

# **Modelação e análise dos díodos de *bypass* em sistemas fotovoltaicos sob condições de sombreamento parcial**

**Francisco André Lourenço Morais**

Dissertação para obtenção do Grau de Mestre em  
**Engenharia Eletrotécnica e de Computadores**  
(2<sup>o</sup> ciclo de estudos)

Orientador: Prof. Doutor Sílvio José Pinto Simões Mariano  
Co-orientador: Prof. Doutor José Álvaro Nunes Pombo

**setembro de 2021**



# Agradecimentos

Agradeço aos meus pais por todo o apoio incondicional e toda a ajuda no meu percurso académico. Sempre apoiando e acreditando em mim e nas minhas decisões. Agradeço à minha irmã pelo apoio e pela amizade.

Agradeço ao meu orientador o Professor Doutor Sílvio José Pinto Simões Mariano, por todo o apoio, toda a disponibilidade e orientação académica. Ao Mestre Hugo Gabriel Garcia Nunes por ter aceitado o desafio de ser meu co-orientador e me ter ajudado em toda a dissertação.

Deixo um agradecimento especial ao Professor Doutor José Álvaro Nunes Pombo por todo o apoio, transmissão de sabedoria e disponibilidade na realização da minha dissertação.

Agradeço a todos os elementos do laboratório de *Power Systems* da Faculdade de Engenharia da Universidade da Beira Interior pela ajuda e por todo o companheirismo demonstrado. Em particular quero agradecer aos mestres João Faria e João Fermeiro, pelo apoio na realização da minha dissertação.

A todos os meus amigos que se cruzaram comigo dentro e fora do percurso académico e que contribuíram com amizade e encorajamento. Em especial quero deixar um agradecimento à Catarina, por toda a amizade e carinho.



# Resumo

A produção de energia elétrica ainda é a maior necessidade da sociedade atual. De todas as fontes renováveis de energia elétrica, a energia fotovoltaica é aquela que apresenta uma maior margem de crescimento. Futuramente, devido ao uso massivo da energia fotovoltaica, os sistemas fotovoltaicos terão de ser extremamente eficientes e otimizados.

O objetivo desta dissertação consiste em preencher a lacuna existente na literatura especializada sobre o estudo elétrico-térmico dos díodos de *bypass* e o seu impacto nas curvas características Corrente-Tensão e Potência-Tensão. As condições de sombreamento parciais têm um forte impacto na produção de energia elétrica. Para quantificar esse impacto e analisar o efeito dos díodos de *bypass* foram criados dois perfis de sombreamento parcial e desenvolvido um sistema de *hardware* para obter os dados experimentais.

Para a validação matemática dos resultados obtidos, foram utilizados os modelos matemáticos mais citados na literatura (modelo matemático a um díodo e modelo matemático a dois díodos). No entanto, devido à natureza implícita das equações matemáticas que caracterizam os respectivos modelos matemáticos, a estimação dos parâmetros fotovoltaicos é um problema complexo e multimodal. Para ultrapassar essa limitação foi desenvolvido um novo algoritmo metaheurístico inspirado em redes neurais artificiais e no sistema nervoso humano hibridizado com mapas caóticos.

## Palavras-chave

Energia fotovoltaica; Modelo a um díodo; Modelo a dois díodos; Condições parciais de sombreamento; Díodo de *bypass*; Estimação dos parâmetros fotovoltaicos; Redes neurais artificiais; Mapas caóticos.



# Abstract

The production of electricity is still the greatest need in today's society. Of all renewable sources of electricity, photovoltaic energy is the one that presents a greater margin for growth. In the future, due to the massive use of photovoltaic energy, photovoltaic systems will have to be extremely efficient and optimized.

The objective of this dissertation is to fill the gap in the specialized literature on the electrical-thermal study of bypass diodes and their impact in Current-Voltage and Power-Voltage characteristic curves. The conditions of partial shading has a strong impact on electricity production. For quantify this impact and analyze the effect of bypass diodes were created two partial shading profiles and developed a hardware system to obtain the experimental data.

For the mathematical validation of the obtained results, were used the most cited mathematical models (single diode model and double diode model) in the literature. However, due to the implicit nature of the mathematics equations that characterize the respective mathematical models, the estimation of photovoltaic parameters is a complex and multimodal problem. To overcome this limitation a new metaheuristic algorithm inspired in artificial neural network and human nervous system was developed hybridized with chaotic maps.

## Keywords

Photovoltaic energy; Single diode model; Double diode model; Partial shading conditions; Bypass diode; Estimation of photovoltaic parameters; Artificial neural network; Chaotic maps.





# Índice

Agradecimentos .....	iii
Resumo .....	v
Abstract .....	vii
Índice .....	ix
Lista de Figuras .....	xii
Lista de Tabelas .....	xv
Lista de Acrónimos.....	xvii
1. Introdução.....	1
1.1. Enquadramento do tema.....	1
1.2. Motivação e Objetivos .....	4
1.3. Organização da Dissertação .....	4
2. Estado da Arte.....	6
2.1. Introdução.....	6
2.2. Energia Fotovoltaica.....	8
2.3. Curvas Características .....	8
2.4. Painéis fotovoltaicos .....	13
2.5. Influência da Temperatura e da Radiação solar .....	13
2.6. Díodos de <i>Bypass</i> e Díodos de Bloqueio .....	15
2.7. Condições de Sombreamento Parcial (PSC) .....	16
3. Modelação Matemática .....	18
3.1. Introdução.....	18
3.2. Modelo a um diodo (SDM).....	19
3.3. Modelo a dois diodos (DDM).....	20
3.4. Modelo a um diodo (SDM) e modelo a dois diodos (DDM) sobre condições parciais de sombreamento (PSC) .....	22

4.	Procedimento Experimental .....	25
4.1.	Introdução .....	25
4.2.	Perfis de sombreamento parcial .....	25
4.3.	Sistema de <i>hardware</i> desenvolvido .....	27
5.	Resultados Obtidos Experimentalmente .....	30
5.1.	Sombreamento horizontal de uma célula PV .....	30
5.2.	Sombreamento vertical do sistema PV .....	33
6.	Estimação dos parâmetros fotovoltaicos .....	37
6.1.	Introdução .....	37
6.1.1.	Métodos analíticos .....	37
6.1.2.	Métodos numéricos .....	38
6.1.3.	Métodos híbridos .....	38
6.2.	Algoritmo utilizado para estimar os parâmetros PV .....	39
6.2.1.	<i>Neural Network Algorithm</i> (NNA).....	39
6.2.2.	Mapas caóticos .....	42
6.2.3.	Chaotic Neural Network Algorithm .....	42
6.3.	Estimação dos parâmetros PV .....	44
6.3.1.	Formulação do problema .....	44
6.3.2.	Método de <i>Newton-Rapshon</i> (NRM) .....	45
6.4.	Resultados Experimentais .....	46
6.4.1.	Modelo a 1 diodo (SDM) .....	46
6.4.2.	Modelo a 2 diodos (DDM) .....	50
6.4.3.	Comparação de desempenho.....	53
7.	Considerações Finais.....	57
	Referências Bibliográficas .....	60



# Lista de Figuras

Figura 1.1 – Evolução entre 2011 e outubro de 2020 da produção de energia elétrica através de fontes renováveis e endógenas [4]. .....	2
Figura 1.2 – Produção mensal em Portugal de energia elétrica através de energias renováveis de novembro de 2019 a outubro de 2020 [4]. .....	3
Figura 1.3 – Principais indicadores energia e clima de Portugal para o Horizonte de 2030 [5]. ...	4
Figura 2.1 – Irradiância normal global em Portugal [8]. .....	7
Figura 2.2 – Funcionamento de uma célula PV. ....	8
Figura 2.3 – Curva característica I-V medida experimentalmente com uma irradiância incidente de 767 W/m <sup>2</sup> e 43.36°C. ....	9
Figura 2.4 – Curva característica P-V medida experimentalmente com uma irradiância incidente de 767 W/m <sup>2</sup> e 43.36 °C. ....	10
Figura 2.5 – Curva característica I-V com o funcionamento no segundo quadrante. ....	11
Figura 2.6 – Associação em série de 3 células PV. ....	11
Figura 2.7 – Associação em paralelo de 3 células PV. ....	12
Figura 2.8 – Associação mista de 9 células PV. ....	12
Figura 2.9 – Corte transversal de um painel PV (Adaptado de [13]). ....	13
Figura 2.10 – Curvas características I-V medidas experimentalmente com diferentes níveis de temperatura e irradiância. ....	14
Figura 2.11 – Curvas características P-V medidas experimentalmente com diferentes níveis de temperatura e irradiância. ....	14
Figura 2.12 – Configurações dos díodos de bypass. ....	15
Figura 2.13 – Painel PV utilizado para medições experimentais com e sem sombreamento parcial. ....	16
Figura 2.14 – Curva característica I-V medida experimentalmente com uma irradiância incidente de 910 W/m <sup>2</sup> e 54.40°C. ....	17
Figura 2.15 – Curva característica P-V medida experimentalmente com uma irradiância incidente de 910 W/m <sup>2</sup> e 54.40°C. ....	17
Figura 3.1 – Esquema elétrico do modelo matemático ideal. ....	18
Figura 3.2 – Esquema elétrico do modelo matemático a um diodo (SDM). ....	20

Figura 3.3 – Esquema elétrico do modelo matemático a dois díodos (DDM).....	21
Figura 3.4 – Esquema elétrico para o modelo matemático a um diodo (SDM) e a dois díodos (DDM) para condições de sombreamento parciais (PSC). .....	23
Figura 4.1 – Perfil de sombreamento horizontal de uma célula PV. ....	26
Figura 4.2 – Perfil de sombreamento vertical do sistema PV. ....	26
Figura 4.3 – Representação por blocos do <i>hardware</i> desenvolvido. ....	27
Figura 4.4 – Sistema de <i>hardware</i> implementado: unidade de controlo a); cabos provenientes da caixa de junção do Painel PV, díodos de <i>bypass</i> , sensores de corrente e tensão b); conversores analógicos digitais c); reguladores de tensão e alimentação principal d). ....	28
Figura 4.5 – Esquema elétrico do subsistema de aquisição. ....	29
Figura 5.1 – Curva I-V medida experimentalmente obtida através do sombreamento de uma célula PV. ....	30
Figura 5.2 – Corrente medida experimentalmente no diodo de <i>bypass</i> do primeiro conjunto de células PV. ....	31
Figura 5.3 – Curvas características P-V obtidas através do sombreamento horizontal de uma célula PV. ....	32
Figura 5.4 – Curvas características I-V obtidas através do sombreamento vertical. ....	33
Figura 5.5 – Corrente medida experimentalmente no diodo de <i>bypass</i> : a) no primeiro conjunto de células PV (ensaio 1); b) no primeiro e no segundo conjunto de células PV (ensaio 2). ....	34
Figura 5.6 – Curvas características P-V obtidas através do sombreamento vertical. ....	35
Figura 5.7 – Potência e temperatura medidas experimentalmente nos díodos de <i>bypass</i> do primeiro e do segundo conjunto de células PV (ensaio 2). ....	36
Figura 6.1 – Principais topologias de ANN's: a) feed forward, b) recurrent. ....	39
Figura 6.2 – Fluxuograma do algoritmo proposto ( <i>Chaotic Neural Network Algorithm</i> ). ....	43
Figura 6.3 – Curvas características I-V com os parâmetros PV obtidos para o SDM. ....	49
Figura 6.4 – Curvas características P-V com os parâmetros PV obtidos para o SDM. ....	49
Figura 6.5 – Curvas características I-V com os parâmetros PV obtidos para o DDM. ....	52
Figura 6.6 – Curvas características P-V com os parâmetros PV obtidos para o DDM. ....	52
Figura 6.7 – Curvas de convergências do SDM e DDM para os diferentes casos de estudo considerados: a) 0 %; b) 20 %; c) 40 %; d) 60 %; e) 80 %; f) 100 %. ....	55
Figura 6.8 – Curvas do IAE entre as correntes estimadas e as correntes medidas para o SDM e DDM para as diferentes PSC: a) 0 %; b) 20 %; c) 40 %; d) 60 %; e) 80 %; f) 100 %. ....	56



# Lista de Tabelas

Tabela 5.1 – Análise da corrente e tensão das curvas características I-V. ....	31
Tabela 5.2 – Perdas no MPP devido ao sombreamento horizontal de uma célula PV.....	32
Tabela 5.3 – Perdas de potência devido ao sombreamento vertical. ....	35
Tabela 6.1 – Equações diferenciais determinísticas de diversos mapas caóticos [44].....	42
Tabela 6.2 – Limites dos parâmetros PV para o modelo a um díodo (SDM) e modelo a dois díodos (DDM) com e sem sombreamento. ....	45
Tabela 6.3 – Resultados obtidos para o SDM nos diferentes casos de estudo em termos de: RMSE, número de iterações e tempo de simulação. ....	47
Tabela 6.4 – Parâmetros PV obtidos para o SDM para os conjuntos de células PV sem sombreamento (40 células PV). ....	48
Tabela 6.5 – Parâmetros PV obtidos para o SDM para o conjunto de células PV sob sombreamento (20 células PV).....	48
Tabela 6.6 – Resultados obtidos para o DDM nos diferentes casos de estudo em termos de: RMSE, número de iterações e tempo de simulação. ....	51
Tabela 6.7 – Parâmetros PV obtidos para o SDM para os conjuntos de células PV sem sombreamento (40 células PV). ....	51
Tabela 6.8 – Parâmetros PV obtidos para o DDM para o conjunto de células PV sob sombreamento (20 células PV). ....	51
Tabela 6.9 – Resultados obtidos para o SDM e DDM nos diferentes casos de estudo em termos de: RMSE, número de iterações e tempo de simulação. ....	54
Tabela 6.10 – Somatório do IAE para os pontos medidos experimentalmente em todos os casos de estudo para o SDM e DDM. ....	55





# Lista de Acrónimos

ABSO	<i>Artificial Bee Swarm Optimization Algoritihm</i>
ADC	<i>Analog to Digital Converter</i>
AE	<i>Absolute Error</i>
AM	<i>Air mass</i>
ANN	<i>Artificial Neural Network</i>
AQE	<i>Analytical and Quasi-Explici</i>
ATLDE	<i>Adaptive Teaching-learning-based Optimization and Differential Evolution</i>
BPFPA	<i>Bee Polinator Flower Pollination Algorithm</i>
COA	<i>Coyote Optimization Algorithm</i>
CSO	<i>Cat Swarm Optimization</i>
DE/WOA	<i>Differential Evolution with Whale Optimization Algoritihm</i>
DDM	<i>Double Diode Model</i>
DGEG	<i>Direção Geral de Energia e Geologia</i>
EHA-NMS	<i>Adaptive Nelder-Mead simplex algorithm based on Eagle Strategy</i>
EJADE	<i>Enhanced Adaptive Differential Evolution</i>
EVA	<i>Acetato-Vinilo de Etileno</i>
GE	<i>Genetic Algorithm</i>
GCPSO	<i>Guaranteed Convergence Particle Swarm Optimization</i>
HPSOSA	<i>Hybrid Particle Swarm Optimization and Simulated Annealing</i>
IAE	<i>Individual Absolute Error</i>
IALO	<i>Improved Ant Lion Optimizer</i>
I <sup>2</sup> C	<i>Inter-Integrated Circuit</i>
IrDA	<i>Infrared Data Association</i>
I-V	<i>Corrente-Tensão</i>
LM	<i>Levenberg-Marquardt</i>
LMSA	<i>Levenberg Marquardt Algorithm combined with Simulated Annealing</i>
MAE	<i>Medium Absolute Error</i>
MDM	<i>Multidiode Model</i>
MDMD	<i>Multidimension Diode Model</i>
MFO	<i>Moth-flame Optimization Algorithm</i>

MPP	Ponto de máxima potência
NNA	<i>Neural Network Algorithm</i>
NOCT	<i>Normal Operation Cell Temperature</i>
NRM	<i>Newton-Raphson Method</i>
OC	Ponto de circuito aberto
PNEC	Plano Nacional de Energia e Clima
PSC	<i>Partial Shading Conditions</i>
PV	Fotovoltaica
P-V	Potência-Tensão
RAM	<i>Random Access Memory</i>
RMSE	<i>Root-mean-square Error</i>
SATLBO	<i>Self-adaptive Teaching-learning-base Optimization</i>
SC	Ponto de curto-circuito
SDM	<i>Single diode model</i>
SPI	<i>Serial Peripheral Interface</i>
SSE	<i>Sum of Squared Errors</i>
STC	<i>Standard Test Conditions</i>
TDM	<i>Three Diode Model</i>
TLABC	<i>Teaching-learningbased Artificial Bee Colony</i>
UART	<i>Universal Asynchronous Receiver/Transmitter</i>
EU	União Europeia
WOA	<i>Whale Optimization Algorithm</i>





# Capítulo 1

## 1. Introdução

### 1.1. Enquadramento do tema

A necessidade de produzir energia elétrica é talvez a maior necessidade da sociedade atual, imaginar uma sociedade sem energia elétrica é impossível. Existe uma necessidade empírica de produzir energia elétrica para as necessidades da Humanidade, seja para o abastecimento nas nossas casas, seja para poder movimentar toda a locomotiva que move a sociedade como a conhecemos.

No entanto, a produção em larga escala de energia elétrica tem custos ambientais. A produção de energia elétrica através de combustíveis fósseis gera impactos ambientais significativos. Os combustíveis fósseis degradam a atmosfera que nos rodeia ao gerar gases de efeito de estufa e, consequentemente, a qualidade do ar. Para combater o problema das emissões dos gases de efeito de estufa, praticamente todas as grandes potências mundiais estão a alterar a sua mentalidade.

Com o agravamento das alterações climáticas, as grandes potências mundiais reuniram-se em Quioto para decidir compromissos rígidos para reduzir as emissões de gases de efeito de estufa a nível mundial. O protocolo de Quioto visava reduzir as emissões dos países industrializados em 5.2% (no período de 2008-2012, comparativamente a 1990) [1].

Depois do protocolo de Quioto, existiu outro grande acordo para conter as evoluções das alterações climáticas, o acordo de Paris em 2015. Este acordo tinha como principal objetivo assegurar que o aumento da temperatura média global fique abaixo de 2° C e prosseguir esforços continuamente para fixar este aumento em 1.5° C. Este acordo contempla também o aumento da capacidade de adaptação aos diversos impactos das alterações climáticas, sem desacelerar o crescimento económico e reduzir o bem-estar da sociedade. Além disso, criar cada vez mais incentivos financeiros na direção de promover baixas emissões de gases de efeito de estufa [2].

Uma das soluções para mitigar este problema consiste na produção de energia elétrica através de fontes renováveis e endógenas. Existem várias tecnologias de produção de energia elétrica renováveis tais como a hídrica, eólica, biomassa, geotérmica, fotovoltaica, entre outros. Essas tecnologias renováveis apresentam características operacionais distintas (vantagens e desvantagens) e cada país deve apostar nas tecnologias adequadas à sua demografia e às suas condições climatéricas.

