comparação com x (um valor definido pelo utilizador), a partícula entra na fase de interação ou numa das outras três fases subsequentes.

Caso a partícula entre na fase de interação, prepara-se o número caótico iterativo através da expressão (3.4):

$$x_{i+1} = \sin\left(\frac{a\pi}{x}\right), a = 0.7 \quad (3.4)$$

De forma geral, esta fase pode ser classificada como uma técnica de procura global, uma vez que a potência da partícula atual é comparada com uma posição aleatória. Dependendo do resultado, o agente atual pode ser reposicionado num novo ponto otimizado. Caso contrário, existe a possibilidade de a partícula transitar para uma das outras três fases (descanso, migração ou caça) que contribuem para a convergência do algoritmo.

Na fase de descanso, o novo posicionamento do agente é calculado com base na área de descanso, utilizando um número caótico. Na fase de migração, o novo posicionamento é obtido a partir da combinação da área de descanso, da área de caça e da função *Levy*. Já na fase de caça, o posicionamento é calculado com base na área de caça e no fator de ondulação.

Após a partícula transitar por uma das fases mencionadas, a potência do seu novo posicionamento é calculada, sendo o melhor valor, tanto a nível individual como global, atualizado caso a nova potência se revele superior em relação às restantes. Quando todas

as partículas forem avaliadas e o número de iterações atingir o limite previamente imposto, o algoritmo encerra o seu processo e apresenta os resultados obtidos.

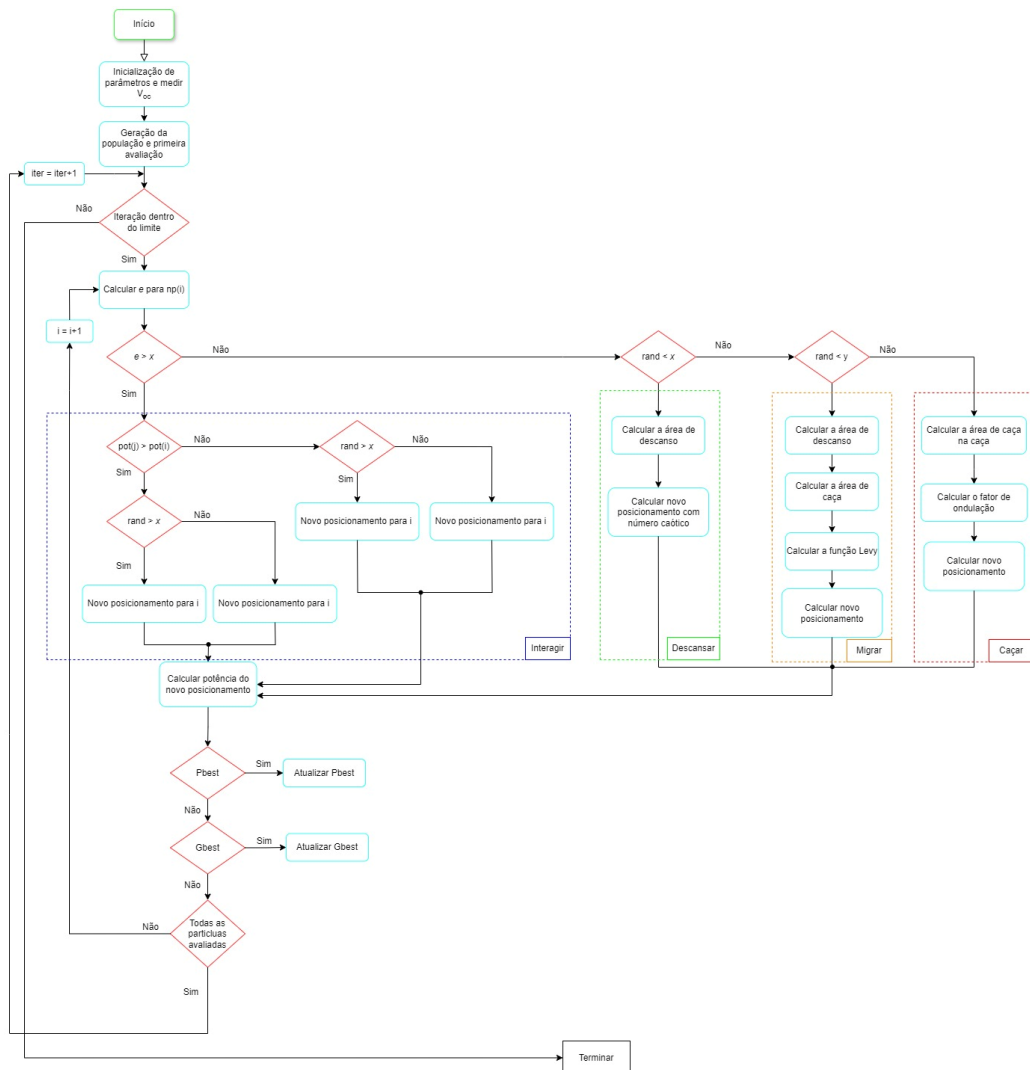


Figura 3.2 - Fluxograma do algoritmo proposto

Capítulo 4

Discussão e Resultados de Simulação

Este capítulo tem como principal objetivo apresentar e discutir os resultados obtidos através da aplicação do algoritmo C-EEFO em diversos casos de estudo, visando analisar o seu desempenho na procura do GMPP em sistemas PV.

4.1 Introdução

Para avaliar o desempenho do C-EEFO na procura do GMPP num sistema PV, foi modelado e simulado um sistema PV no *Matlab*, constituído por três módulos ligados em série. Cada módulo foi representado através de um modelo de um díodo e composto por 60 células também ligadas em série. Além disso, três díodos de bypass foram incluídos em antiparalelo, resultando num total de nove díodos de *bypass* no sistema, sendo que cada um está associado a um grupo de 20 células. As características dos módulos são detalhadas na Tabela 4.1. Na simulação, cada grupo foi tratado de forma independente, o que permitiu aplicar diferentes níveis de irradiância e temperatura a cada um, independentemente do módulo.

Tabela 4.1: Características dos módulos utilizados

Parâmetros	Valores
Potência máxima de operação, MPP	83.43 W
Número de células, N_s	20
Tensão de circuito aberto, V_{oc}	12.53 W
Corrente de curto-circuito, I_{sc}	8.68 A
Tensão máxima de operação, V_{mpp}	10.3 W
Corrente máxima de operação, I_{mpp}	8.1 A
Coefficiente de temperatura de tensão de circuito aberto	-0.329
Coefficiente de temperatura de corrente de curto-circuito	0.038

Nesta análise, foram definidos três casos de estudo para avaliar o desempenho do C-EEFO. No primeiro caso, o sistema foi submetido a condições uniformes de irradiância e temperatura, em STC, sem sombreamento parcial, com uma irradiância de 1000 W/m² e temperatura de 25°C. Este cenário permitiu avaliar o comportamento do algoritmo em condições ideais. No segundo caso, foram simuladas condições não uniformes de irradiância, representando a ocorrência de sombreamento parcial. No terceiro e último caso, foram considerados três cenários de sombreamento parcial com variações mais

extremas, de modo a testar a robustez do algoritmo em condições de maior complexidade.

Através do *Simulink* do *Matlab*, foram retirados os resultados para cada caso de estudo, para os utilizar no processo de avaliação do algoritmo na curva característica P-V. O C-EEFO foi testado em realimentação nos diferentes casos de estudo e comparado com diversos algoritmos. Estes algoritmos de MPPT são o *Flower Pollination Algorithm* (FPA), o *Grey Wolf Optimization* (GWO), o *Particle Swarm Optimization* (PSO) clássico e também o algoritmo convencional P&O. Os parâmetros de controlo dos algoritmos encontram-se resumidos na Tabela 4.2.

A comparação entre os algoritmos centrou-se em três métricas principais: eficiência, eficácia na deteção do GMPP, e número de iterações até à convergência. A eficiência foi calculada através da equação (4.1), que calcula a razão entre o somatório da potência extraída pelo algoritmo MPPT (P_{extr}) e o somatório da potência disponível do sistema PV (P_{disp}). Quanto à eficácia, ou taxa de sucesso, foi medida comparando o valor do GMPP obtido pelo algoritmo, arredondado a duas casas decimais, com o valor real do GMPP. Se ambos os valores fossem idênticos, o algoritmo era considerado bem-sucedido.

$$E_f = \frac{\sum P_{extr}}{\sum P_{disp}} * 100 \quad (4.1)$$

Tabela 4.2: Parâmetros de controlo dos algoritmos MPPT utilizados

Algoritmo MPPT	Parâmetros
C-EEFO	$x = 0.01$
FPA	$p = 0.47$
GWO	$a = (1 - \frac{iter}{itermax})^2$
PSO	$c1, c2 = 1.27, \omega = 0.33$
P&O	$Passo = 0.7V$

Para garantir uma comparação justa entre os diferentes algoritmos, todos os casos de estudo foram simulados com uma população de 10 partículas por algoritmo, partilhando-se o mesmo posicionamento inicial entre eles. Em cada teste, o número máximo de iterações permitido foi fixado em 25, ou seja, cada partícula teve até 25 iterações para encontrar o GMPP, resultando num total de 250 iterações (25 iterações

por cada uma das 10 partículas). Este número foi considerado suficiente para que todos os algoritmos tivessem oportunidade de identificar o GMPP.

4.2 Caso de estudo 1: Sem Sombreamento Parcial

O primeiro caso de estudo é o mais simples, simulado nas STC, com 1000 W/m^2 e 25°C . Sob estas condições, o sistema PV apresenta apenas um ponto de máxima potência, com uma tensão de $92,68 \text{ V}$ e uma potência de $750,86 \text{ W}$. A Figura 4.1(a) ilustra a curva característica PV e a Figura 4.1(b) ilustra as curvas de convergência dos algoritmos MPPT selecionados.

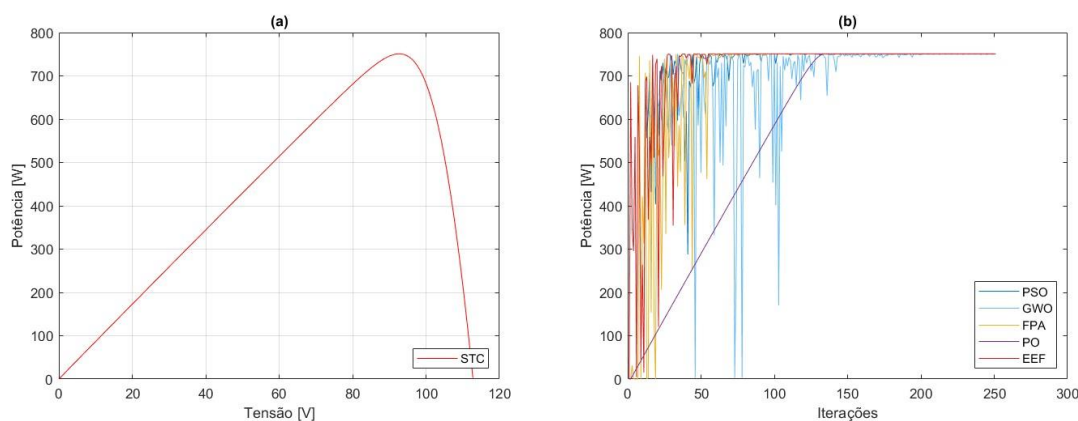


Figura 4.1 - Curva característica (a) e curvas de convergência obtidas para o caso de estudo 1 (b)

A análise da Figura 4.1(b) revela que o C-EEFO (denominado "EEF" nas figuras) foi o algoritmo que necessitou de menos iterações para convergir, além de apresentar menores oscilações durante o processo de procura do GMPP.