Em Portugal, a aposta nas tecnologias de produção de energias renováveis é cada vez mais evidente. Desde 2011 até outubro de 2020 a produção de energia elétrica através de fontes renováveis e endógenas cresceu cerca de 4 GW. A tecnologia de produção de energia elétrica renovável que mais cresceu foi a tecnologia hídrica, que passou a ter mais 1.8 GW de potência

instalada. No entanto, em termos relativos, a tecnologia fotovoltaica (PV) passou de uma potência instalada residual para uma potência instalada de 1030 MW, como se ilustra na Figura 1.1. De facto, estudos recentes revelam que a tecnologia fotovoltaica se torne na principal tecnologia de produção de energia elétrica renovável até 2050 [3].

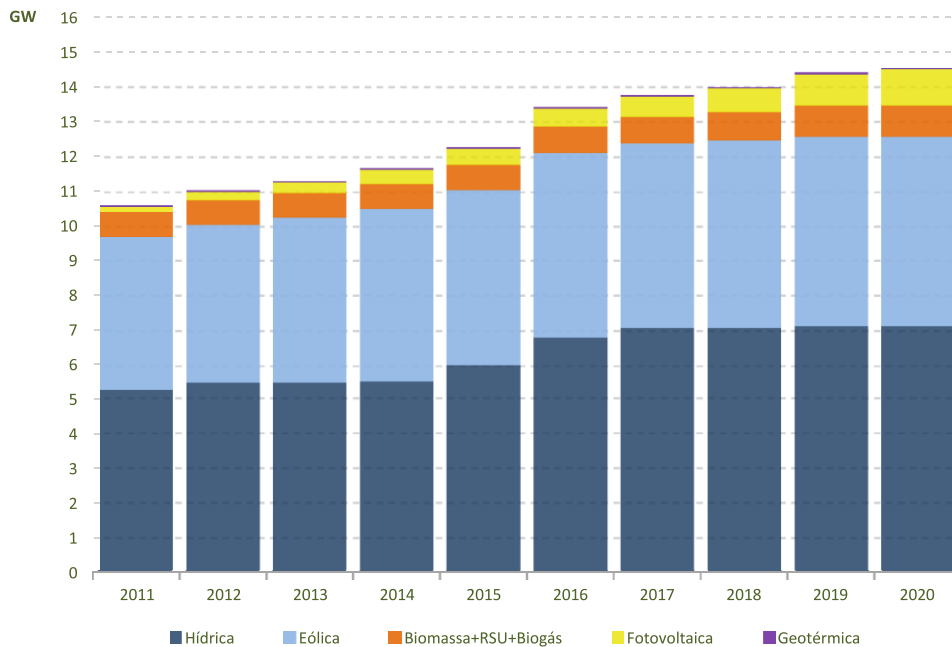


Figura 1.1 – Evolução entre 2011 e outubro de 2020 da produção de energia elétrica através de fontes renováveis e endógenas [4].

Na Figura 1.2, pode-se concluir que a tecnologia de produção hídrica teve uma maior produção nos meses de dezembro, janeiro e fevereiro. Este crescimento deve-se, principalmente, a um maior fluxo de água nos aproveitamentos hídricos neste período de tempo (maior ocorrência de precipitação). Já a tecnologia de produção fotovoltaica (PV) apresenta uma menor expressão nos meses em que ocorre maior precipitação. Contudo, ao longo do ano, podemos verificar que de fevereiro a outubro apresenta valores praticamente constantes, atingindo os seus valores mais elevados nos meses de verão. A nível de potência instalada a tecnologia de produção fotovoltaica ainda é residual em comparação com as principais tecnologias de produção de energia elétrica renovável em Portugal (hídrica, eólica e biomassa).

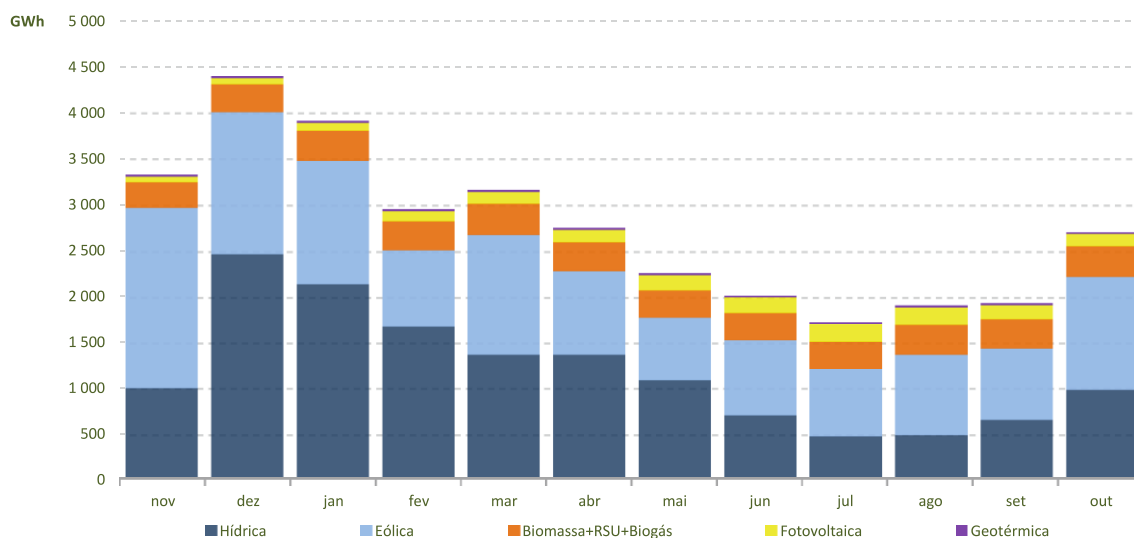


Figura 1.2 – Produção mensal em Portugal de energia elétrica através de energias renováveis de novembro de 2019 a outubro de 2020 [4].

Portugal assinou o acordo de Paris em 2015, onde a meta principal desse acordo consiste na descarbonização do sistema elétrico português até 2050. A União Europeia (UE) estabeleceu que todos os Estados Membros devem elaborar e apresentar um Plano Nacional de Energia e Clima (PNEC) [5], com uma perspectiva de médio prazo (horizonte 2021-2030). Este plano promove uma maior segurança regulamentar e estabilidade para os investimentos, potenciando o desenvolvimento económico, a criação de emprego e a coesão social. O PNEC prevê também estratégias de longo prazo para a redução de emissões, para atingir a neutralidade carbónica em 2050. Os indicadores principais que devem ser cumpridos desse plano é a descarbonização, a eficiência energética, a segurança do abastecimento, o reforço do mercado interno e a criação de oportunidades de investigação, inovação e competitividade. A Figura 1.3 expõe esses indicadores com os objetivos a serem cumpridos a médio prazo (2021-2030).

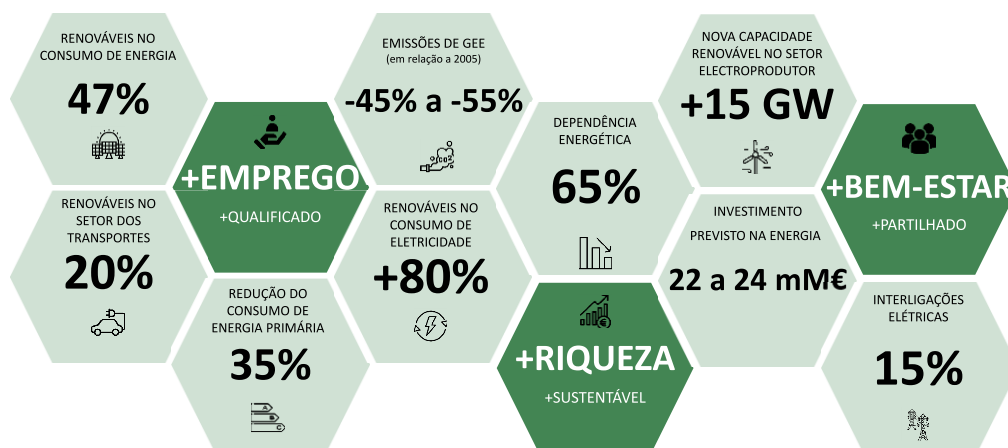


Figura 1.3 –Principais indicadores energia e clima de Portugal para o Horizonte de 2030 [5].

## 1.2. Motivação e Objetivos

A motivação para estudar a energia PV deve-se ao crescimento exponencial desta tecnologia de produção energia elétrica renovável a nível mundial. Futuramente, devido ao uso em massa deste tipo de tecnologia de produção de energia elétrica, os sistemas PV terão de ser extremamente eficientes e otimizados. Assim, o objetivo principal desta dissertação é preencher a lacuna existente na literatura sobre o estudo elétrico-térmico dos díodos de *bypass* e o seu impacto nas curvas características Corrente-Tensão (I-V) e Potência-Tensão (P-V). Para validar matematicamente os resultados experimentais obtidos, foram utilizados os modelos matemáticos mais referenciados na literatura (modelo matemático a um díodo e modelo matemático a dois díodos). No entanto, a estimação dos parâmetros PV sob diferentes condições de sombreamento parcial (PSC) é um problema complexo e multimodal, sendo necessário o desenvolvimento de novos métodos metaheurísticos que permitam alcançar soluções de elevada qualidade e com custo computacional reduzido. Para tal, foi desenvolvido um novo método metaheurístico inspirado nas redes neuronais artificiais (ANN) e no sistema nervoso humano, hibridizado com mapas caóticos (*Chaotic Neural Network Algorithm*).

## 1.3. Organização da Dissertação

A dissertação está organizada em sete capítulos. No Capítulo 1 é feito um enquadramento da produção de energia elétrica em Portugal e a importância das energias renováveis e endógenas para uma transição energética sustentável. São ainda expostos os objetivos e a motivação da dissertação.



No Capítulo 2, inicialmente, é feita uma revisão sobre o estado da arte da energia PV em Portugal. Posteriormente, é realizada uma descrição e explicação do efeito PV; a composição e diferentes associações de painéis e células PV e, no final deste Capítulo, é abordada a importância dos díodos de *bypass* nos sistemas PV.

No Capítulo 3 são apresentados os modelos matemáticos mais utilizados na literatura especializada que permitem caracterizar o comportamento de uma célula ou de um painel PV, com e sem condições de sombreamento parcial (PSC).

No Capítulo 4 é detalhado o procedimento experimental para obter os perfis de sombreamento parcial e o *hardware* desenvolvido para analisar o efeito dos díodos de *bypass* nas curvas características I-V e P-V.

No Capítulo 5 é quantificado o impacto de diferentes condições de sombreamento parcial (PSC) numa produção PV. Para tal, foram criados dois perfis de sombreamentos parcial para verificar o efeito dos díodos de *bypass* nas curvas características I-V e P-V.

No Capítulo 6, inicialmente, é feita uma revisão bibliográfica sobre os métodos existentes na literatura para a estimação dos parâmetros PV. É proposto um algoritmo de otimização metaheurístico, inspirado em redes neuronais artificiais (ANN) e no sistema nervoso humano (*Neural Network Algorithm*), hibridizado com mapas caóticos para uma maior diversificação na construção de novas soluções. Para contornar a natureza implícita das equações matemáticas que caracterizam o respetivo modelo PV foi utilizado o método de *Newton-Raphson*. Ainda neste Capítulo, são apresentados os parâmetros PV estimados para os casos de estudo considerados (sob as PSC de: 0%, 20%, 40%, 60 %, 80% e 100%).

No Capítulo 7 são apresentadas as considerações finais sobre o trabalho abordado nesta dissertação incidindo, essencialmente, nos resultados experimentais obtidos.

# Capítulo 2

## 2. Estado da Arte

### 2.1. Introdução

O crescimento populacional e a evolução industrial resultam numa necessidade de produzir cada vez mais energia elétrica. Nos últimos anos, uma das formas de produção de energia elétrica que evoluiu significativamente é a energia PV. Alguns estudos revelam que a necessidade global de energia elétrica pode ser satisfeita através da energia PV, uma vez que é abundante, renovável, natural e sem custos. A energia PV pode ser convertida em energia térmica ou elétrica. As diferentes tecnologias para aproveitar a energia PV variam da geração de eletricidade ao aquecimento de água, podendo ser em ambos os casos para uso doméstico, comercial ou industrial. As instalações fotovoltaicas ou estações PV, podem ser montadas no chão, no telhado, nas paredes, em estruturas fixas ou mesmo flutuando em superfícies aquáticas [6].

A energia PV tem um potencial enorme e é gratuita. A quantidade de energia PV que chega à atmosfera ronda, em média, anualmente, os  $342 \text{ W/m}^2$  e cerca de 30 % é dispersa ou refletida de volta para o espaço (ficamos com cerca de  $239 \text{ W/m}^2$  para capturar) [7]. A irradiância incidente varia, anualmente, entre 60 a  $250 \text{ W/m}^2$  consoante a região, sendo a região de África o local do planeta onde a irradiância apresenta valores mais elevados. A irradiância é a potência de radiação solar incidente numa superfície por unidade de área ( $\text{W/m}^2$ ).

De acordo com [8], em 2011, apenas 11 estações PV existiam em Portugal com capacidade de geração superiores a 0.25 MW. Em 2018, já existiam quase 90 estações PV com capacidade de geração superior a 0.25 MW, sendo que 7 dessas com capacidade superior a 10 MW, e duas superiores a 15 MW (estação PV da Amareleja, 46 MW, estação PV Ourika, 46.1 MW). A maior parte destas estações estão instaladas em locais com grande irradiação solar, como por exemplo, Lisboa e Vale do Tejo (24), Alentejo (29) e Algarve (16). Na Figura 2.1, podemos ver que as zonas onde se encontram a maior parte das estações PV instaladas estão numa zona com uma incidência maior da irradiação normal global em Portugal.

MAPA DE RECURSOS SOLARES  
**IRRADIAÇÃO NORMAL GLOBAL**  
**PORTUGAL**

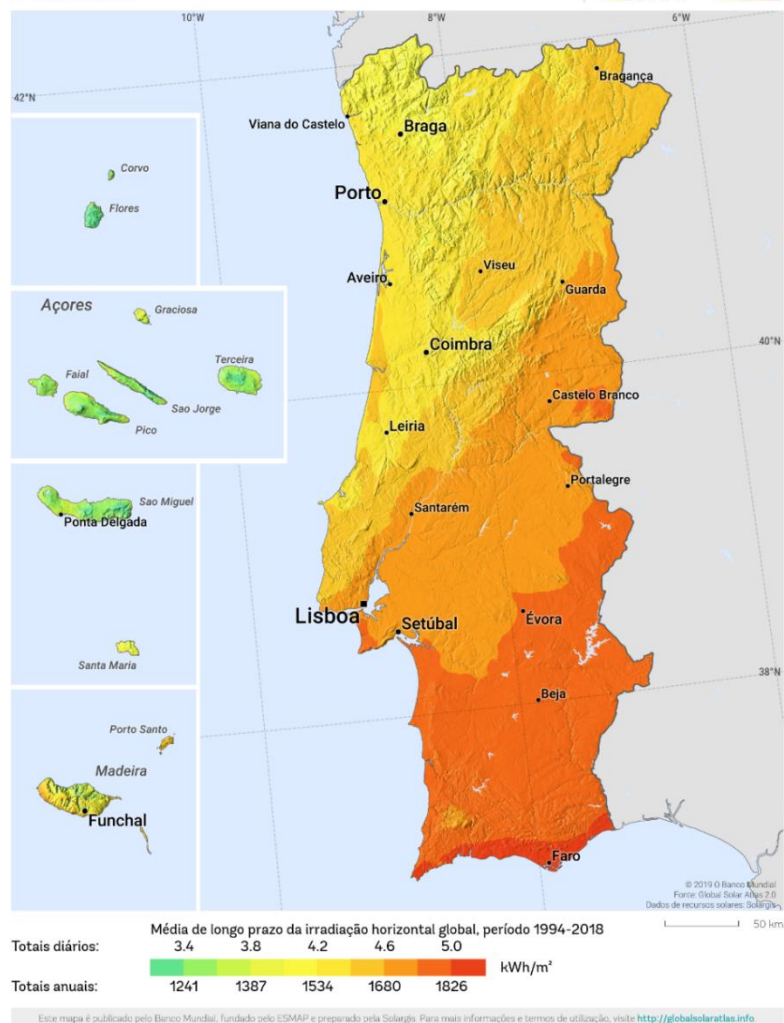


Figura 2.1 – Irradiância normal global em Portugal [8].

Em Portugal, no espaço de 5 anos, a produção de energia PV duplicou. Este facto deve-se fundamentalmente à construção de novas centrais solares e pela redução no custo dos painéis PV. A exposição solar na região Sul de Portugal tem atraído para o Alentejo grande parte destes novos investimentos. Segundo os dados da Direção Geral de Energia e Geologia, DGE [4], o Alentejo em 2019 obteve uma produção fotovoltaica de 594 GWh, o que equivale a quase 12% de todo o consumo anual de eletricidade da região, passando para os 778 GWh à data de outubro de 2020. A capacidade instalada em Portugal Continental em 2015 era de 432 MW, e em 2020 é de 1030 MW [9].

## 2.2. Energia Fotovoltaica

Tal como referido anteriormente, a energia PV resulta da transformação de radiação solar em eletricidade, devido ao efeito fotovoltaico. O material semiconductor usado é chamado de célula PV, e várias células PV constituem um painel PV.

As células PV presentes nos painéis PV, que permitem a transformação da energia PV em eletricidade, são materiais semicondutores geralmente baseados em silício. O silício é um semiconductor do tipo N e, conseqüentemente, não conduz diretamente eletrões (eletrões em excesso), sendo necessário criar as condições para permitir a condução de eletrões e gerar eletricidade. Para permitir um fluxo de eletrões é necessário juntar um material semiconductor do tipo P, que possui défice de eletrões. Cria-se então uma junção P-N, como se ilustra na Figura 2.2. Com a junção P-N é possível existir um fluxo de eletrões, sendo ele tanto maior quanto maior for a radiação solar incidente na junção P-N. O efeito fotovoltaico dá-se quando incide um fóton na junção N, obrigando os eletrões em excesso da junção N a ocuparem os espaços deixados pelas lacunas existentes na junção P, criando assim um potencial elétrico devido ao fluxo de eletrões. Este fluxo de eletrões não gera uma diferença de potencial superior a 0.6/0.7 volt, sendo necessário agregar várias células PV para obtermos soluções com maior diferença de potencial e maior intensidade de corrente [10].

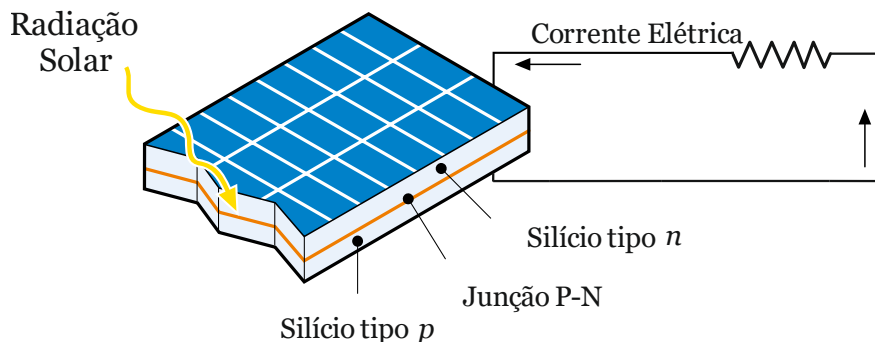


Figura 2.2 – Funcionamento de uma célula PV.