Os algoritmos foram testados 50 vezes, e os resultados encontram-se na Tabela 4.3. O C-EEFO alcançou o GMPP em todos os testes realizados, convergindo sempre para os 750.86 W . Foi o algoritmo que menos iterações necessitou para convergir, 89 em média, com um valor mínimo de 57 e máximo de 128 iterações. Além disso, o C-EEFO apresentou a maior eficiência, com uma média de $96,48\%$, e valores mínimo e máximo de $93,28\%$ e $98,50\%$, respetivamente.

O algoritmo convencional P&O, por outro lado, foi o único que não convergiu corretamente para o GMPP, devido às suas oscilações em torno de um valor aproximado e ao passo de variação utilizado, comportamento típico deste tipo de algoritmos. Este facto serve como uma comparação entre os métodos convencionais e os restantes

métodos computacionais avançados. Os outros algoritmos meta-heurísticos (FPA, GWO e PSO) apresentaram uma taxa de sucesso de 100%, convergindo todos para a potência de 750,86 W. O FPA, GWO e PSO necessitaram, em média, de 139, 228 e 140, respectivamente, demonstrando que o C-EEFO foi o algoritmo mais rápido. Relativamente à eficiência, o FPA, GWO e PSO obtiveram valores médios de 88,59%, 91,86% e 95,49%, respectivamente, comprovando a superioridade do C-EEFO. Isto coloca o C-EEFO como o mais eficiente, o PSO em segundo, o GWO em terceiro, o FPA em quarto e P&O (74.69%) em último.

Tabela 4-3: Comparação de resultados do primeiro caso de estudo

Caso de estudo 1: Sem Sombreamento Parcial												
Método MPPT	GMPP [W]	Taxa de sucesso [%]	GMPP [W]			Iterações até convergir			Eficiência [%]			
			Mín	Média	Máx	Mín	Média	Máx	Mín	Média	Máx	
C-EEFO	750.86	100	750.86	750.86	750.86	57	89	128	93.28	96.48	98.50	
FPA	750.86	100	750.86	750.86	750.86	63	139	248	61.29	88.59	97.22	
GWO	750.86	100	750.86	750.86	750.86	219	228	239	89.79	91.86	94.00	
PSO	750.86	100	750.86	750.86	750.86	113	140	182	92.89	95.49	97.79	
PO	750.86	0	750.78	750.78	750.78	N	N	N	74.69	74.69	74.69	

4.3 Caso de estudo 2: Com Sombreamento Parcial

No segundo caso de estudo, o sistema PV foi submetido a PSC, tendo-se alterado nas simulações a irradiância do último grupo de células para 670 W/m^2 , mantendo os restantes grupos nas STC (1000 W/m^2 e 25°C), ou seja, apenas um diodo de *bypass* foi polarizado diretamente. A curva característica resultante, apresentada na Figura 4.2(a), exibe dois máximos locais, sendo o GMPP associado a uma potência de $661,75 \text{ W}$. Comparando com o primeiro caso, verifica-se uma diminuição significativa da potência máxima, de $750,86 \text{ W}$ para $661,75 \text{ W}$, devido ao sombreamento parcial.

Na Figura 4.2(b) são apresentadas as curvas de convergência obtidas pelos algoritmos MPPT escolhidos para a simulação. Os resultados encontram-se na Tabela 4.4.

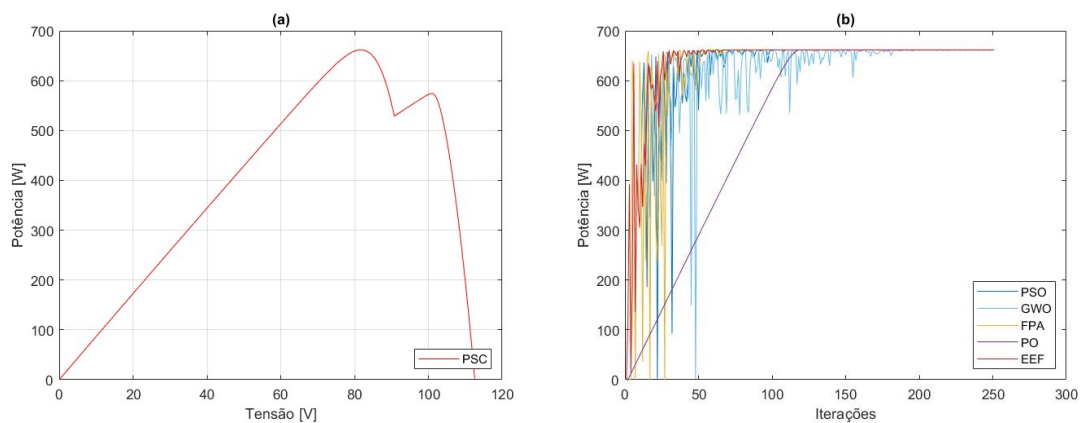


Figura 4.2 - Curva característica (a) e curvas de convergência obtidas para o caso de estudo 2 (b)

O C-EEFO localizou o GMPP em todos os 50 testes realizados, convergindo, em média, para uma potência de $661,75 \text{ W}$, valor do GMPP. O C-EEFO convergiu, em média, na iteração número 78. O menor e o maior número de iterações até convergir foram 52 e 110, respetivamente. O C-EEFO apresentou uma eficiência média de $97,14\%$, uma eficiência mínima e máxima de $94,09\%$ e $98,83\%$, respetivamente. O C-EEFO foi o algoritmo a convergir mais rapidamente e também o com a maior eficiência calculada.

O C-EEFO, juntamente com o PSO, obteve uma taxa de sucesso de 100% , enquanto o FPA e o GWO apresentaram uma taxa de 98% . O C-EEFO e PSO convergiram para o GMPP, $661,75 \text{ W}$. O FPA e GWO convergiram, em média, para $661,60 \text{ W}$ e $661,75 \text{ W}$, respetivamente, com $654,59 \text{ W}$ e $661,74 \text{ W}$ como valores mínimos e $661,75 \text{ W}$ como valor máximo de potência, respetivamente. Em média e por ordem crescente, o C-EEFO,

FPA, PSO e GWO necessitaram de 78, 132, 151 e 200 iterações até convergir, respectivamente. Do mesmo modo, C-EEFO, PSO, GWO e FPA obtiveram uma eficiência média de 97.14%, 96.28%, 94.24% e 91.93%, respectivamente.

Tabela 4.4: Comparação de resultados do segundo caso de estudo

Caso de estudo 2: Com Sombreamento Parcial												
Método MPPT	GMPP [W]	Taxa de sucesso [%]	GMPP [W]			Iterações até convergir			Eficiência [%]			
			Mín	Média	Máx	Mín	Média	Máx	Mín	Média	Máx	
C-EEFO	661.75	100	661.75	661.75	661.75	52	78	110	94.09	97.14	98.83	
FPA	661.75	98	654.59	661.60	661.75	67	132	224	79.05	91.93	98.00	
GWO	661.75	98	661.74	661.75	661.75	182	200	217	92.77	94.24	95.41	
PSO	661.75	100	661.75	661.75	661.75	119	151	188	93.11	96.28	98.18	

4.4 Caso de estudo 3: Com Maior Sombreamento Parcial

No terceiro caso de estudo, foram simulados três testes com PSC, alterando-se os níveis de irradiância a cada 250 iterações para refletir diferentes condições de sombreamento no sistema PV. A Figura 4.3 ilustra as curvas características e as curvas de convergência correspondentes a cada cenário. No primeiro cenário foram alterados o segundo e quinto grupo para 720 W/m^2 e 477 W/m^2 , respectivamente, portanto dois díodos de *bypass* foram polarizados diretamente. No segundo cenário foram alterados quatro, o primeiro para 515 W/m^2 , o segundo para 720 W/m^2 , o oitavo para 785 W/m^2 e o último para 342 W/m^2 . No terceiro caso foram todos alterados, o primeiro para 987 W/m^2 , o segundo para 205 W/m^2 , o terceiro para 825 W/m^2 , o quarto para 754 W/m^2 , o quinto para 578 W/m^2 , o sexto para 273 W/m^2 , o sétimo para 387 W/m^2 , o oitavo para 348 W/m^2 e o último para 782 W/m^2 . A temperatura manteve-se sempre nos 25°C . Os grupos que se mantiveram inalterados no primeiro e no segundo cenário mantiveram-se a 1000 W/m^2 . Os respectivos resultados encontram-se na Tabela 4.5.

A Figura 4.3(a) (Cenário 1) apresenta três máximos locais, onde o GMPP tem um valor de 572.63 W , enquanto a Figura 4.3(b) (Cenário 2) apresenta 5 máximos locais, onde o GMPP é de 459.74 W . A Figura 4.3(c) (Cenário 3) apresenta 6 máximos locais e também um GMPP menor de 255.47 W . Observa-se, portanto, que quanto mais severas forem as PSC, menor será o GMPP.

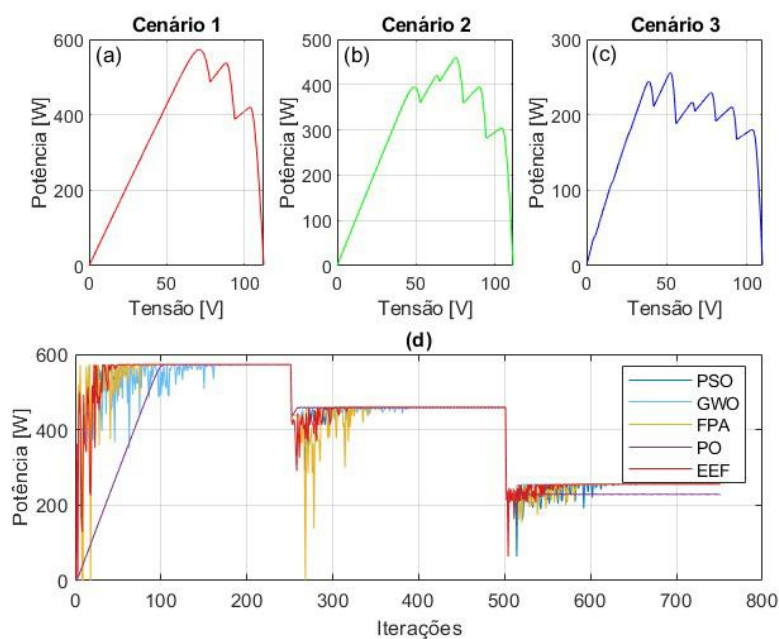


Figura 4.3 - Curva característica e curvas de convergência obtidas para o caso de estudo 3

No primeiro cenário, o C-EEFO localizou o GMPP em todos os 50 testes realizados, o único a fazê-lo, convergindo, em média, para uma potência de 572.63 W. O C-EEFO convergiu, em média, na iteração número 81 e o menor e maior número de iterações até convergir obtidos foram de 52 e 120, respectivamente. O C-EEFO apresentou uma eficiência média de 97.25%, uma eficiência mínima e máxima de 94.60% e 98.92% respectivamente. O C-EEFO foi o algoritmo a convergir mais rapidamente, o único com uma taxa de sucesso de 100% e também com a maior eficiência calculada.