## 2.3. Curvas Características

Para entender o comportamento de um sistema PV existem duas curvas essenciais de referência.

A curva característica corrente-tensão (I-V) relaciona a corrente e a tensão do sistema PV sob determinadas condições de irradiância e temperatura. Geralmente, os fabricantes dos sistemas PV disponibilizam no *datasheet* a curva I-V para algumas condições padrão, sendo essas condições pré-definidas, como *Standard Test Condition (STC)* e *Normal Operating Cell Temperature (NOCT)*. Para as condições de funcionamento STC, a irradiância incidente é definida em  $1000 \text{ W/m}^2$ , uma temperatura das células de  $25 \text{ }^\circ\text{C}$  e, um espectro de luz com uma massa de ar de 1.5 ( $AM = 1.5$ ). Para as condições de funcionamento NOCT, estas apresentam uma

temperatura das células a variar entre os 45 °C e os 49 °C, e a temperatura ambiente é de 20 °C, uma irradiância incidente de 800 W/m<sup>2</sup> e a velocidade do vento de 1 m/s [11].

Quando uma célula PV ou painel PV se encontra diretamente polarizada vai operar no primeiro quadrante com um comportamento não linear. A Figura 2.3 mostra esse comportamento não linear, caracterizando-se por três pontos essenciais: Ponto de curto-circuito (SC) – caracterizado por tensão zero e corrente máxima ( $I_{SC}$ ); Ponto de circuito aberto (OC) – caracterizado por corrente zero e tensão máxima ( $V_{OC}$ ); Ponto de máxima potência (MPP) – ponto de funcionamento ótimo, caracterizado por potência máxima.

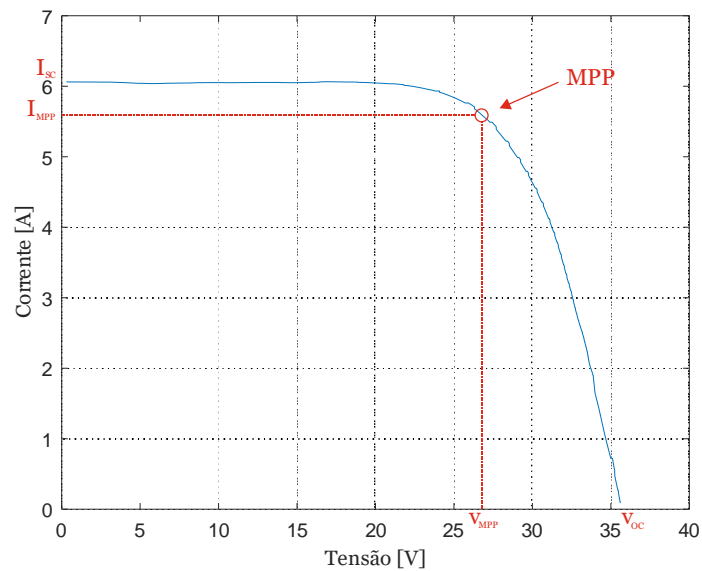


Figura 2.3 – Curva característica I-V medida experimentalmente com uma irradiância incidente de 767 W/m<sup>2</sup> e 43.36°C.

A Figura 2.4 ilustra a curva característica potência-tensão (P-V) que relaciona a potência e a tensão do sistema PV sob determinadas condições de irradiância e temperatura. A potência resulta da multiplicação entre corrente e a tensão aos terminais do painel PV.

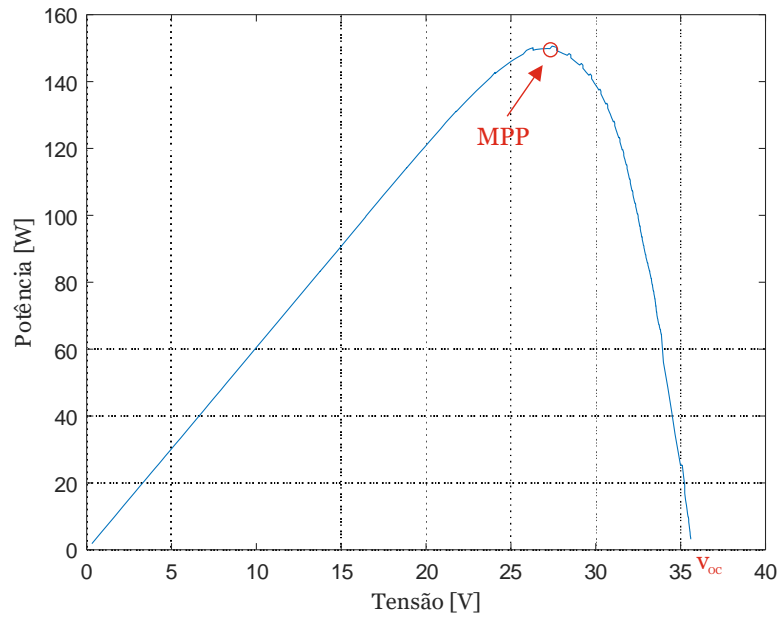


Figura 2.4 – Curva característica P-V medida experimentalmente com uma irradiância incidente de 767 W/m<sup>2</sup> e 43.36 °C.

Existem alguns parâmetros para quantificar o desempenho de uma célula/sistema PV. Os dois parâmetros mais usados são o rendimento e o fator de forma. O fator de forma é expresso pela equação 2.1 e quantifica a qualidade da célula PV, onde o  $I_{MPP}$  é a corrente no ponto de máxima potência; o  $V_{MPP}$  é a tensão no ponto de máxima potência; a  $I_{SC}$  é a corrente no ponto de curto-circuito; e  $V_{OC}$  a tensão no ponto de circuito aberto [12].

$$FF = \frac{I_{MPP} \times V_{MPP}}{I_{SC} \times V_{OC}} \quad (2.1)$$

O rendimento é o a percentagem de energia que é aproveitada pelo processo de conversão de energia PV em energia elétrica. O rendimento é dado em percentagem, pela equação 2.2, onde  $P_{MPP}$ , é a potência gerada pelo ponto de máxima potência (MPP),  $A$  é a área total da célula/sistema PV expressa em m<sup>2</sup>, e  $G$  a irradiância incidente expressa em W/m<sup>2</sup> [12].

$$\eta(\%) = \frac{P_{MPP}}{A \times G} \times 100 \quad (2.2)$$

Quando a célula PV não está diretamente polarizada vai funcionar no segundo quadrante e apenas haverá condução de corrente quando for ultrapassada a tensão de rutura/*breakdown* ( $V_{br}$ ), podendo mesmo provocar danos na célula PV. Na Figura 2.5, está representado o comportamento da célula PV, a azul no segundo quadrante e a vermelho no primeiro quadrante.

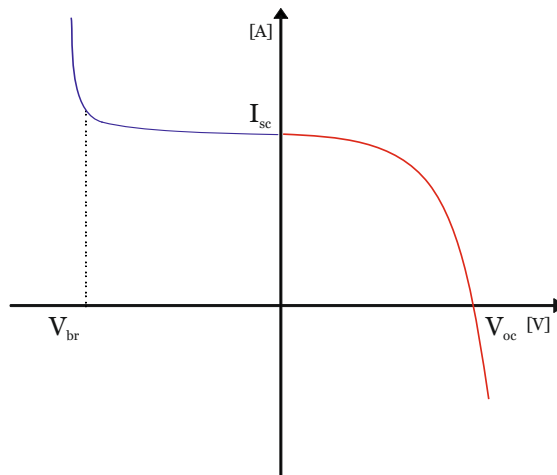


Figura 2.5 – Curva característica I-V com o funcionamento no segundo quadrante.

Existem duas maneiras de associar as células PV em série ou em paralelo. Uma célula PV apresenta sempre uma tensão de poucos volts e uma corrente dependente da irradiância incidente e da temperatura. Estas duas associações são fundamentais para obter diferentes níveis de tensão e corrente. A associação em série tem como objetivo elevar os níveis de tensão do sistema PV e manter os níveis de corrente. Para obter uma associação em série é necessário ligar o terminal negativo da primeira célula PV ao terminal positivo da segunda célula PV, de modo a colocar as duas células PV em série uma com a outra. Na Figura 2.6 estão ilustradas 3 células PV ligadas em série, onde a corrente de curto-circuito ( $I_{sc}$ ) mantém-se constante e a tensão de circuito aberto ( $V_{oc}$ ) é três vezes superior.

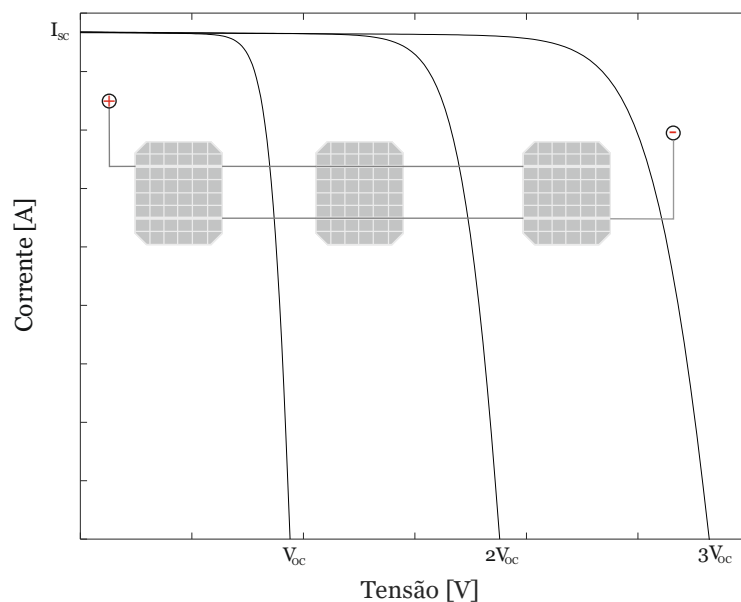


Figura 2.6 – Associação em série de 3 células PV.

Quando temos uma associação em paralelo o objetivo consiste em elevar os níveis de corrente do sistema PV, mantendo os níveis de tensão. Para obter uma associação em paralelo, todos os

terminais positivos das células PV são ligados entre si (o terminal de saída positivo) e todos os terminais negativos das células PV são também ligados entre si (terminal de saída negativo). Na Figura 2.7 estão ilustradas três células em paralelo, onde a corrente de curto-circuito  $I_{sc}$  é três vezes superior e mantém-se constante a tensão de circuito aberto  $V_{oc}$ .

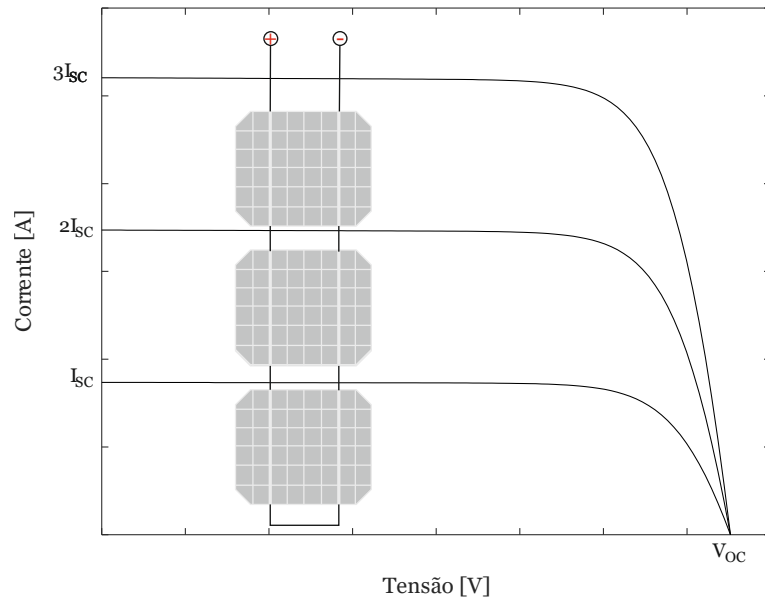


Figura 2.7 – Associação em paralelo de 3 células PV.

A Figura 2.8 ilustra a associação mista de células PV. Através desta associação é possível elevar os níveis de tensão e de corrente do sistema PV. Em particular, a Figura 2.8 mostra uma associação mista de 9 células PV (3 células PV em série e em paralelo), onde podemos verificar que a corrente de curto-circuito  $I_{sc}$  e a tensão de circuito aberto  $V_{oc}$  são três vezes superiores.

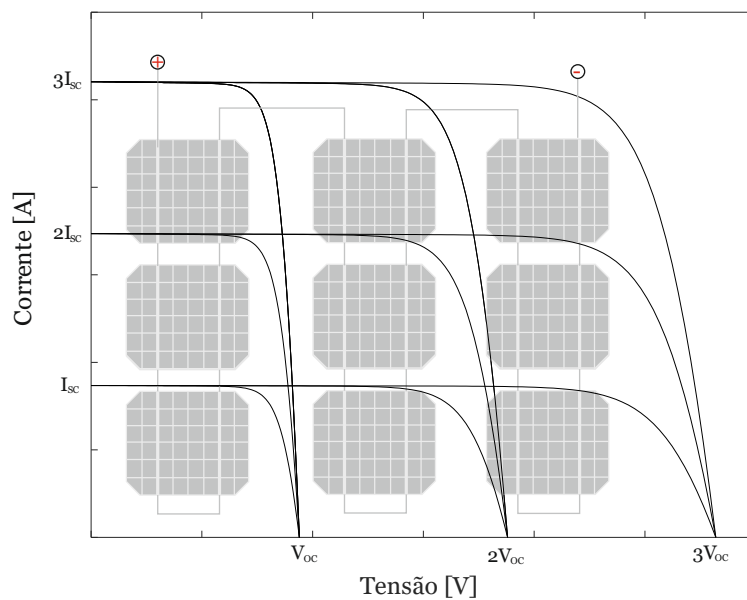


Figura 2.8 – Associação mista de 9 células PV.



## 2.4. Painéis fotovoltaicos

Um painel PV para se poder proteger das radiações solares e das mais variadas condições atmosféricas adversas, possui uma película de proteção de acetato-vinilo de etileno (EVA). Esta película de proteção também é usada para evitar o contacto direto entre o vidro e as células PV, garantindo ainda o isolamento elétrico. Na Figura 2.9 está representado um corte transversal de um painel PV. A moldura de alumínio fornece proteção, para não comprometer a integridade do painel PV. Para complementar a ação protetora é utilizado um vidro temperado que se encontra na parte superior do painel PV [13]. Além disso, um painel PV possui uma caixa de junção onde estão presentes os díodos de *bypass* e os terminais de saída.

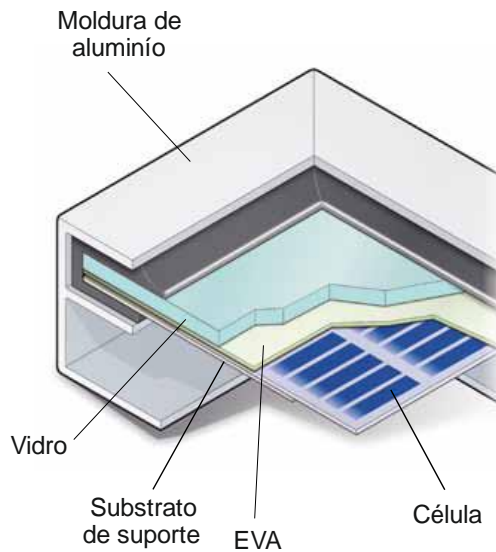


Figura 2.9 – Corte transversal de um painel PV (Adaptado de [13]).

## 2.5. Influência da Temperatura e da Radiação solar

A temperatura e a radiação solar condicionam fortemente a conversão de energia PV em energia elétrica. Na Figura 2.10 estão representadas 4 curvas características I-V com diferentes níveis operacionais de temperatura e irradiância incidente das células PV. Analisando a Figura 2.10 podemos concluir que a irradiância incidente afeta principalmente os níveis de corrente, um aumento dos níveis de irradiância incidente provoca maiores valores de corrente no ponto de curto-circuito ( $I_{SC}$ ) e no ponto de máxima potência ( $I_{MPP}$ ). Um aumento dos níveis operacionais de temperatura das células PV provoca um aumento pouco significativo dos níveis de corrente, no entanto provoca uma redução considerável nos níveis de tensão, como podemos constatar no ponto de circuito aberto ( $V_{OC}$ ). As variações dos níveis de tensão são justificadas pelo coeficiente térmico indicado no *datasheet* do fabricante. O coeficiente térmico da tensão varia negativamente com o aumento da temperatura e é geralmente representado em percentagem (%/°C) [14].

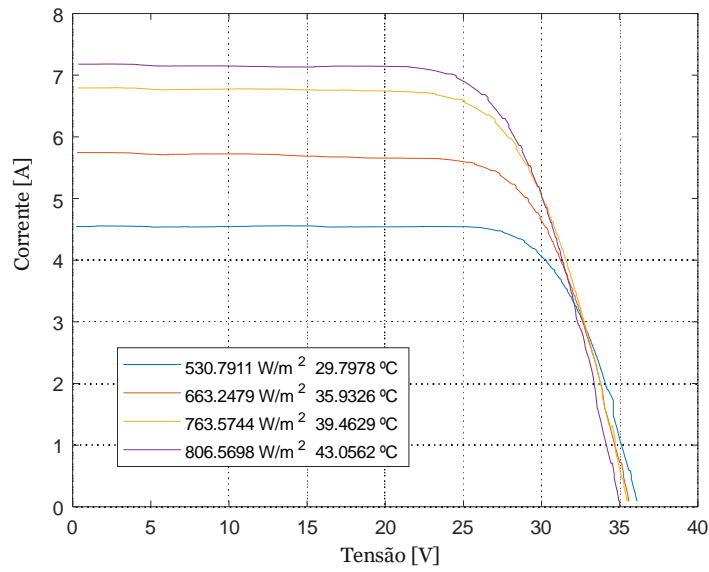


Figura 2.10 – Curvas características I-V medidas experimentalmente com diferentes níveis de temperatura e irradiância.

Na Figura 2.11 estão representadas as 4 curvas características P-V correspondentes às curvas características I-V da Figura 2.10.

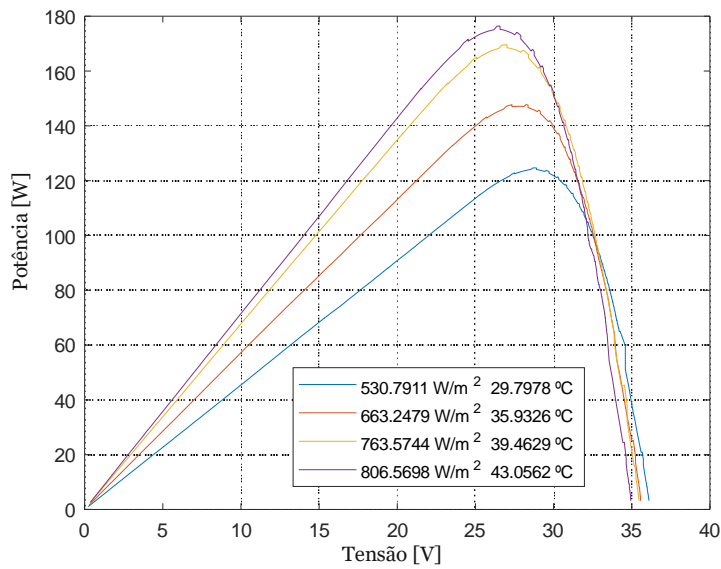


Figura 2.11 – Curvas características P-V medidas experimentalmente com diferentes níveis de temperatura e irradiância.

## 2.6. Díodos de *Bypass* e Díodos de Bloqueio

Devido às condições de funcionamento adversas e às diferentes associações das células PV é necessário implementar formas de proteção. O ponto de máxima potência (MPP) de um sistema PV pode reduzir significativamente quando este se encontra sobre condições de sombreamento parcial (PSC).

O diodo de *bypass* é utilizado num sistema PV que possua uma associação de células PV em série. Este serve essencialmente para proteger e evitar as perdas nos sistemas PV em condições de sombreamento parcial (PSC). Eletricamente, os diodos de *bypass* são ligados em antiparalelo podendo assumir duas configurações distintas, como podemos verificar na Figura 2.12. Na primeira configuração (sobrepostos), algumas células PV são partilhadas por dois diodos de *bypass*. Já na segunda configuração (não sobrepostos), as células PV não são partilhadas por diodos de *bypass* [15].

Em condições de sombreamento parcial (PSC), uma célula ou um conjunto de células PV podem comportar-se como uma carga e operar no segundo quadrante, podendo levar à criação de pontos quentes e danificar o sistema PV [16]. O diodo de *bypass* é usado para evitar este problema proporcionando um caminho alternativo à corrente [17], [18].

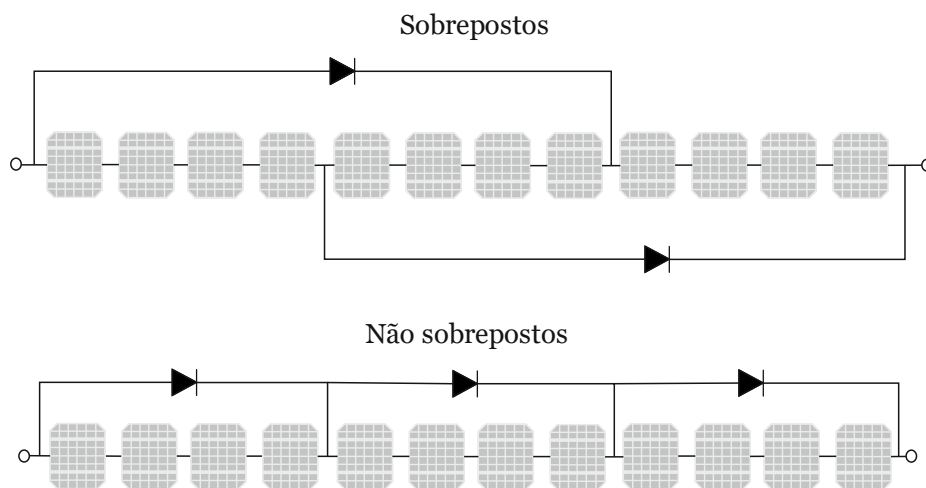


Figura 2.12 – Configurações dos diodos de bypass.

Quando estamos perante uma associação em paralelo é necessário introduzir um diodo de bloqueio. O diodo de bloqueio é colocado em série, polarizado inversamente, com o terminal positivo do sistema PV. Num sistema PV, o objetivo do diodo de bloqueio é evitar que a corrente flua no sentido inverso [19].

No caso de ser uma associação mista é necessária a utilização de diodos de *bypass* e de diodos de bloqueio.

## 2.7. Condições de Sombreamento Parcial (PSC)

As condições de sombreamento parcial (PSC) são de carácter temporário, quando se trata dos agentes típicos de sombreamento: folhas, sujidade, dejetos de aves, poeiras, nuvens ou mesmo neve que se pode depositar sobre os sistemas PV [17]. Segundo [20] apenas o sombreamento de uma célula PV pode provocar a polarização direta do diodo de *bypass*, proporcionando um caminho alternativo à corrente produzida pelo conjunto de células PV.

Para analisar o efeito e o impacto do sombreamento parcial nas curvas características I-V e P-V de um painel PV, foram realizados dois ensaios experimentais. O primeiro ensaio experimental foi realizado sem sombreamento e o segundo ensaio experimental foi realizado com sombreamento parcial, tal como se ilustra na Figura 2.13.



Figura 2.13 – Painel PV utilizado para medições experimentais com e sem sombreamento parcial.

Na Figura 2.14 podemos visualizar a curva característica I-V com e sem sombreamento parcial. No ensaio experimental com sombreamento parcial verifica-se uma diminuição da corrente para níveis de tensão superiores a 23 V (aproximadamente). Este valor de tensão deve-se às características construtivas do painel PV que é composto por 3 diodos de *bypass* com uma configuração não sobreposta (20 células PV por cada diodo de *bypass*). Em particular, quando a corrente do conjunto de células PV, onde ocorreu o sombreamento, ultrapassa aproximadamente

os 0.9 A, provoca a polarização direta do diodo de *bypass* e retira esse conjunto de células PV de funcionamento.

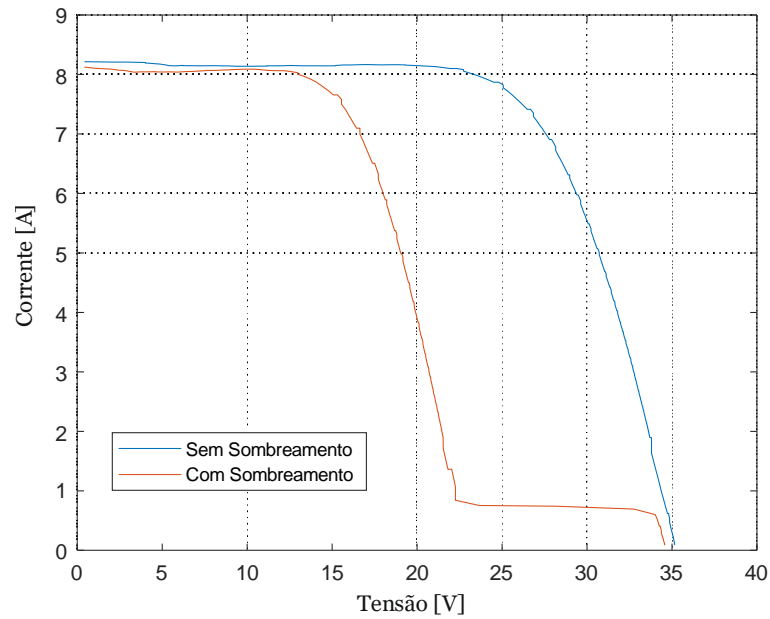


Figura 2.14 – Curva característica I-V medido experimentalmente com uma irradiância incidente de 910 W/m<sup>2</sup> e 54.40°C.

A Figura 2.15 ilustra a curva característica P-V com e sem sombreamento parcial. No ensaio experimental com sombreamento parcial verifica-se uma diminuição considerável da potência do painel PV. Além disso, é possível verificar a presença de um ótimo local e um ótimo global, devido ao diodo de *bypass* ficar diretamente polarizado.

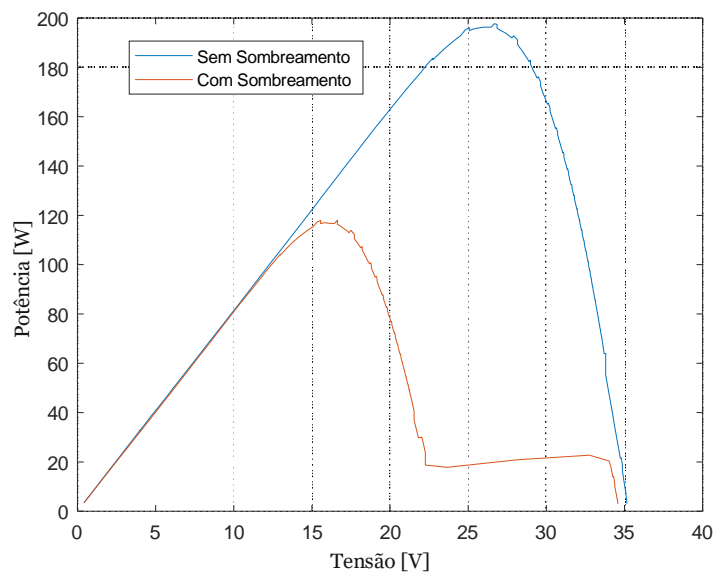


Figura 2.15 – Curva característica P-V medido experimentalmente com uma irradiância incidente de 910 W/m<sup>2</sup> e 54.40°C.

# Capítulo 3

## 3. Modelação Matemática

### 3.1. Introdução

Existem vários modelos matemáticos que permitem modelar o comportamento de uma célula ou de um painel PV sob diferentes condições de operação: modelo matemático ideal, modelo matemático a um diódo (SDM), modelo matemático a dois diódos (DDM), modelo matemático a três diódos (TDM), modelo matemático multidíodo (MDM) e o modelo matemático multidimensão (MDMD) [21]. No entanto, na literatura especializada, os modelos mais utilizados são o modelo matemático a um diódo (SDM) e o modelo matemático a dois diódos (DDM).

Na Figura 3.1 está representado o esquema elétrico do modelo matemático ideal. Este modelo é constituído por uma fonte de corrente que simula a corrente produzida pelo efeito fotovoltaico, designada de corrente fotoelétrica ( $I_{ph}$ ). Em paralelo com a fonte de corrente é colocado um diódo que representa a junção P-N e a corrente que atravessa o diódo ( $I_d$ ) é determinada através da equação de *Shockley* [11].

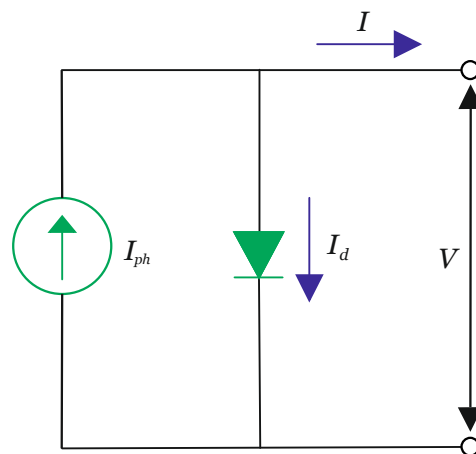


Figura 3.1 – Esquema elétrico do modelo matemático ideal.

Aplicando as leis de *Kirchhoff* ao circuito da Figura 3.1, a corrente de saída do circuito ( $I$ ) é dada pela equação 3.1.

$$I = I_{ph} - I_d \quad (3.1)$$

Onde a corrente do diódo ( $I_d$ ) é dada pela equação de *Shockley* expressa pela equação 3.2

$$I_d = I_0 \left[ \exp\left(\frac{V}{n \times V_t}\right) - 1 \right] \quad (3.2)$$

onde  $V_t$  corresponde à tensão térmica e é dada pela equação 3.3 e  $n$  é o fator de idealidade do diodo.

$$V_t = \frac{N_s \times k \times T}{q} \quad (3.3)$$

Na equação 3.3  $N_s$  é o número de células ligadas em série,  $k$  é a constante de Boltzman ( $1.3806503E-23$  J/K),  $T$  é a temperatura em Kelvin e  $q$  é a carga do eletrão ( $1.60217646E-19$  C).

$$I_0 = C \times T^2 \exp\left(-\frac{E_{gap}}{k \times T}\right) \quad (3.4)$$

A corrente inversa de saturação do diodo ( $I_0$ ) pode ser calculada através da equação 3.4, onde  $E_{gap}$  é a *band gap* do material semiconductor sendo que, para o silício cristalino  $E_{gap} = 1.124$  eV =  $1.8E - 19$  J e para o silício amorfo  $E_{gap} = 1.7$  eV =  $2.72370016E - 19$  J e  $C$  é o coeficiente de temperatura.

### 3.2. Modelo a um diodo (SDM)

Na Figura 3.2 está representado o esquema elétrico do modelo matemático a um diodo (SDM). Este modelo permite modelar o comportamento de uma célula ou de um painel PV com maior exatidão que o modelo matemático ideal. A maior exatidão deste modelo deve-se essencialmente pela inclusão de duas resistências que permitem considerar as perdas associadas. A resistência colocada em série ( $R_s$ ) tenta traduzir as perdas por efeito de Joule. Já a resistência colocada em paralelo ( $R_p$ ) considera as perdas correspondentes às correntes parasitas, originadas pelas imperfeições do material constituinte das células [22]. Ao considerar as perdas introduzidas pelas resistências, estas permitem alterar as curvas características I-V e P-V. A resistência  $R_s$  permite modificar a inclinação da curva característica I-V na zona de circuito-aberto e a resistência  $R_p$  permite modificar a curva característica I-V na zona de curto-circuito [23].

Aplicando as leis de *Kirchhoff* ao circuito da Figura 3.2, a equação que descreve a corrente de saída do circuito ( $I$ ) é dada pela equação 3.5

$$I = I_{ph} - I_d - \frac{V + I \times R_s}{R_p} \quad (3.5)$$

onde a corrente que atravessa o diodo ( $I_d$ ) é calculada através da equação de *Shockley*:

$$I_d = I_0 \left[ \exp\left(\frac{V + I \times R_s}{n \times V_t}\right) - 1 \right] \quad (3.6)$$

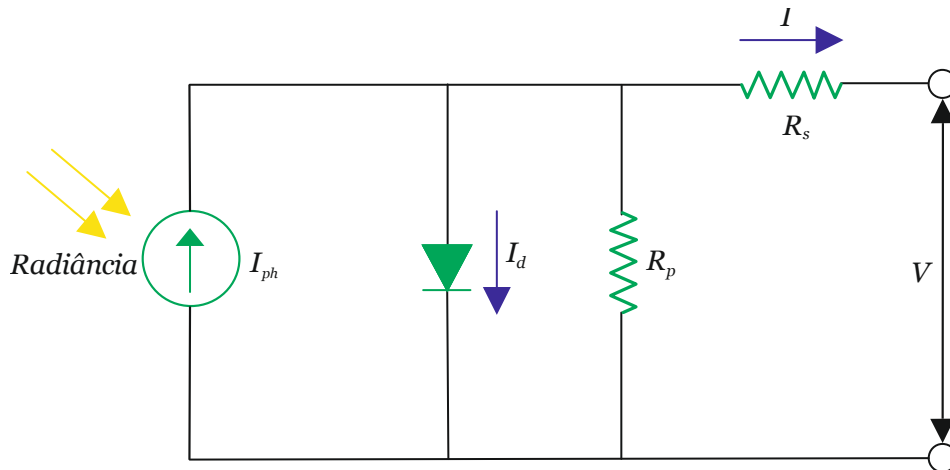


Figura 3.2 – Esquema elétrico do modelo matemático a um diodo (SDM).

Na equação 3.6, a corrente inversa de saturação do diodo ( $I_0$ ) é dada pela equação 3.4 e  $(V + I \times R_s)$  é a tensão aos terminais do diodo.

Substituindo as equações 3.6 na equação 3.5, obtemos a equação 3.7, que descreve a corrente de saída do circuito ( $I$ ).

$$I = I_{ph} - I_0 \left[ \exp\left(\frac{V + I \times R_s}{n \times V_t}\right) - 1 \right] - \frac{V + I \times R_s}{R_p} \quad (3.7)$$

O modelo a um diodo é caracterizado por 5 parâmetros desconhecidos:  $I_{ph}$ ,  $I_0$ ,  $n$ ,  $R_s$ ,  $R_p$ , que correspondem à corrente fotoelétrica, corrente inversa de saturação do diodo, fator de idealidade do diodo, a resistência colocada em série e a resistência colocada em paralelo, respetivamente [11].

### 3.3. Modelo a dois diodos (DDM)

O modelo matemático a dois diodos (DDM) é constituído por dois diodos em paralelo com a fonte de corrente que simula a corrente produzida pelo efeito fotovoltaico. A inclusão do segundo diodo permite modelar com maior exatidão os fenómenos físicos que ocorrem na junção P-N. Este modelo, quando comparado com o SDM, apresenta uma maior complexidade e custo computacional. No entanto, para baixos níveis de irradiância incidente este modelo permite descrever com uma maior precisão o comportamento de uma célula ou de um painel PV [24], [25], [26].

O modelo a dois diodos é caracterizado por 7 parâmetros desconhecidos:  $I_{ph}$ ,  $I_{01}$ ,  $I_{02}$ ,  $n_1$ ,  $n_2$ ,  $R_s$ ,  $R_p$ , que correspondem à corrente fotoelétrica, corrente inversa de saturação do diodo 1, fator de idealidade do diodo 1, corrente inversa de saturação do diodo 2, fator de idealidade do diodo 2, a resistência colocada em série e a resistência colocada em paralelo, respetivamente [11].

Na Figura 3.3 está representado o esquema elétrico do modelo a dois diodos (DDM).



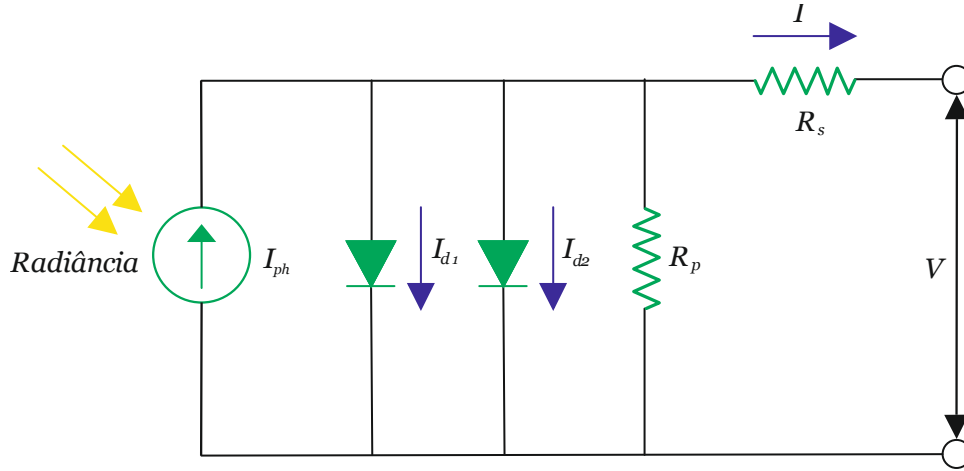


Figura 3.3 – Esquema elétrico do modelo matemático a dois díodos (DDM).