No segundo cenário, o C-EEFO também localizou o GMPP em todos os 50 testes realizados, mais uma vez o único a fazê-lo, convergindo, em média, para uma potência de 459.74 W. O C-EEFO convergiu, em média, na iteração número 100 e o menor e maior número de iterações até convergir obtidos foram de 58 e 143, respectivamente. O C-EEFO apresentou uma eficiência média de 96.85%, uma eficiência mínima e máxima de 94.15% e 98.15% respectivamente. O C-EEFO foi, novamente, o algoritmo a convergir mais rapidamente, o único com uma taxa de sucesso de 100% e também com a maior eficiência calculada.

No terceiro e último cenário, o C-EEFO localizou o GMPP em todos os 50 testes realizados, novamente o único a fazê-lo, convergindo, em média, para uma potência de 255.47 W. O C-EEFO convergiu, em média, na iteração número 116 e o menor e maior número de iterações até convergir obtidos foram de 64 e 208, respectivamente. O C-EEFO apresentou uma eficiência média de 96.96%, uma eficiência mínima e máxima de 94.46% e 98.23% respectivamente. O C-EEFO foi o algoritmo a convergir mais rapidamente, o único com uma taxa de sucesso de 100% e também com a maior eficiência calculada.

No primeiro cenário, apenas o C-EEFO obteve uma taxa de sucesso de 100%. Os FPA, GWO e PSO obtiveram 92%, 74% e 88%, respectivamente. O C-EEFO convergiu para o GMPP, de 572.63 W, mas o FPA, GWO e PSO convergiram, em média, para 560.95 W, 562.34 W e 566.16 W, respectivamente. Em média e em ordem crescente, o C-EEFO, FPA, PSO e GWO necessitaram de 81, 132, 154 e 183 iterações até convergir, respectivamente. Do mesmo modo, C-EEFO, GWO, PSO e FPA obtiveram uma eficiência média de 97.25%, 95.79%, 95.46% e 92.51%, respectivamente.

No segundo cenário, apenas o C-EEFO obteve uma taxa de sucesso de 100%. Os FPA, GWO e PSO obtiveram 88%, 88% e 94%, respectivamente. O C-EEFO convergiu para o GMPP, de 459.74 W, mas o FPA, GWO e PSO convergiram, em média, para 447.51 W, 452.84 W e 456.90 W, respectivamente. Em média e em ordem crescente, o C-EEFO,

FPA, PSO e GWO necessitaram de 100, 142, 170 e 214 iterações até convergir, respectivamente. Do mesmo modo, C-EEFO, GWO, PSO e FPA obtiveram uma eficiência média de 96.85%, 95.12%, 94.54% e 91.75%, respectivamente.

No terceiro e último cenário, apenas o C-EEFO obteve uma taxa de sucesso de 100%, FPA, GWO e PSO obtiveram 74%, 46% e 82%, respectivamente. O C-EEFO convergiu para o GMPP, de 255.47 W, mas o FPA, GWO e PSO convergiram, em média, para 246.53 W, 235.46 W e 250.91 W, respectivamente. Em média e em ordem crescente, o C-EEFO, FPA, PSO e GWO necessitaram de 116, 149, 195 e 195 iterações até convergir, respectivamente. Do mesmo modo, C-EEFO, PSO, GWO e FPA obtiveram uma eficiência média de 96.96%, 93.51%, 91.53% e 91.02%, respectivamente.

Tabela 4.5: Comparação de resultados do terceiro caso de estudo

Caso de estudo 3: Com Maior Sombreamento Parcial													
Cenários	Método MPPT	GMPP [W]	Taxa de sucesso [%]	GMPP [W]			Iterações até convergir			Eficiência [%]			
				Mín	Média	Máx	Mín	Média	Máx	Mín	Média	Máx	
Cenário 1	C-EEFO	572.63	100	572.63	572.63	572.63	52	81	120	94.60	97.25	98.92	
	FPA	572.63	92	426.04	560.95	572.63	59	132	221	74.40	92.51	98.02	
	GWO	572.63	74	506.16	562.34	572.63	155	183	242	86.08	95.79	98.64	
Cenário 2	PSO	572.63	88	507.98	566.16	572.63	78	154	228	88.71	95.46	98.18	
	C-EEFO	459.74	100	459.74	459.74	459.74	58	100	143	94.15	96.85	98.15	
	FPA	459.74	88	357.44	447.51	459.74	79	142	N	77.77	91.75	97.34	
Cenário 3	GWO	459.74	88	378.07	452.84	459.74	191	214	248	82.03	95.12	98.12	
	PSO	459.74	94	357.70	456.90	459.74	125	170	248	77.79	94.54	96.87	
	C-EEFO	255.47	100	255.47	255.47	255.47	64	116	208	94.46	96.96	98.23	
Cenário 3	FPA	255.47	74	190.90	246.53	255.47	67	149	N	74.73	91.02	96.69	
	GWO	255.47	46	193.61	235.46	255.47	156	195	244	76.97	91.53	98.07	
Cenário 3	PSO	255.47	82	191.01	250.91	255.47	69	195	N	74.76	93.51	96.51	

Capítulo 5

Conclusão

A energia PV tem demonstrado um grande potencial de crescimento. Nos últimos anos, o setor PV tem registado um aumento significativo na produção global de energia, e espera-se que continue a crescer, tornando-se uma das principais fontes de energia renovável. Contudo, apesar de todo o incentivo à utilização da energia PV, esta tecnologia apresenta algumas limitações, tais como os custos iniciais de instalação, a baixa eficiência na conversão de energia e o comportamento não-linear entre tensão e corrente, que depende das condições atmosféricas.