Aplicando as leis de *Kirchhoff* ao circuito da Figura 3.3, a corrente de saída do circuito ( $I$ ) é dada pela equação 3.8.

$$I = I_{ph} - I_{d1} - I_{d2} - \frac{V + I \times R_s}{R_p} \quad (3.8)$$

Sendo as correntes dos díodos ( $I_{d1}$  e  $I_{d2}$ ) dadas pelas equações 3.9 e 3.10, de acordo com a equação de *Shockley*.

$$I_{d1} = I_{01} \left[ \exp\left(\frac{V + I \times R_s}{n_1 \times V_t}\right) - 1 \right] \quad (3.9)$$

$$I_{d2} = I_{02} \left[ \exp\left(\frac{V + I \times R_s}{n_2 \times V_t}\right) - 1 \right] \quad (3.10)$$

Onde  $I_{01}$  é a corrente inversa de saturação do díodo 1 obtida pela equação 3.11 e  $I_{02}$  é a corrente inversa de saturação do díodo 2 obtida pela equação 3.12,  $n_1$  é o fator de idealidade do díodo 1 e  $n_2$  é o fator de idealidade do díodo 2.

$$I_{01} = C_1 \times T^3 \exp\left(-\frac{E_{gap}}{k \times T}\right) \quad (3.11)$$

$$I_{02} = C_2 \times T^{\frac{5}{2}} \exp\left(-\frac{E_{gap}}{2 \times k \times T}\right) \quad (3.12)$$

Onde  $C_1$  e  $C_2$  representam os coeficientes de temperatura.

Substituindo as equações 3.9 e 3.10 na equação 3.8, obtemos a equação 3.13, que descreve a corrente de saída do circuito  $I$ .

$$I = I_{ph} - I_{01} \left[ \exp \left( \frac{V + I \times R_s}{n_1 \times V_t} \right) - 1 \right] - I_{02} \left[ \exp \left( \frac{V + I \times R_s}{n_2 \times V_t} \right) - 1 \right] - \frac{V + I \times R_s}{R_p} \quad (3.13)$$

### 3.4. Modelo a um díodo (SDM) e modelo a dois díodos (DDM) sobre condições parciais de sombreamento (PSC)

Para modelar o comportamento de uma célula ou de um painel PV sob condições de sombreamento parcial (PSC) é necessário considerar nos modelos matemáticos descritos anteriormente o díodo de *bypass*. O número de díodos de *bypass* usados é uma característica construtiva do fabricante e é proporcional ao número de células que constituem o sistema PV (tipicamente são utilizados 3 díodos de *bypass*). Em condições de sombreamento parcial (PSC) os díodos de *bypass* proporcionam um caminho alternativo à corrente produzida pelo conjunto de células PV associadas, evitando a formação de pontos quentes e a danificação do sistema PV.

Na Figura 3.4 está representado o modelo matemático a um díodo (SDM) e a dois díodos (DDM) para condições de sombreamento parcial (PSC) para um sistema com  $m$  díodos de *bypass* [27], [28].

O díodo de *bypass* pode ser modelado matematicamente como uma resistência ( $R_{by}$ ) em função da corrente fotoelétrica ( $I_{ph}$ ). Quando o díodo de *bypass* se encontra polarizado inversamente, funcionando como um circuito aberto, pode ser modelado através de uma resistência com um valor elevado ( $10^{10} \Omega$ ). Já quando se encontra diretamente polarizado, funciona como um circuito fechado e pode ser modelado através de uma resistência com um valor reduzido (tipicamente de  $10^{-2} \Omega$ ).

Os valores da resistência  $R_{by}$  são dados pela equação 3.14.

$$R_{by} (I_{ph}) = \begin{cases} 10^{-2} \Omega, & D_{by} \text{ On} \\ 10^{10} \Omega, & D_{by} \text{ Off} \end{cases} \quad (3.14)$$

Aplicando as leis de *Kirchhoff* ao circuito da Figura 3.4, a corrente de saída do circuito ( $I$ ) é dada pela equação 3.15.

$$I = \begin{cases} I_{ph1} (G_1) - \sum_{i=1}^u \left[ I_{0i1} \left[ \exp \left( \frac{V_{pv1} + I_{pv1} \times R_{s1}}{n_{i1} \times V_t} \right) - 1 \right] \right] - \frac{V_{pv1} + I_{pv1} \times R_{s1}}{R_{p1}}, & I > I_{ph2} \\ I_{ph2} (G_2) - \sum_{i=1}^u \left[ I_{0i2} \left[ \exp \left( \frac{V_{pv2} + I_{pv2} \times R_{s2}}{n_{i2} \times V_t} \right) - 1 \right] \right] - \frac{V_{pv2} + I_{pv2} \times R_{s2}}{R_{p2}}, & I_{ph2} \geq I \geq I_{phm} \\ I_{phm} (G_m) - \sum_{i=1}^u \left[ I_{0im} \left[ \exp \left( \frac{V_{pvm} + I_{pvm} \times R_{sm}}{n_{im} \times V_t} \right) - 1 \right] \right] - \frac{V_{pvm} + I_{pvm} \times R_{sm}}{R_{pm}}, & I < I_{phm} \end{cases}$$

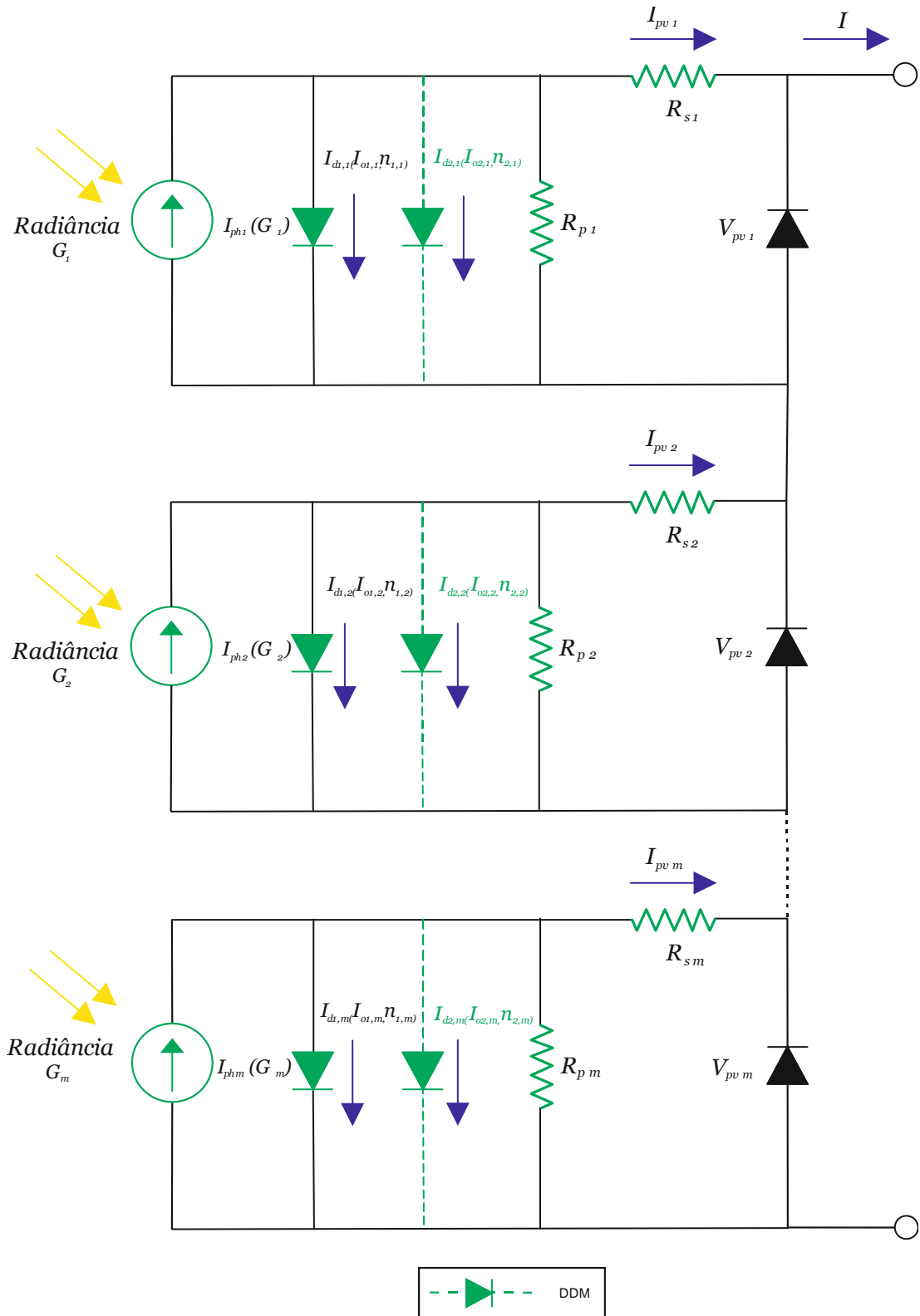


Figura 3.4 – Esquema elétrico para o modelo matemático a um diodo (SDM) e a dois diodos (DDM) para condições de sombreamento parciais (PSC).

Onde  $G_1$  é a irradiância incidente do primeiro conjunto de células PV,  $G_2$  é a irradiância incidente do segundo conjunto de células PV,  $G_m$  é a irradiância incidente do conjunto  $m$  de células PV e com  $G_1 > G_2 > G_m$ .

Já a tensão de saída do circuito da Figura 3.4 é dada pela equação 3.16.

$$V = \begin{cases} V_{pv1}, & I > I_{ph2} \\ V_{pv1} + V_{pv2}, & I_{ph2} \geq I \geq I_{phm} \\ V_{pv1} + V_{pv2} + V_{pvm}, & I < I_{phm} \end{cases} \quad (3.16)$$

# Capítulo 4

## 4. Procedimento Experimental

### 4.1. Introdução

O rendimento de uma produção PV pode ser condicionado negativamente por vários fatores externos. Um fator crítico que influencia consideravelmente o rendimento de uma produção PV é o sombreamento parcial. As condições de sombreamento parcial (PSC) são de carácter temporário, quando se trata dos agentes típicos de sombreamento: folhas, sujidade, dejetos de aves, poeiras, nuvens, cabos elétricos, antenas, entre outros.

A solução comumente adotada para minimizar a perda de rendimento de uma produção PV devido às PSC consiste na utilização de díodos de *bypass*, evitando a criação de pontos quentes e no limite danos irreversíveis no sistema PV.

A polarização direta dos díodos de *bypass* pode implicar uma diminuição da potência produzida pelo sistema PV e alterações significativas nas curvas características I-V e P-V, verificando-se a presença de ótimo local e um ótimo global. Assim, torna-se evidente analisar o impacto das condições de sombreamento parcial (PSC) numa produção PV e a influência da polarização direta dos díodos de *bypass* nas curvas características I-V e P-V.

### 4.2. Perfis de sombreamento parcial

Para quantificar o impacto de diferentes condições de sombreamento parcial (PSC) numa produção PV e analisar o efeito dos díodos de *bypass* nas curvas características I-V e P-V, foram criados dois perfis de sombreamento parcial.

O primeiro perfil de sombreamento parcial afeta apenas um conjunto de células PV e abrange apenas o sombreamento horizontal de uma célula PV, como se ilustra na Figura 4.1. O procedimento experimental foi aplicado num sistema PV monocristalino com 60 células ligadas em série e com 3 díodos de *bypass* [14]. O primeiro perfil consiste no sombreamento progressivo de uma única célula PV com percentagens a variar entre os 0 % e os 100 %, com incrementos de 10 %.

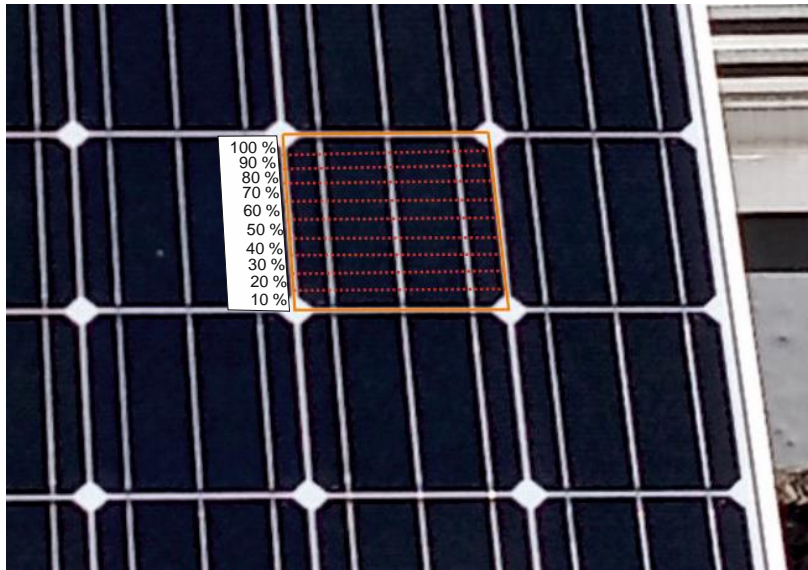


Figura 4.1 – Perfil de sombreamento horizontal de uma célula PV.

O segundo perfil de sombreamento parcial afeta vários conjuntos de células PV. O procedimento experimental também foi aplicado num sistema PV monocristalino com 60 células ligadas em série e com 3 díodos de *bypass* (20 células PV por diodo de *bypass*). O sombreamento vertical do sistema PV vai afetando progressivamente os vários conjuntos de células PV, como se ilustra na Figura 4.2.

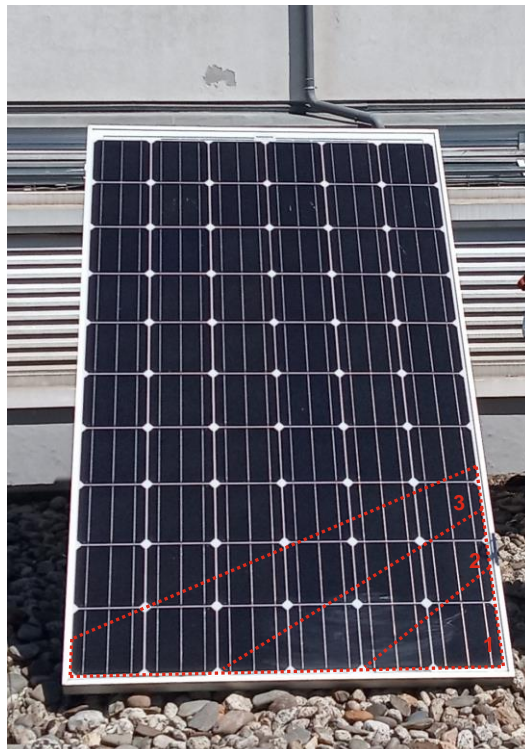


Figura 4.2 – Perfil de sombreamento vertical do sistema PV.

### 4.3. Sistema de *hardware* desenvolvido

Para analisar o efeito dos diodos de *bypass* nas curvas características I-V e P-V, foi desenvolvido o sistema de *hardware* ilustrado na Figura 4.3. O sistema de *hardware* pode ser dividido em três blocos fundamentais nomeadamente, a unidade de controlo e processamento, a unidade de aquisição e a unidade de potência.

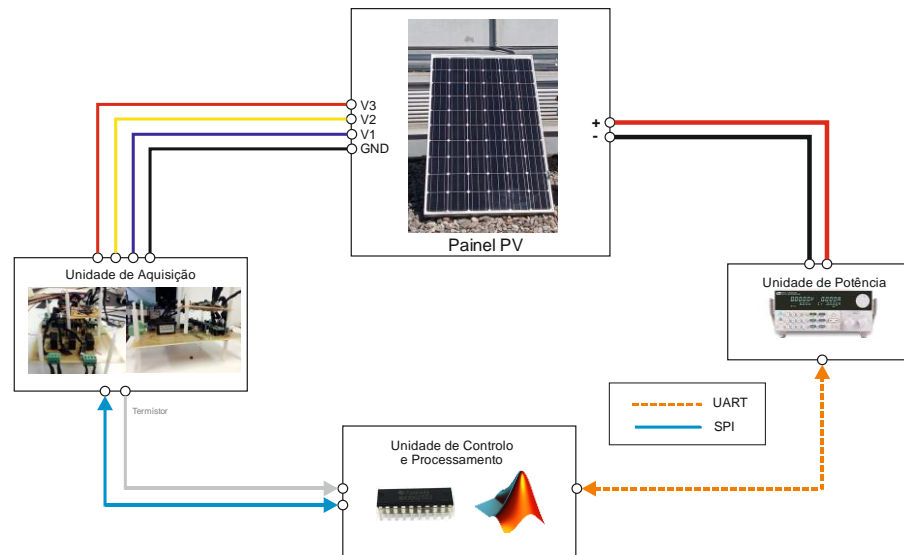


Figura 4.3 – Representação por blocos do *hardware* desenvolvido.

A unidade de controlo e processamento apresenta uma arquitetura centralizada que pode ser subdividida em dois subsistemas. Um dos subsistemas consiste no *software* Matlab® que permite processar com rapidez uma grande quantidade de informação. O outro subsistema pertencente à unidade de controlo e processamento consiste no microcontrolador MSP430G2553 da *Texas Instruments*®. É um microcontrolador de 16 bits que possui uma frequência de *clock* de 16 MHz com uma memória RAM de 512 B e memória Flash de 16 KB. Dispõe ainda de 8 ADC de 10 bits de resolução e diversos protocolos de comunicação: *Enhanced Universal Asynchronous Receiver/Transmitter* (UART); *Infrared Data Association* (IrDA); *Serial Peripheral Interface* (SPI) e *Inter-Integrated Circuit* (I<sup>2</sup>C) [29]. Esta unidade proporciona uma maior versatilidade e flexibilidade na interligação da unidade de controlo e processamento com as restantes unidades através dos diversos protocolos de comunicação.

A unidade de aquisição, ilustrada na Figura 4.4, também pode ser subdividida em dois grandes subsistemas: o subsistema de alimentação e o subsistema de aquisição. O subsistema de alimentação permite disponibilizar os diferentes níveis de tensão requeridos para o correto funcionamento da unidade (+/- 15 V, 5V e 3.3 V).

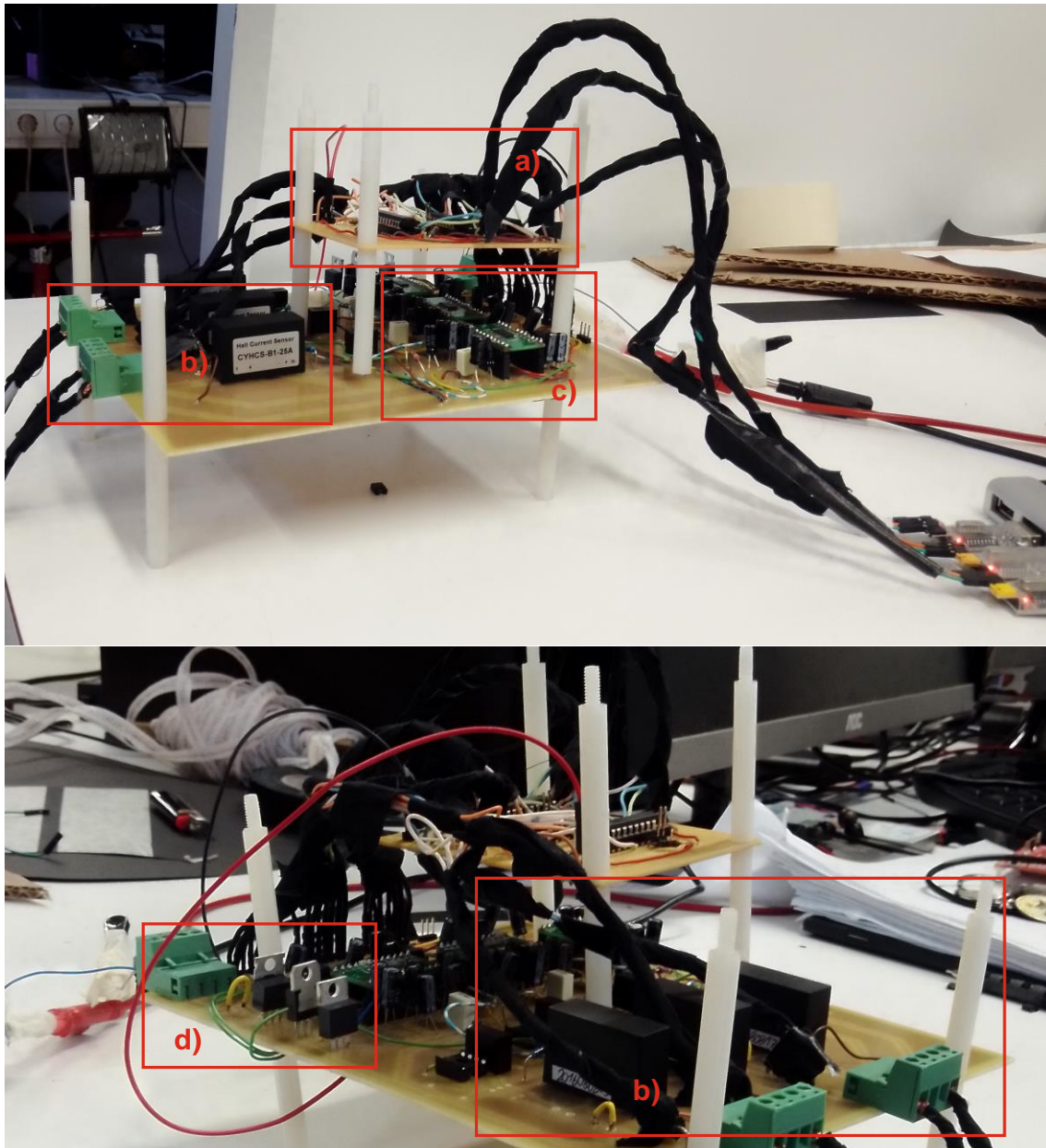


Figura 4.4 – Sistema de *hardware* implementado: unidade de controlo a); cabos provenientes da caixa de junção do Painel PV, díodos de *bypass*, sensores de corrente e tensão b); conversores analógicos digitais c); reguladores de tensão e alimentação principal d).

O subsistema de aquisição, ilustrado na Figura 4.5, é constituído pelos sensores que permitem adquirir as tensões, correntes e temperaturas de cada um dos díodos de *bypass*. Este subsistema é constituído essencialmente por três conversores analógico digitais AD7367 da *Analog Devices*<sup>®</sup>. Trata-se de um conversor analógico digital de 14 *bits* de 4 canais com uma taxa de transmissão de 500 kbps e um tempo de conversão inferior a 1.25  $\mu$ s, permitindo uma maior resolução [30]. Além disso, permite uma maior flexibilidade pelas diferentes gamas de tensão de operação permitidas (+/- 5 V, +/- 10 V, 0 V a 10 V), tendo sido usada a gama de operação entre 0 V e 10 V. A



comunicação entre esta unidade e a unidade de controlo e processamento de dados é realizada através do protocolo de comunicação SPI.

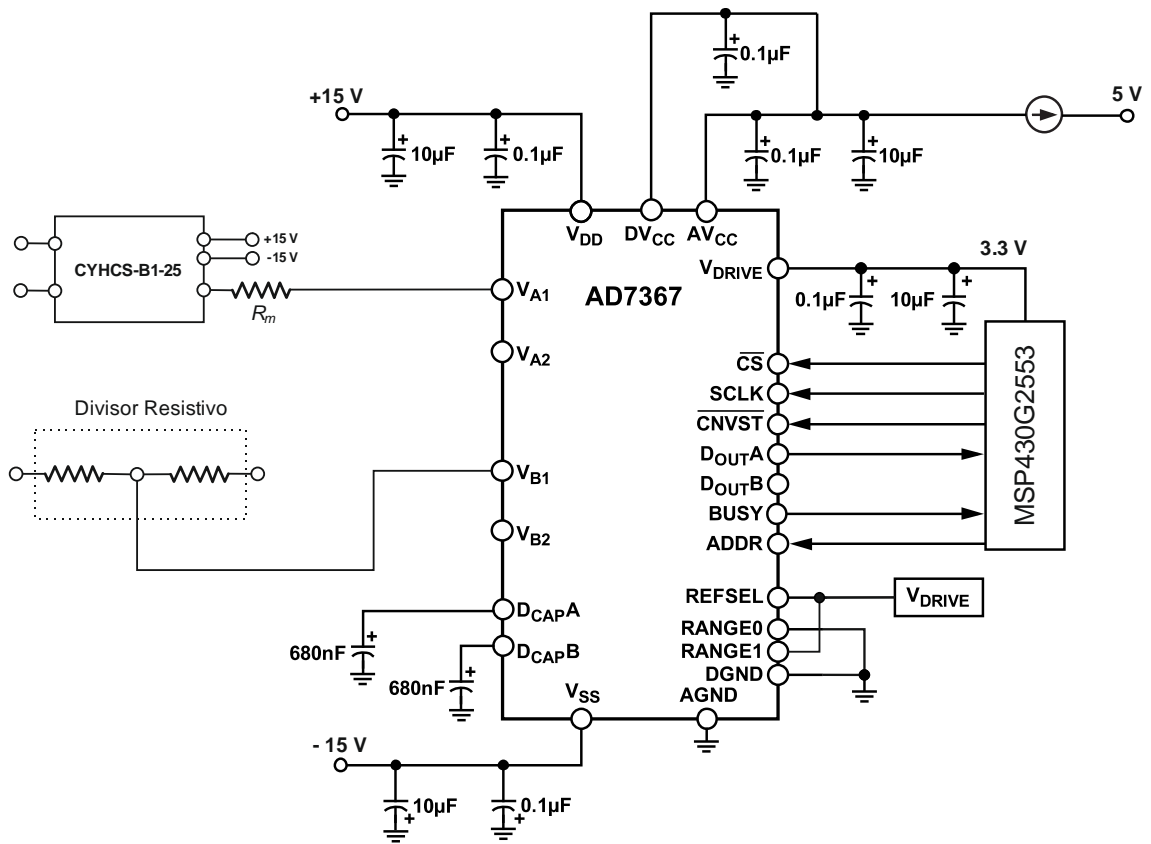


Figura 4.5 – Esquema elétrico do subsistema de aquisição.

# Capítulo 5

## 5. Resultados Obtidos

### Experimentalmente

#### 5.1. Sombreamento horizontal de uma célula PV

Na Figura 5.1 estão representadas as curvas características I-V medidas experimentalmente, para o primeiro caso de estudo, onde é visível a variação dos valores de corrente de curto-circuito ( $I_{SC}$ ) e dos valores de tensão de circuito aberto ( $V_{OC}$ ). Esta variação deve-se ao procedimento experimental ter sido realizado em condições *outdoor*. A irradiância incidente apresenta uma variação de 59.7263 W/m<sup>2</sup> com um valor mínimo de 991.2023 W/m<sup>2</sup> e um valor máximo de 1050.9286 W/m<sup>2</sup>. A temperatura das células PV também apresenta uma variação de 5.4598 °C, apresentando um valor mínimo de 73.1703 °C e um valor máximo de 78.6301 °C.

Além disso, para PSC inferiores a 60 % verifica-se uma deslocação horizontal para a direita do MPP. Essa deslocação deve-se ao aumento dos níveis de tensão e à diminuição da corrente. Os níveis de tensão apresentam uma variação de 6.2802 V, com um valor mínimo de 23.7056 V para as PSC de 10 % e um valor máximo de 29.9858 V para as PSC de 60 % como podemos verificar na Tabela 5.1. Já os valores de corrente variam 3.9078 A, tendo o valor máximo para as PSC de 10 % de 7.6323 A e o valor mínimo para as PSC de 60 % de 3.7245 A. Para PSC superiores a 60 % existe um deslocamento horizontal contrário do MPP, isto deve-se à diminuição dos níveis de tensão e o conseqüente aumento da corrente no MPP como podemos verificar na Tabela 5.1.

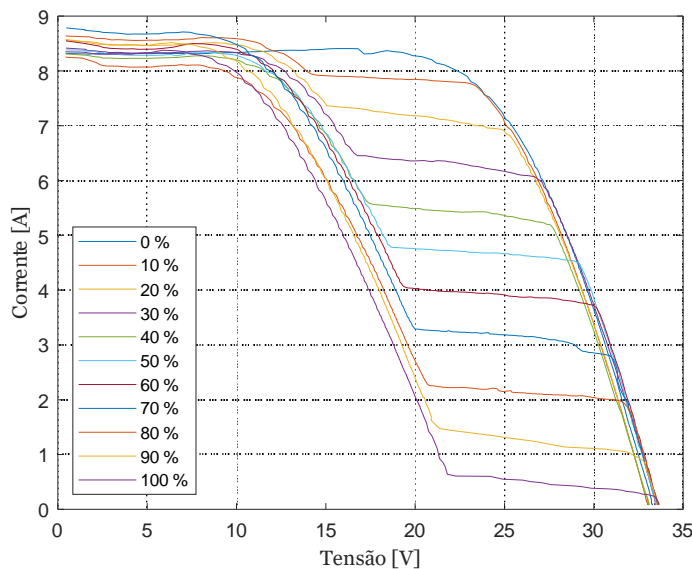


Figura 5.1 – Curva I-V medida experimentalmente obtida através do sombreamento de uma célula PV.

Tabela 5.1 – Análise da corrente e tensão das curvas características I-V.

Sombreamento (%)	$I_{SC}$ [A]	$I_{MPP}$ [A]	$V_{MPP}$ [V]	$I_{D_{bypass}}$ [A]
10 %	8.6380	7.6323	23.7056	0.8101
20 %	8.5520	6.9237	24.9293	1.6469
30 %	8.4171	5.9924	27.0490	2.1698
40 %	8.3102	5.1891	27.5788	2.9105
50 %	8.3843	4.5036	29.1403	3.9345
60 %	8.5494	3.7245	29.9858	4.8892
70 %	8.7844	7.1612	13.9665	6.0049
80 %	8.2500	6.6981	13.7884	6.5348
90 %	8.5737	6.9012	13.4879	7.7891
100 %	8.3492	6.6986	13.1942	8.2978

Na Figura 5.2 estão representados os valores corrente do diodo de *bypass* obtidos através do sistema de aquisição desenvolvido e detalhado na secção 4.3. Através da análise da Figura 5.2, podemos constatar um aumento da corrente do diodo de *bypass* em função da área da célula PV sombreada. A corrente no diodo de *bypass* apresenta uma variação de 7.4877 A, com um valor mínimo de corrente de 0.8101 A para as PSC de 10 % e um valor máximo de corrente de 8.2978 A para as PSC de 100 %.

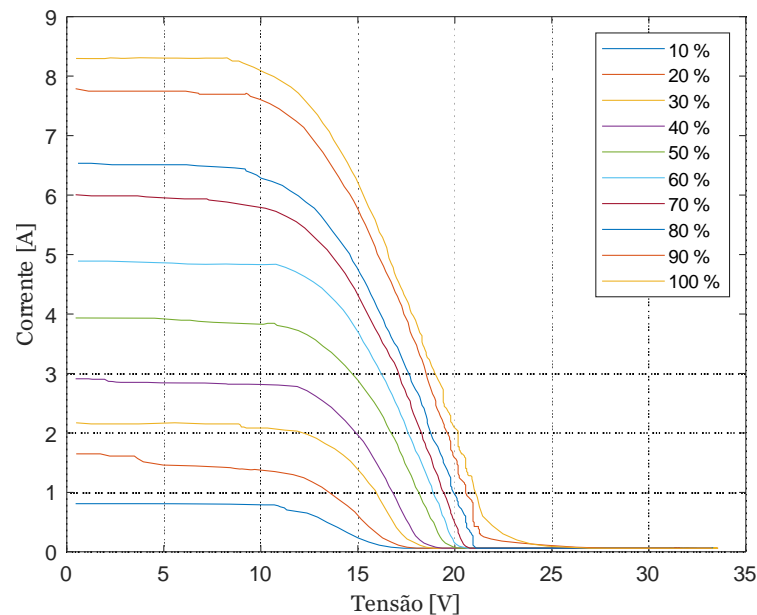


Figura 5.2 – Corrente medida experimentalmente no diodo de *bypass* do primeiro conjunto de células PV.

Na Figura 5.3 estão representadas as curvas características P-V medidas experimentalmente, onde é possível constatar a influência das diferentes percentagens de sombreamento horizontal de uma célula PV. Para PSC inferiores a 20 % verifica-se uma diminuição pouco significativa no MPP, concretamente, para a PSC de 10 % podemos verificar uma diminuição apenas de 0.7277 W

no MPP. No entanto, para PSC superiores a 20 % também existe uma diminuição no MPP e uma alteração significativa na curva característica P-V, i. e., verifica-se a presença de um ótimo local e um ótimo global. Esta alteração na curva característica P-V é mais problemática para PSC superiores a 70 % onde existe uma troca entre ótimo local e o ótimo global.

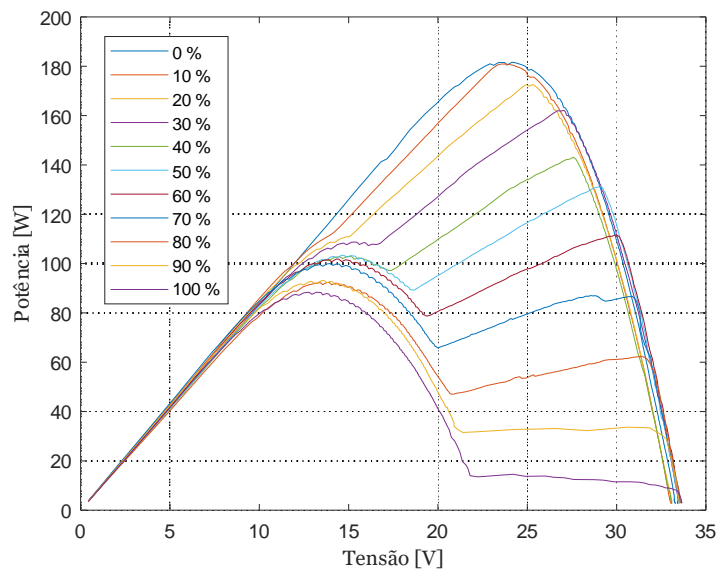


Figura 5.3 – Curvas características P-V obtidas através do sombreamento horizontal de uma célula PV.

Na Tabela 5.2 estão representadas as perdas no MPP associadas ao sombreamento horizontal de uma célula PV. As PSC apresentam um custo significativo na produção de energia elétrica e, conseqüentemente, no rendimento do sistema PV. Para PSC inferiores a 20 % verifica-se uma diminuição de 0.7277 e 9.5630 W, respetivamente. No entanto, para PSC superiores a 70 % podemos constatar perdas relevantes no MPP de aproximadamente 50 %.

Tabela 5.2 – Perdas no MPP devido ao sombreamento horizontal de uma célula PV.

Sombreamento (%)	MPP [W]	Perdas [W]	Quebra de Potência [%]
0 %	181.5405	0	0
10 %	180.8128	0.7277	0.4008
20 %	171.9775	9.5630	5.2677
30 %	160.9132	20.6273	11.3624
40 %	143.1080	38.4325	21.1702
50 %	130.9815	51.1590	28.1805
60 %	111.2183	70.3222	38.7364
70 %	94.9189	86.6216	47.7148
80 %	93.0831	88.4574	48.7260
90 %	92.7561	88.7844	48.9061
100 %	87.8576	93.6829	51.6044

## 5.2. Sombreamento vertical do sistema PV

Para o sombreamento vertical foram realizados 4 ensaios afetando progressivamente vários conjuntos de células PV. O primeiro ensaio foi realizado sem sombreamento (ensaio 0) e para os restantes ensaios foi aplicado o procedimento experimental especificado na secção 4.2 e ilustrado na Figura 4.2.

Na Figura 5.4 estão representadas as curvas características I-V medidas experimentalmente, onde é visível a variação dos valores de corrente de curto-circuito ( $I_{SC}$ ) e dos valores de tensão de circuito aberto ( $V_{OC}$ ). Esta variação deve-se também ao procedimento experimental ter sido realizado em condições *outdoor*. A irradiância incidente apresenta uma variação de  $5.0831 \text{ W/m}^2$  com um valor mínimo de  $941.6422 \text{ W/m}^2$  e um valor máximo de  $946.7253 \text{ W/m}^2$ . A temperatura das células também apresenta uma variação de  $2.5864 \text{ }^\circ\text{C}$ , apresentando um valor mínimo de  $69.3866 \text{ }^\circ\text{C}$  e um valor máximo de  $71.9730 \text{ }^\circ\text{C}$ . Além disso é possível verificar alterações significativas nas curvas características I-V devido ao sombreamento dos vários conjuntos de células PV. No ensaio 1, as alterações nas curvas características I-V são semelhantes ao sombreamento horizontal de uma célula PV (afeta apenas um conjunto de células PV). No ensaio 3, a natureza deste sombreamento vertical afeta todos os conjuntos do sistema PV e resulta na inibição do sistema PV.

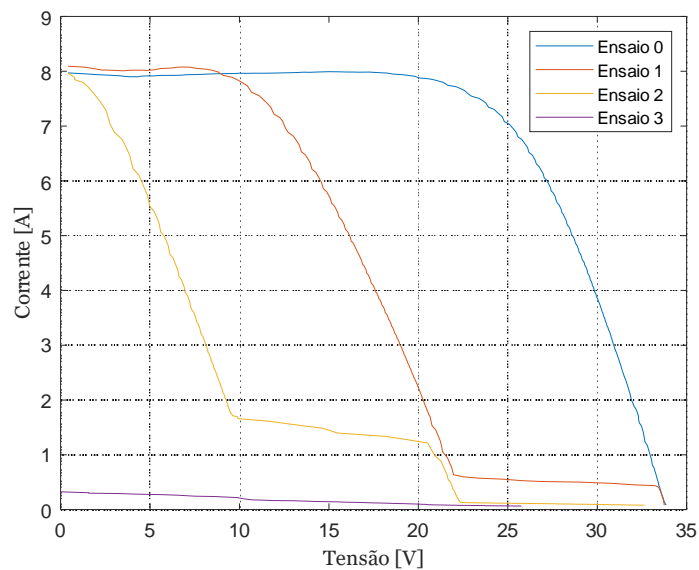


Figura 5.4 – Curvas características I-V obtidas através do sombreamento vertical.