Para otimizar o desempenho dos sistemas PV e garantir que operem no ponto de máxima potência em qualquer instante, o uso de controladores de MPPT é imprescindível. Os algoritmos convencionais de MPPT, embora eficazes em condições uniformes, enfrentam desafios como a dificuldade em lidar com comportamentos não-lineares, oscilações em torno do ponto de máxima potência e tempos de convergência elevados. Como resposta a essas limitações, a literatura tem proposto vários algoritmos de MPPT baseados em métodos de otimização meta-heurísticos, que se destacam pela sua robustez, flexibilidade e capacidade de identificar o GMPP, especialmente em condições de sombreamento parcial complexas.

Nesta dissertação, foi proposto um novo algoritmo de MPPT denominado de C-EEFO. A validação do mesmo foi realizada através de três casos de estudo, um sem sombreamento parcial e os outros dois com diferentes níveis de sombreamento parcial. O desempenho do novo algoritmo foi comparado com o algoritmo convencional clássico P&O e outros algoritmos computacionais avançados bio-inspirados, como o FPA, GWO e PSO. Os resultados demonstram que o algoritmo proposto superou os restantes em termos de taxa de sucesso, número de iterações até convergir e eficiência. O novo algoritmo conseguiu alcançar o GMPP com uma taxa de sucesso de 100%, apresentando uma redução no número de iterações até convergir de entre 22% e 61%. Além disso, a eficiência foi superior em 1 a 8% quando comparada com os outros algoritmos de MPPT implementados.

Portanto, conclui-se que o C-EEFO oferece um desempenho elevado na procura do GMPP, tanto em condições uniformes como não uniformes, nomeadamente em cenários complexos de sombreamento parcial, pela taxa de sucesso elevada.

Referências Bibliográficas

- [1] M. Romanello et al., “The 2022 report of the Lancet Countdown on health and climate change: health at the mercy of fossil fuels,” The Lancet, vol. 400, no. 10363, pp. 1619–1654, Nov. 2022, doi: 10.1016/S0140-6736(22)01540-9.
- [2] “Fossil fuel consumption by fuel type, World.” Accessed: Sep. 25, 2024. [Online]. Available: <https://ourworldindata.org/grapher/fossil-fuel-consumption-by-fuel-type>
- [3] “Renewable power is set to break another global record in 2022 despite headwinds from higher costs and supply chain bottlenecks - News - IEA.” Accessed: Sep. 25, 2024. [Online]. Available: <https://www.iea.org/news/renewable-power-is-set-to-break-another-global-record-in-2022-despite-headwinds-from-higher-costs-and-supply-chain-bottlenecks>
- [4] “Renewable electricity capacity growth by country or region, main case, 2005-2028 – Charts – Data & Statistics - IEA.” Accessed: Sep. 25, 2024. [Online]. Available: <https://www.iea.org/data-and-statistics/charts/renewable-electricity-capacity-growth-by-country-or-region-main-case-2005-2028>
- [5] “Renewable electricity capacity growth in China, main case, 2005-2028 – Charts – Data & Statistics - IEA.” Accessed: Sep. 25, 2024. [Online]. Available: <https://www.iea.org/data-and-statistics/charts/renewable-electricity-capacity-growth-in-china-main-case-2005-2028>
- [6] “Share of renewable electricity generation by technology, 2000-2028 – Charts – Data & Statistics - IEA.” Accessed: Sep. 25, 2024. [Online]. Available: <https://www.iea.org/data-and-statistics/charts/share-of-renewable-electricity-generation-by-technology-2000-2028>
- [7] “Renewable energy targets - European Commission.” Accessed: Sep. 25, 2024. [Online]. Available: https://energy.ec.europa.eu/topics/renewable-energy/renewable-energy-directive-targets-and-rules/renewable-energy-targets_en
- [8] “Spain - Draft Updated NECP 2021-2030 - European Commission.” Accessed: Sep. 25, 2024. [Online]. Available: https://commission.europa.eu/publications/spain-draft-updated-necp-2021-2030_en
- [9] “Portugal - Draft Updated NECP 2021-2030 - European Commission.” Accessed: Sep. 25, 2024. [Online]. Available: https://commission.europa.eu/publications/portugal-draft-updated-necp-2021-2030_en

- [10] “Bloco 3 – Portugal Energia.” Accessed: Sep. 25, 2024. [Online]. Available: <https://www.portugalenergia.pt/setor-energetico/bloco-3/>
- [11] “APREN - Produção.” Accessed: Sep. 25, 2024. [Online]. Available: <https://www.apren.pt/pt/energias-renovaveis/producao>
- [12] “Solar resource maps & GIS data for 200+ countries | Solargis.” Accessed: Sep. 25, 2024. [Online]. Available: <https://solargis.com/resources/free-maps-and-gis-data?locality=europe>
- [13] “Europe added 41.4 GW of new solar in 2022 – pv magazine International.” Accessed: Sep. 25, 2024. [Online]. Available: <https://www.pv-magazine.com/2022/12/19/europe-added-41-4-gw-of-new-solar-in-2022/>
- [14] “eu-market-outlook-for-solar-power-2022-2026 - SolarPower Europe.” Accessed: Sep. 25, 2024. [Online]. Available: <https://www.solarpowereurope.org/insights/outlooks/eu-market-outlook-for-solar-power-2022-2026>
- [15] “eu-market-outlook-for-solar-power-2023-2027 - SolarPower Europe.” Accessed: Sep. 25, 2024. [Online]. Available: <https://www.solarpowereurope.org/insights/outlooks/eu-market-outlook-for-solar-power-2023-2027>
- [16] S. Liu et al., “Pseudo-Planar Heterojunction Organic Photovoltaics with Optimized Light Utilization for Printable Solar Windows,” *Advanced Materials*, vol. 34, no. 23, p. 2201604, Jun. 2022, doi: <https://doi.org/10.1002/adma.202201604>.
- [17] M. A. Alim, Z. Tao, N. Saeed, X. Hao, M. J. Abden, and A. Rahman, “Effect of reflective coating on thermal and electrical performances of solar roof tiles,” *Energy Convers Manag*, vol. 270, p. 116251, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2022.116251>.
- [18] X. Costoya, M. deCastro, D. Carvalho, B. Arguilé-Pérez, and M. Gómez-Gesteira, “Combining offshore wind and solar photovoltaic energy to stabilize energy supply under climate change scenarios: A case study on the western Iberian Peninsula,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 157, p. 112037, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.112037>.
- [19] A. El Hammoumi, S. Chtita, S. Motahhir, and A. El Ghzizal, “Solar PV energy: From material to use, and the most commonly used techniques to maximize the power output of PV systems: A focus on solar trackers and floating solar panels,” *Energy Reports*, vol. 8, pp. 11992–12010, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.egy.2022.09.054>.