A Figura 5.5 mostra as correntes dos díodos de *bypass* adquiridas pelo sistema de aquisição. No ensaio 1, as PSC apenas afetam o primeiro conjunto de células PV e, conseqüentemente, verifica-se a polarização direta do diodo de *bypass* para níveis de tensão inferiores a 23 V provocando o fluxo de corrente pelo primeiro diodo de *bypass*, como ilustrado na Figura 5.5 a). As PSC do ensaio 2 afetam dois conjuntos de células PV o que provoca a polarização direta de dois díodos de *bypass*

para diferentes níveis de tensão, como ilustrado na Figura 5.5 b). O primeiro diodo de *bypass* é polarizado diretamente para níveis de tensão inferiores a 23 V e o segundo diodo de *bypass* é polarizado diretamente para níveis de tensão inferiores a 10 V. Estes níveis de tensão devem-se às características construtivas do painel PV que é composto por 3 diodos de *bypass* com uma configuração não sobreposta (20 células PV por cada diodo de *bypass*).

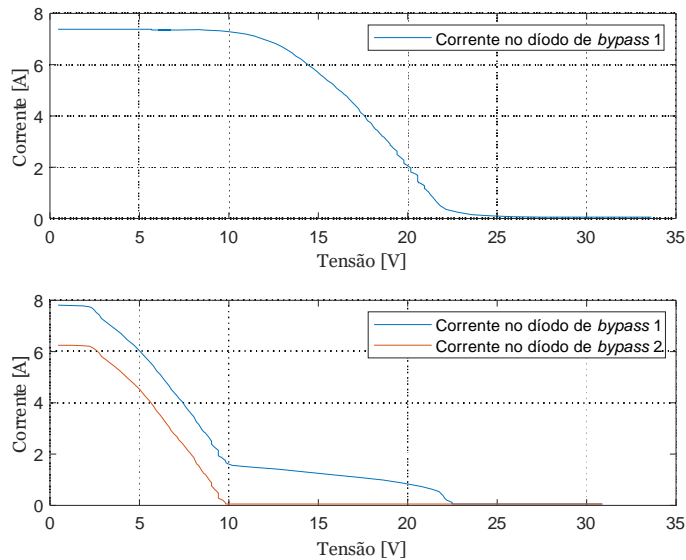


Figura 5.5 – Corrente medida experimentalmente no diodo de *bypass*: a) no primeiro conjunto de células PV (ensaio 1); b) no primeiro e no segundo conjunto de células PV (ensaio 2).

Na Figura 5.6 estão representadas as curvas características P-V para o sombreamento vertical. No ensaio 1 as PSC afetam apenas um conjunto de células PV e podemos verificar a presença de ótimo local e um ótimo global e numa perda aproximada de 50 % no MPP, tal como no sombreamento horizontal de 100 % de uma célula PV. No ensaio 2, as PSC perturbam dois conjuntos de células PV o que provoca o aparecimento de dois ótimos locais e um ótimo global e de uma perda significativa no MPP. Por último, as PSC no ensaio 3 afetam os três conjuntos de células PV e, conseqüentemente, inibem a produção PV.

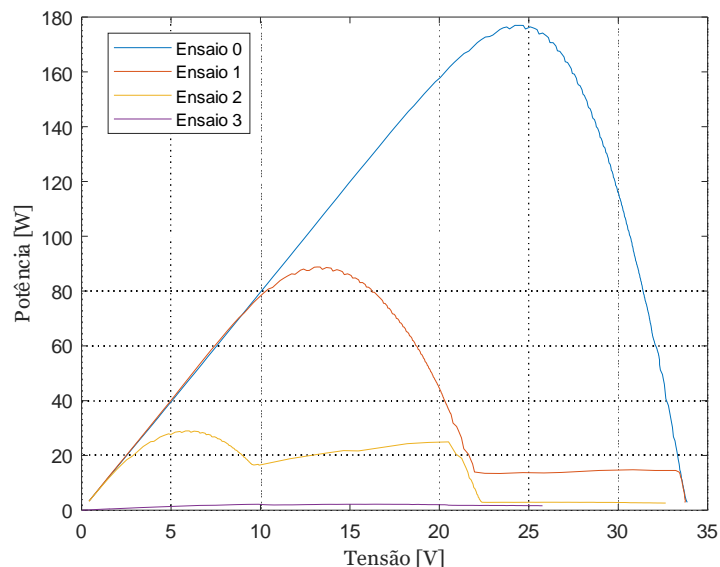


Figura 5.6 – Curvas características P-V obtidas através do sombreamento vertical.

A Tabela 5.3 resume as perdas de potência causadas pelo sombreamento vertical (diferentes MPP para os 4 ensaios). O ensaio 1, resulta numa perda de produção de 50.0662 %, como referido anteriormente. O ensaio 2 vai afetar o primeiro conjunto e quase na totalidade o segundo conjunto de células PV resultando numa quebra de produção de 83.7507 %. As PSC do ensaio 3 afetam os três conjuntos de células PV, tal como referido anteriormente, e resulta numa perda de potência de 98.8589 %.

Tabela 5.3 – Perdas de potência devido ao sombreamento vertical.

Sombreamento	MPP [W]	Perdas [W]	Quebra de Potência [%]
Ensaio 0	176.9299	0	0
Ensaio 1	88.5821	88.3479	50.0662
Ensaio 2	28.7499	148.1800	83.7507
Ensaio 3	2.0192	174.9110	98.8589

A Figura 5.7 apresenta a evolução da temperatura e da potência dos díodos de *bypass* do primeiro e do segundo conjunto de células PV referentes ao ensaio 2. A evolução do comportamento da temperatura é similar para ambos os díodos de *bypass*. Devido à passagem de corrente nos díodos de *bypass* verifica-se um aumento de temperatura. Em apenas 3 minutos de sombreamento a temperatura do díodo de *bypass* do primeiro conjunto de células PV aumentou cerca de 3 ° C e a temperatura do díodo de *bypass* do segundo conjunto de células PV aumentou cerca de 4 ° C.

A potência associada ao díodo de *bypass* correspondente ao primeiro conjunto de células PV apresenta um valor máximo de 31.3170 W, enquanto no díodo de *bypass* correspondente ao segundo conjunto de células PV apresenta um valor máximo de 22.7032 W.

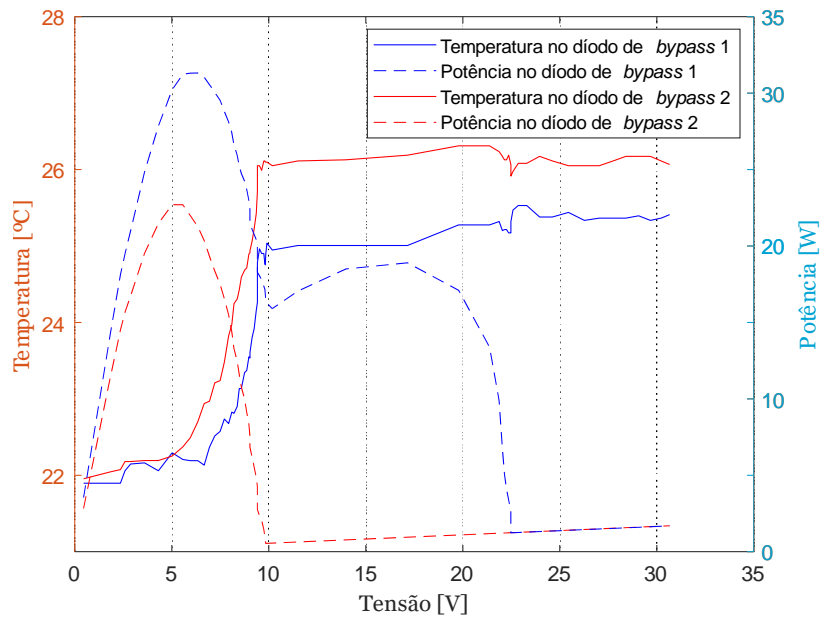


Figura 5.7 – Potência e temperatura medidas experimentalmente nos diodos de *bypass* do primeiro e do segundo conjunto de células PV (ensaio 2).



# Capítulo 6

## 6. Estimação dos parâmetros fotovoltaicos

### 6.1. Introdução

Os parâmetros PV desconhecidos que modelam uma célula ou um painel PV podem ser estimados através de duas metodologias. Uma metodologia baseia-se nos dados fornecidos pelos fabricantes (através dos *datasheet*) [31], [32], [33], [34], [35]. Já a outra metodologia consiste na minimização do erro entre os dados experimentais e dados estimados [36], [37]. A estimação dos parâmetros PV é um problema de otimização complexo e apresenta inúmeras soluções possíveis, i. e., vários mínimos locais (problema multimodal) [38].

Através da metodologia que se baseia nos dados fornecidos pelo fabricante os parâmetros PV podem ser obtidos através de métodos analíticos. Os métodos analíticos utilizam os pontos característicos da curva I-V fornecidos pelo fabricante: o ponto de curto-circuito (SC), o ponto de circuito aberto (OC) e o ponto de potência máxima (MPP).

Quando se opta pela metodologia que assenta nos dados experimentais, a abordagem mais recorrente na literatura especializada consiste na utilização de métodos numéricos. Os métodos numéricos, ao contrário dos métodos analíticos, consideram todos os pontos da curva I-V medidos experimentalmente, resultando numa estimação dos parâmetros que caracterizam o modelo PV com maior precisão. Os métodos numéricos são formulados como um problema de otimização, cujo objetivo consiste na minimização do erro entre os dados medidos experimentalmente e os dados estimados através de uma função objetivo (FO).

O outro tipo de métodos para estimação dos parâmetros PV são os métodos híbridos. Os métodos híbridos resultam da combinação de métodos analíticos com métodos numéricos ou na combinação de diferentes tipos de métodos numéricos.

#### 6.1.1. Métodos analíticos

Como referido anteriormente, os métodos analíticos usam equações matemáticas para estimar os parâmetros PV. Os métodos analíticos consideram apenas os pontos característicos da curva I-V. A simplicidade, o baixo custo computacional e a fácil implementação das equações matemáticas são a grande vantagem destes métodos [39], [40], [41]. No entanto, a grande limitação destes métodos reside no facto de apenas utilizarem os dados fornecidos pelos fabricantes nas condições de operação STC ou NOCT.

Na literatura especializada há inúmeros exemplos de métodos analíticos para estimar os parâmetros PV. Por exemplo, em [42] é usada a função de *W Lambert* para estimar analiticamente os parâmetros PV. Outro exemplo é o método *Analytical and Quasi-Explicit* (AQE) que se baseia em quatro pontos aleatórios da curva característica I-V, conseguindo estimar os parâmetros PV através de equações polinomiais de quinto grau [43].

### 6.1.2. Métodos numéricos

Os métodos numéricos podem ser classificados em métodos determinísticos e métodos metaheurísticos. Os métodos determinísticos, particularmente eficientes numa procura local, tendem a convergir prematuramente para ótimos locais. A utilização destes métodos requer condições de continuidade, convexidade e diferenciação. Além disso, a eficiência dos métodos determinísticos depende fortemente do posicionamento inicial [44], [45]. Alguns exemplos de métodos numéricos determinísticos são o método *Newton-Raphson method* (NRM) [46], [47] e o método de *Levenberg-Marquardt* (LM) [48].

Os métodos metaheurísticos são usados para mitigar algumas desvantagens dos métodos determinísticos. Estes métodos, essencialmente bio inspirados, baseiam-se num conjunto de indivíduos (população) que cooperam em conjunto para alcançar um objetivo comum. A eficiência dos métodos metaheurísticos depende fortemente do equilíbrio e da harmonia entre os mecanismos de intensificação e diversificação. O mecanismo de diversificação consiste na construção de novas soluções em regiões inexploradas, i. e., em regiões afastadas da melhor solução encontrada até ao momento. Já o mecanismo de intensificação obriga o método metaheurístico a construir novas soluções em regiões já exploradas, i. e., em regiões perto da melhor solução encontrada até ao momento [49]. Existe uma grande variedade de métodos metaheurísticos na literatura especializada para estimação dos parâmetros PV, como por exemplo: *Genetic Algorithm* (GE) [50], *Artificial Bee Swarm Optimization Algorithm* (ABSO) [51], *Enhanced Adaptive Differential Evolution* (EJADE) [52], *Whale Optimization Algorithm* (WOA) [53], *Improved Ant Lion Optimizer* (IALO) [54], *Self-adaptive Teaching-learning-based Optimization* (SATLBO) [55], *Moth-flame Optimization Algorithm* (MFO) [56], *Cat Swarm Optimization* (CSO) [57], *Guaranteed Convergence Particle Swarm Optimization* (GCPSO) [44], *Coyote Optimization Algorithm* (COA) [58].

### 6.1.3. Métodos híbridos

Recentemente, os métodos híbridos combinam diferentes métodos metaheurísticos, i.e., diferentes mecanismos de intensificação e diversificação. Esta hibridização pode ser bastante vantajosa porque existem alguns métodos metaheurísticos que favorecem o mecanismo intensificação e outros que favorecem o mecanismo de diversificação. No entanto, a grande desvantagem destes métodos é o custo computacional e o elevado número de parâmetros de controlo. Esta hibridização terá de ser realizada experimentalmente, através de tentativa erro, o

que pode afetar a eficiência e a precisão. Alguns autores para reduzir o custo computacional associado recorrem a expressões analíticas ou a simplificações para estimar os parâmetros que caracterizam o modelo PV [59]. Alguns exemplos de métodos híbridos para estimar os parâmetros PV são: *Teaching-learning-based Artificial Bee Colony* (TLABC) [60], o *Adaptive Teaching-learning-based Optimization and Differential Evolution* (ATLDE) [61], *Bee Polinator Flower Pollination Algorithm* (BPFPA) [62], *Differential Evolution with Whale Optimization Algorithm* (DE/WOA) [63], *Adaptive Nelder-Mead simplex algorithm based on Eagle Strategy* (EHA-NMS) [64], *Hybrid Particle Swarm Optimization and Simulated Annealing* (HPSOSA) [65], *Levenberg Marquardt Algorithm combined with Simulated Annealing* (LMSA) [66].

## 6.2. Algoritmo utilizado para estimar os parâmetros PV

### 6.2.1. Neural Network Algorithm (NNA)

O *Neural Network Algorithm* (NNA) é um algoritmo de otimização metaheurístico inspirado em redes neurais artificiais (ANN) e no sistema nervoso humano [67]. O sistema nervoso humano é composto por milhões de células nervosas (chamadas neurónios) interligadas por axónios. Neste sistema, a informação circula através de impulsos provenientes dos órgãos sensoriais ou devido a estímulos externos. As ANN's são modelos computacionais que tentam simular este comportamento e a sua complexidade depende do número de ligações entre as entradas e saídas.

Existem duas topologias principais de ANN's: a topologia *feedforward* ou estática e a topologia *recurrent* ou dinâmica. Na topologia *feedforward* a informação é unidirecional, i.e., apenas é possível enviar informação num único sentido. Já na topologia *recurrent* a informação é bidirecional, i.e., é possível o retorno da informação (*feedback*). Tipicamente, ambas as topologias são constituídas por diversas camadas: uma camada de entrada, uma camada de saída e um valor pré-definido de camadas escondidas, como se ilustra na Figura 6.1.

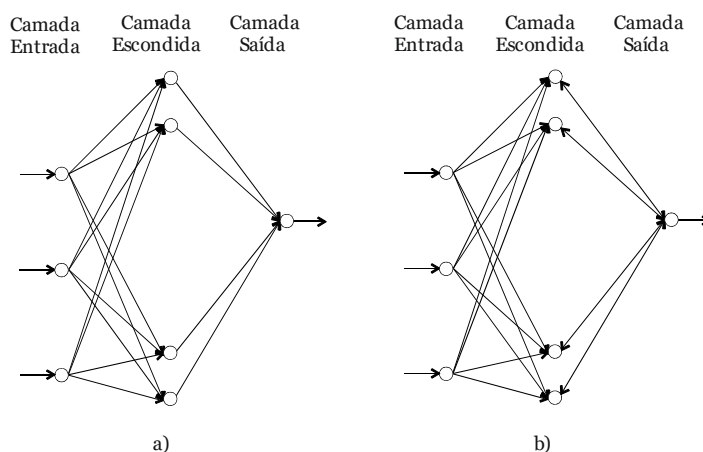


Figura 6.1 – Principais topologias de ANN's: a) feed forward, b) recurrent.

Uma ANN é então composta por múltiplos nós, que imitam os neurónios biológicos, interligados entre si. Às ligações entre nós são associados pesos (*weight*) que vão alterar o seu valor ao longo do processo de aprendizagem. Além disso, existe a *bias* (parâmetro de controlo) que permite ajustar os dados de entrada aos dados de saída.

O NNA é um algoritmo metaheurístico populacional, onde a população é inicializada e guardada numa matriz, equação 6.1. A dimensão dessa matriz é  $N_{pop} \times D$ , em que  $N_{pop}$  é o número de indivíduos da população (camada de entrada) e  $D$  o número de dimensões do problema de otimização.

$$X = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_2^1 & \dots & x_D^1 \\ x_1^2 & x_2^2 & \dots & x_D^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1^{N_{pop}} & x_2^{N_{pop}} & x_3^{N_{pop}} & x_D^{N_{pop}} \end{bmatrix} \quad (6.1)$$

Depois de inicializada a população, é necessário inicializar uma matriz de pesos (interligações entre nós) com dimensão  $N_{pop} \times N_{pop}$ , com valores aleatórios entre 0 e 1.

$$W(t) = \begin{bmatrix} w_1^1 & \dots & w_1^i & \dots & w_1^{N_{pop}} \\ w_2^1 & \dots & w_2^i & \dots & w_2^{N_{pop}} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ w_{N_{pop}}^1 & \dots & w_{N_{pop}}^2 & \dots & w_{N_{pop}}^{N_{pop}} \end{bmatrix} \quad (6.2)$$

Contudo, para os pesos apresentarem um comportamento ou uma tendência crescente numa direção específica, o somatório dos pesos não pode exceder a unidade. Esta condição pode ser definida matematicamente através das equações 6.3 e 6.4.

$$\sum_{j=1}^{N_{pop}} w_{ij}(t) = 1 \quad , i = 1, 2, 3, \dots, N_{pop} \quad (6.3)$$

$$w_{ij} \in U(0, 1) \quad i, j = 1, 2, 3, \dots, N_{pop} \quad (6.4)$$

Depois de formar a matriz dos pesos e da população inicial, vão ser calculadas as novas posições, através das equações 6.5 e 6.6.

$$\vec{X}_j^{New}(t+1) = \sum_{i=1}^{N_{pop}} w_{ij} \times \vec{X}_i(t), \quad j = 1, 2, 3, \dots, N_{pop} \quad (6.5)$$

$$\vec{X}_i(t+1) = \vec{X}_i(t) + \vec{X}_j^{New}(t+1), \quad i = 1, 2, 3, \dots, N_{pop} \quad (6.6)$$

A cada iteração, o valor dos pesos é atualizado através da equação 6.7, tendo em conta a condição descrita nas equações 6.3 e 6.4.

$$\vec{W}_i^{Updated}(t+1) = \vec{W}_i + 2 \times rand \times (\vec{W}^{Target}(t) - \vec{W}_i(t)), \quad i = 1, 2, 3, \dots, N_{pop} \quad (6.7)$$

O algoritmo apresenta duas estratégias diferentes para evitar a convergência prematura e a estagnação da população: o *Bias Operator* e a *Transfer Funcion Operator*. O *Bias Operator* favorece o mecanismo de diversificação modificando uma percentagem das posições e da matriz de pesos (funcionando como ruído), segundo a equação 6.8. No início, o valor da *bias* é inicializado a 1 para que todas as posições e todos os pesos sofram alterações. Com o decorrer do processo de otimização, o valor da *bias* é sucessivamente decrementado para evitar alterações significativas das soluções nas iterações finais.

$$\beta(t+1) = \beta(t) \times 0.99 \quad t = 1, 2, 3, \dots, itermax \quad (6.8)$$

O *Transfer Funcion Operator* favorece o mecanismo de intensificação, forçando a atualização das posições em torno da melhor solução encontrada até ao momento ( $\vec{X}^{Target}$ ), de acordo com a equação 6.9.

$$\vec{X}_i^*(t+1) = \vec{X}_i(t+1) + 2 \times rand \times (\vec{X}^{Target}(t) - \vec{X}_i(t+1)), \quad i = 1, 2, 3, \dots, N_{pop} \quad (6.9)$$

O equilíbrio entre o mecanismo de diversificação (*Bias Operator*) e o mecanismo de intensificação (*Transfer Funcion Operator*) é controlado por uma probabilidade. Essa probabilidade depende do valor da *bias* e de um número aleatório (*rand*) com uma distribuição uniforme entre 0 e 1, como se ilustra no pseudocódigo 6.1.