- [20] K. Bilen and İ. Erdoğan, “Effects of cooling on performance of photovoltaic/thermal (PV/T) solar panels: A comprehensive review,” *Solar Energy*, vol. 262, p. 111829, 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2023.111829>.
- [21] 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 (Basel)*, vol. 16, no. 5, 2023, doi: [10.3390/en16052206](https://doi.org/10.3390/en16052206).
- [22] M. F. Mahmoud, A. T. Mohamed, R. A. Swief, L. A. Said, and A. G. Radwan, “Arithmetic optimization approach for parameters identification of different PV diode models with FOPI-MPPT,” *Ain Shams Engineering Journal*, vol. 13, no. 3, p. 101612, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.asej.2021.10.007>.
- [23] G. Ciulla, V. Lo Brano, V. Di Dio, and G. Cipriani, “A comparison of different one-diode models for the representation of I–V characteristic of a PV cell,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 32, pp. 684–696, 2014, doi: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.01.027>.
- [24] D. S. AbdElminaam, E. H. Houssein, M. Said, D. Oliva, and A. Nabil, “An Efficient Heap-Based Optimizer for Parameters Identification of Modified Photovoltaic Models,” *Ain Shams Engineering Journal*, vol. 13, no. 5, p. 101728, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.asej.2022.101728>.
- [25] F. J. Toledo, V. Galiano, J. M. Blanes, V. Herranz, and E. Batzelis, “Photovoltaic single-diode model parametrization. An application to the calculus of the Euclidean distance to an I–V curve,” *Math Comput Simul*, vol. 225, pp. 794–819, 2024, doi: <https://doi.org/10.1016/j.matcom.2023.01.005>.
- [26] H. Kalliojärvi-Viljakainen, K. Lappalainen, and S. Valkealahti, “A novel procedure for identifying the parameters of the single-diode model and the operating conditions of a photovoltaic module from measured current–voltage curves,” *Energy Reports*, vol. 8, pp. 4633–4640, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.egy.2022.03.141>.
- [27] A. Abbassi, R. Ben Mehrez, B. Touaiti, L. Abualigah, and E. Touti, “Parameterization of photovoltaic solar cell double-diode model based on improved arithmetic optimization algorithm,” *Optik (Stuttg)*, vol. 253, p. 168600, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijleo.2022.168600>.
- [28] A. Gholami, M. Ameri, M. Zandi, R. Gavagsaz Ghoachani, and M. Gholami, “A fast and precise double-diode model for predicting photovoltaic panel electrical behavior in variable environmental conditions,” *International Journal of Ambient Energy*, vol. 44, no. 1, pp. 1298–1315, Dec. 2023, doi: [10.1080/01430750.2023.2173290](https://doi.org/10.1080/01430750.2023.2173290).

- [29] M. Abdel-Basset, R. Mohamed, M. Sharawi, L. Abdel-Fatah, M. Abouhawwash, and K. Sallam, "A comparative study of optimization algorithms for parameter estimation of PV solar cells and modules: Analysis and case studies," *Energy Reports*, vol. 8, pp. 13047–13065, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.egy.2022.09.193>.
- [30] H. Rezk and M. A. Abdelkareem, "Optimal parameter identification of triple diode model for solar photovoltaic panel and cells," *Energy Reports*, vol. 8, pp. 1179–1188, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.egy.2021.11.179>.
- [31] M. H. Qais, H. M. Hasanien, S. Alghuwainem, K. H. Loo, M. A. Elgendy, and R. A. Turkey, "Accurate Three-Diode model estimation of Photovoltaic modules using a novel circle search algorithm," *Ain Shams Engineering Journal*, vol. 13, no. 3, p. 101824, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.asej.2022.101824>.
- [32] H. Amaar and M. Khatri, "Issue 12 www.jetir.org (ISSN-2349-5162)," JETIR2012067 *Journal of Emerging Technologies and Innovative Research*, vol. 7, 2020, doi: [10.1729/Journal.25159](https://doi.org/10.1729/Journal.25159).
- [33] F. Zhang, X. Wang, M. Wu, X. Hou, C. Han, and Z. Liu, "Optimization design of uncertain parameters for improving the stability of photovoltaic system," *J Power Sources*, vol. 521, p. 230959, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2021.230959>.
- [34] A. Gholami, M. Ameri, M. Zandi, R. G. Ghoachani, S. Pierfederici, and H. A. Kazem, "Step-By-Step Guide to Model Photovoltaic Panels: An Up-To-Date Comparative Review Study," *IEEE J Photovolt*, vol. 12, no. 4, pp. 915–928, 2022, doi: [10.1109/JPHOTOV.2022.3169525](https://doi.org/10.1109/JPHOTOV.2022.3169525).
- [35] A. Younis, A. Bakhit, M. Onsa, and M. Hashim, "A comprehensive and critical review of bio-inspired metaheuristic frameworks for extracting parameters of solar cell single and double diode models," *Energy Reports*, vol. 8, pp. 7085–7106, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.egy.2022.05.160>.
- [36] H. M. Ridha, H. Hizam, S. Mirjalili, M. L. Othman, M. E. Ya'acob, and M. Ahmadipour, "Parameter extraction of single, double, and three diodes photovoltaic model based on guaranteed convergence arithmetic optimization algorithm and modified third order Newton Raphson methods," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 162, p. 112436, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2022.112436>.
- [37] Z. Gu, G. Xiong, and X. Fu, "Parameter Extraction of Solar Photovoltaic Cell and Module Models with Metaheuristic Algorithms: A Review," *Sustainability*, vol. 15, no. 4, 2023, doi: [10.3390/su15043312](https://doi.org/10.3390/su15043312).

- [38] R. A. Marques Lameirinhas, J. P. N. Torres, and J. P. de Melo Cunha, "A Photovoltaic Technology Review: History, Fundamentals and Applications," *Energies* (Basel), vol. 15, no. 5, 2022, doi: 10.3390/en15051823.
- [39] Y. Zhu and W. Xiao, "A comprehensive review of topologies for photovoltaic I–V curve tracer," *Solar Energy*, vol. 196, pp. 346–357, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2019.12.020>.
- [40] R. Arndt and R. Puto, "Basic understanding of IEC standard testing for photovoltaic panels," *TÜV SÜD Prod. Serv.*, 2010.
- [41] A. M. Ajmal, T. Sudhakar Babu, V. K. Ramachandaramurthy, Dalia. Yousri, and J. B. Ekanayake, "Static and dynamic reconfiguration approaches for mitigation of partial shading influence in photovoltaic arrays," *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, vol. 40, p. 100738, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.seta.2020.100738>.
- [42] K. Osmani, A. Haddad, H. Jaber, T. Lemenand, B. Castanier, and M. Ramadan, "Mitigating the effects of partial shading on PV system's performance through PV array reconfiguration: A review," *Thermal Science and Engineering Progress*, vol. 31, p. 101280, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.tsep.2022.101280>.
- [43] B. J. Restrepo-Cuestas, M. Durango-Flórez, L. A. Trejos-Grisales, and C. A. Ramos-Paja, "Analysis of Electrical Models for Photovoltaic Cells under Uniform and Partial Shading Conditions," *Computation*, vol. 10, no. 7, 2022, doi: 10.3390/computation10070111.
- [44] 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*, vol. 12, no. 6, 2022, doi: 10.3390/app12062927.
- [45] R. G. Vieira, F. M. U. de Araújo, M. Dhimish, and M. I. S. Guerra, "A Comprehensive Review on Bypass Diode Application on Photovoltaic Modules," *Energies* (Basel), vol. 13, no. 10, 2020, doi: 10.3390/en13102472.
- [46] 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: <https://doi.org/10.1049/iet-rpg.2019.1163>.
- [47] 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, 2021, doi: 10.17775/CSEEPES.2019.02720.

- [48] A. O. Baba, G. Liu, and X. Chen, "Classification and Evaluation Review of Maximum Power Point Tracking Methods," *Sustainable Futures*, vol. 2, p. 100020, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.sfr.2020.100020>.
- [49] A. K. Podder, N. K. Roy, and H. R. Pota, "MPPT methods for solar PV systems: a critical review based on tracking nature," *IET Renewable Power Generation*, vol. 13, no. 10, pp. 1615–1632, Jul. 2019, doi: <https://doi.org/10.1049/iet-rpg.2018.5946>.
- [50] 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: <https://doi.org/10.1049/iet-rpg.2019.0849>.
- [51] A. Hassan, O. Bass, and M. A. S. Masoum, "An improved genetic algorithm based fractional open circuit voltage MPPT for solar PV systems," *Energy Reports*, vol. 9, pp. 1535–1548, 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.egy.2022.12.088>.
- [52] C. N. Fapi, P. Wira, and M. Kamta, "Real-time experimental assessment of a new MPPT algorithm based on the direct detection of the short-circuit current for a PV system," *Parameters*, vol. 145, p. 24, 2021.
- [53] M. Sarvi and A. Azadian, "A comprehensive review and classified comparison of MPPT algorithms in PV systems," *Energy Systems*, vol. 13, no. 2, pp. 281–320, 2022, doi: [10.1007/s12667-021-00427-x](https://doi.org/10.1007/s12667-021-00427-x).
- [54] Z. Fan, S. Li, H. Cheng, and L. Liu, "Perturb and Observe MPPT Algorithm of photovoltaic System: A Review," in *2021 33rd Chinese Control and Decision Conference (CCDC)*, 2021, pp. 1413–1418. doi: [10.1109/CCDC52312.2021.9602272](https://doi.org/10.1109/CCDC52312.2021.9602272).
- [55] M. Kavya and S. Jayalalitha, "Developments in Perturb and Observe Algorithm for Maximum Power Point Tracking in Photo Voltaic Panel: A Review," *Archives of Computational Methods in Engineering*, vol. 28, no. 4, pp. 2447–2457, 2021, doi: [10.1007/s11831-020-09461-x](https://doi.org/10.1007/s11831-020-09461-x).
- [56] 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, 2017, doi: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.09.132>.
- [57] V. TIRTH, S. ALGARNI, K. IRSHAD, S. ISLAM, and M. D. H. ZAHIR, "Investigation of MPPT Techniques Under Uniform and Non-Uniform Solar Irradiation Condition—A Retrospection".

[58] S. Behera et al., "Computation of maximum power point tracking of PV module using modified Newton Raphson technique," *International Journal of Power Electronics and Drive Systems*, vol. 13, no. 4, p. 2478, 2022.

[59] L. Shang, H. Guo, and W. Zhu, "An Improved MPPT Control Strategy Based on Incremental Conductance Algorithm," *Protection and Control of Modern Power Systems*, vol. 5, no. 2, pp. 1–8, 2020, doi: 10.1186/s41601-020-00161-z.