Pseudocódigo 6.1

---

```

For i = 1 to Npop
  If rand ≤ β
    %% ----- Bias para as novas soluções -----
    Nb = Round (D×β)   % Nb: N° de variáveis alteradas pela bias, na matriz das novas soluções
    For j = 1: Nb
      XInput (i, Inteiro aleatório [0, D])
    End For
    %% ----- Bias para a matriz de pesos atualizada -----
    Nwb = Round (Npop×β)   % Nwb: N° de variáveis alteradas pela bias, na matriz dos pesos
    For j = 1: Nwb
      WUpdated (j, Inteiro aleatório [0, Npop])
    End For
  
```

---

---

```

Else (rand > β)
    Equação (6.9)
End If
End For

```

---

### 6.2.2. Mapas caóticos

Os mapas caóticos, cada vez mais utilizados na literatura, são uma forma de melhorar os mecanismos de intensificação e diversificação. Estes mapas caóticos dependem fortemente das condições iniciais e resultam da teoria do caos, baseando-se em equações diferenciais determinísticas que apresentam comportamentos aleatórios [68]. Na Tabela 6.1 estão representadas as equações diferenciais determinísticas de 10 mapas caóticos.

Tabela 6.1 – Equações diferenciais determinísticas de diversos mapas caóticos [44].

No.	Nome	Mapa caótico	Intervalo
1	Chebyshev	$x_{i+1} = \cos(\arccos^{-1}(x_i))$	[-1,1]
2	Circle	$x_{i+1} = \text{mod}\left(x_i + b - \left(\frac{a}{2\pi}\right) \sin(2\pi x_i), 1\right)$ , $a=0.5$ e $b=0.2$	[0,1]
3	Gauss/mouse	$x_{i+1} = \begin{cases} 1 & x_i=0 \\ \frac{1}{\text{mod}(x_i,1)} & \text{caso contrário} \end{cases}$	[0,1]
4	Iterative	$x_{i+1} = \sin\left(\frac{ax_i}{x_i}\right)$ , $a=0.7$	[-1,1]
5	Logistic	$x_{i+1} = ax_i(1 - x_i)$ , $a=4$	[0,1]
6	Piecewise	$x_{i+1} = \begin{cases} \frac{x_i}{P} & 0 \leq x_i < P \\ \frac{x_i - P}{0.5 - P} & P \leq x_i < 0.5 \\ \frac{1 - P - x_i}{0.5 - P} & 0.5 \leq x_i < 1 - P \\ \frac{1 - x_i}{P} & 1 - P \leq x_i < 1 \end{cases}$ , $P=0.4$	[0,1]
7	Sine	$x_{i+1} = \frac{a}{4} \sin(\pi x_i)$ , $a=4$	[0,1]
8	Singer	$x_{i+1} = \mu(7.86x_i - 23.31x_i^2 + 28.75x_i^3 - 13.302875x_i^4)$ , $\mu=1.07$	[0,1]
9	Sinusoidal	$x_{i+1} = ax_i^2 \sin(\pi x_i)$ , $a=2.3$	[0,1]
10	Tent	$x_{i+1} = \begin{cases} \frac{x_i}{0.7} & x_i < 0.7 \\ \frac{10}{3}(1 - x_i) & x_i \geq 0.7 \end{cases}$	[0,1]

### 6.2.3. Chaotic Neural Network Algorithm

O algoritmo proposto é uma variante do *Neural Network Algorithm* (NNA) hibridizada com mapas caóticos. A integração dos mapas caóticos permite uma maior diversificação e aleatoriedade na construção de novas soluções. Para alcançar um maior desempenho no mecanismo de diversificação, foram implementadas diversas variantes com a conjugação de vários mapas caóticos. Os resultados das diversas variantes implementadas permitiram selecionar o mapa caótico Sinusoidal e o mapa caótico de *Tent* [44]. Como é sugerido na literatura, ambos os mapas caóticos foram inicializados com um valor de 0.3 [68].

Assim, para favorecer o mecanismo de diversificação foi introduzido o mapa caótico Sinusoidal na atualização dos valores dos pesos, como se representa na equação 6.10.

$$\vec{W}_i^{Updated}(t+1) = \vec{W}_i + 2 \times chaot \times (\vec{W}^{Target}(t) - \vec{W}_i(t)), \quad i = 1, 2, 3, \dots, N_{pop} \quad (6.10)$$

Além disso, também foi introduzido o mapa caótico *Tent* na estratégia *Transfer Function Operator* como se representa na equação 6.11.

$$\vec{X}_i^*(t+1) = \vec{X}_i(t+1) + 2 \times chaot \times (\vec{X}^{Target}(t) - \vec{X}_i(t+1)), \quad i = 1, 2, 3, \dots, N_{pop} \quad (6.11)$$

Foram aplicados dois critérios de paragem: o primeiro critério de paragem corresponde ao número máximo de iterações permitidas e o segundo critério de paragem considera a convergência dos indivíduos numa região definida pela equação 6.12.

$$F(\vec{X}^{Target}(t)) - F(\vec{X}^{Target}(t)) \times 1E-6 \leq P_{Target}(t) \leq F(\vec{X}^{Target}(t)) + F(\vec{X}^{Target}(t)) \times 1E-6 \quad (6.12)$$

O fluxograma do algoritmo *Chaotic Neural Network Algorithm* está representado na Figura 6.2.

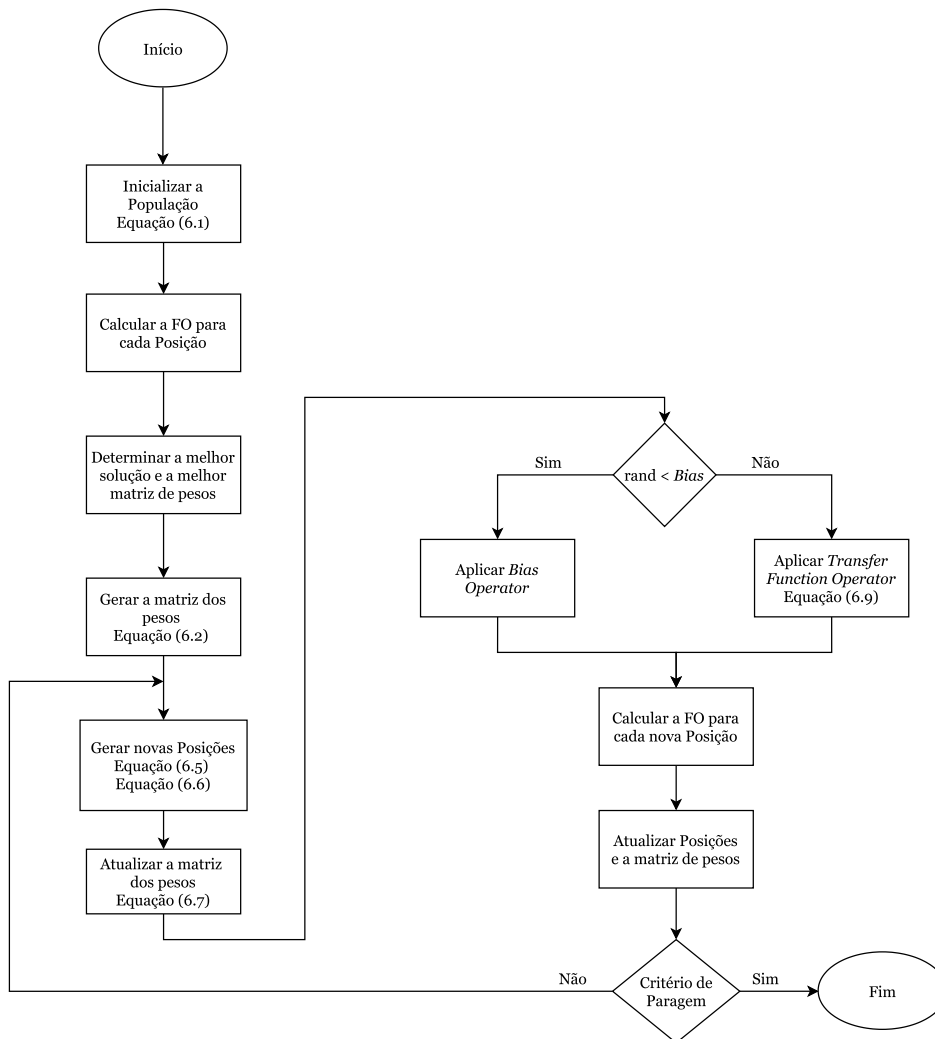


Figura 6.2 – Fluxuograma do algoritmo proposto (*Chaotic Neural Network Algorithm*).

## 6.3. Estimação dos parâmetros PV

### 6.3.1. Formulação do problema

Como referido anteriormente na secção 3.2 e 3.3, o modelo a um díodo (SDM) é caracterizado por 5 parâmetros PV:  $I_{ph}$ ,  $I_0$ ,  $n$ ,  $R_s$ ,  $R_p$ , que correspondem à corrente fotoelétrica, corrente inversa de saturação do díodo, fator de idealidade do díodo, a resistência em série, e a resistência em paralelo, respetivamente. Já o modelo a dois díodos (DDM) é caracterizado por 7 parâmetros PV:  $I_{ph}$ ,  $I_{01}$ ,  $I_{02}$ ,  $n_1$ ,  $n_2$ ,  $R_s$ ,  $R_p$ , que correspondem à corrente fotoelétrica, corrente inversa de saturação do díodo 1, fator de idealidade do díodo 1, corrente inversa de saturação do díodo 2, fator de idealidade do díodo 2, a resistência em série, e a resistência em paralelo, respetivamente.

Para estimar os parâmetros PV é necessário formular um problema de otimização que resulta na minimização do erro entre os dados medidos experimentalmente e os dados estimados. Para quantificar esse erro existem vários índices de desempenho: o integral do erro absoluto (IAE), o erro absoluto (AE), o erro absoluto médio (MAE), o erro quadrático (SSE) e a raiz quadrada do erro quadrático médio (RMSE), equações (6.13) a (6.17), [27], [34], [42], [44], [45], [66], [69].

$$IAE = |I_i - \hat{I}_{(V_i, \tau)}| \quad (6.13)$$

$$AE = \sum_{i=1}^N |I_i - \hat{I}_{(V_i, \tau)}| \quad (6.14)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |I_i - \hat{I}_{(V_i, \tau)}| \quad (6.15)$$

$$SSE = \sum_{i=1}^N (I_i - \hat{I}_{(V_i, \tau)})^2 \quad (6.16)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (I_i - \hat{I}_{(V_i, \tau)})^2} \quad (6.17)$$

onde  $N$  representa o número de pontos  $(I_i, V_i)$  medidos experimentalmente com  $i \in N$ , e  $\hat{I}_{(V_i, \tau)}$  o valor estimado da corrente em função dos parâmetros desconhecidos  $\tau$ .

O RMSE é o índice de desempenho mais utilizado na literatura e foi selecionado para formular a FO [61], [64], [65]:



$$Min FO = Min \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (I_i - \hat{I}_{(V_i, \tau)})^2} \quad (6.18)$$

com  $\tau \in \mathcal{R}_+^5$  para o modelo a um díodo (SDM) e  $\tau \in \mathcal{R}_+^7$  para o modelo a dois díodos (DDM).

Os limites dos parâmetros PV para o modelo a um díodo (SDM) e para o modelo a dois díodos (DDM) foram escolhidos de acordo com a literatura especializada e apresentados na Tabela 6.2.

Tabela 6.2 – Limites dos parâmetros PV para o modelo a um díodo (SDM) e modelo a dois díodos (DDM) com e sem sombreamento.

Parâmetros	SDM e DDM (sem sombreamento)		SDM e DDM (com sombreamento)	
	Limite inferior	Limite superior	Limite inferior	Limite superior
$I_{ph}$ [A]	0	10	0	10
$I_0, I_{01}, I_{02}$ [A]	1E-12	1E-05	1E-12	1E-05
$n, n_1, n_2$	0.5	2.5	0.5	2.5
$R_s$ [ $\Omega$ ]	0.001	2	0.001	2
$R_p$ [ $\Omega$ ]	0.001	5000	0.001	5000

Para a comparação justa na estimação dos parâmetros PV entre os dois modelos matemáticos sob diferentes condições de funcionamento e percentagens de sombreamento foram realizadas 30 *runs* independentes. As tarefas de computação foram implementadas em *Matlab*, num computador com processador Intel Core i5-7300HQ 2.50GHz, 8 GB RAM, e sistema operativo Windows 10 Home 64-bit.

### 6.3.2. Método de *Newton-Rapshon* (NRM)

A corrente de saída do circuito equivalente do modelo matemático apresenta uma natureza implícita, o que provoca limitações significativas na estimação dos parâmetros PV. Para estimar a corrente PV ( $\hat{I}_{(V_i, \tau)}$ ) e, assim, ultrapassar essa limitação recorreu-se ao método de *Newton-Rapshon* [46], [47]. Assim, os valores da corrente PV estimada ( $\hat{I}_{(V_i, \tau)}$ ) são obtidos através da resolução da equação  $f(\hat{I}_{(V_i, \tau)}) = 0$ . A resolução da equação é concretizada através de processo iterativo até que seja atingido o critério de paragem pré-definido  $|f(\hat{I}_{(V_i, \tau)})| < 10^{-10}$ .

A equação 6.19 determina a corrente PV estimada para o SDM.

$$f(\hat{I}_{(V_i, \tau)}) = I_{ph} - I_0 \left[ \exp\left(\frac{V_i + \hat{I}_{(V_i, \tau)} \times R_s}{n \times V_t}\right) - 1 \right] - \frac{V_i + \hat{I}_{(V_i, \tau)} \times R_s}{R_p} - \hat{I}_{(V_i, \tau)} \quad (6.19)$$

Para calcular um novo valor de corrente PV estimada, o método de *Newton-Rapshon* recorre à derivada da função  $f(\hat{I}_{(V_i, \tau)})$ , que para o caso do SDM é a equação 6.20.

$$\frac{\partial f(\hat{I}_{(V_i, \tau)})}{\partial \hat{I}_{(V_i, \tau)}} = - \left( \frac{I_0 \times R_s \left[ \exp \left( \frac{V_i + \hat{I}_{(V_i, \tau)} \times R_s}{n \times V_t} \right) \right]}{n \times V_t} \right) - \frac{R_s}{R_p} - 1 \quad (6.20)$$

Para o DDM a equação 6.21 determina a corrente PV estimada.

$$f(\hat{I}_{(V_i, \tau)}) = I_{ph} - I_{01} \left[ \exp \left( \frac{V_i + \hat{I}_{(V_i, \tau)} \times R_s}{n_1 \times V_t} \right) - 1 \right] - I_{02} \left[ \exp \left( \frac{V_i + \hat{I}_{(V_i, \tau)} \times R_s}{n_2 \times V_t} \right) - 1 \right] - \frac{V_i + \hat{I}_{(V_i, \tau)} \times R_s}{R_p} - \hat{I}_{(V_i, \tau)} \quad (6.21)$$

A equação 6.22 define a derivada da corrente PV estimada para o DDM.

$$\frac{\partial f(\hat{I}_{(V_i, \tau)})}{\partial \hat{I}_{(V_i, \tau)}} = - \left( \frac{I_{01} \times R_s \left[ \exp \left( \frac{V_i + \hat{I}_{(V_i, \tau)} \times R_s}{n_1 \times V_t} \right) \right]}{n_1 \times V_t} \right) - \left( \frac{I_{02} \times R_s \left[ \exp \left( \frac{V_i + \hat{I}_{(V_i, \tau)} \times R_s}{n_2 \times V_t} \right) \right]}{n_2 \times V_t} \right) - \frac{R_s}{R_p} - 1 \quad (6.22)$$

## 6.4. Resultados Experimentais

Nesta secção são apresentados os parâmetros PV estimados obtidos através do algoritmo *Chaotic Neural Network Algorithm*. Para ambos os modelos matemáticos utilizados, foram considerados 6 casos de estudo. O primeiro caso de estudo (curva 0 %) é referente a uma condição de operação sem sombreamento e os restantes casos de estudo correspondem a 5 percentagens de PSC (20 %, 40 %, 60 %, 80 %, 100 %). Os resultados obtidos contemplam 30 *runs* independentes para cada modelo matemático, tendo em conta os diferentes casos de estudo considerados.

### 6.4.1. Modelo a 1 diodo (SDM)

Na Tabela 6.3 são apresentados os valores obtidos pelo *Chaotic Neural Network Algorithm* para o SDM, considerando os diferentes casos de estudo. Em termos de RMSE verifica-se que o valor mínimo (0.0250) foi alcançado para o caso de estudo de PSC a 100 %. No entanto, em termos de variação do RMSE (desvio padrão, DP), o valor mínimo de 0.0028 foi alcançado para o caso de estudo de PSC a 80 %. Considerando o custo computacional verifica-se que, em média, o caso de estudo de PSC a 20 % apresenta o menor número de iterações e, conseqüentemente, o menor tempo de simulação.

Tabela 6.3 – Resultados obtidos para o SDM nos diferentes casos de estudo em termos de: RMSE, número de iterações e tempo de simulação.

Caso de estudo	RMSE				Nº de iterações			Tempo[s]		
	Mínimo	Médio	Máximo	DP	Mínimo	Médio	Máximo	Mínimo	Médio	Máximo
Curva 0 %	0.0307	0.0318	0.0564	0.0047	444	4541	5000	98	1284	2222
Curva 20 %	0.0546	0.1955	0.2175	0.0486	439	2641	5000	21	293	570
Curva 40 %	0.0851	0.2686	0.4363	0.1525	762	4036	5000	135	570	1082
Curva 60 %	0.0486	0.0620	0.1020	0.0143	1260	4872	5000	195	694	1085
Curva 80 %	0.0408	0.0497	0.0542	0.0028	5000	5000	5000	683	892	1570
Curva 100 %	0.0250	0.1043	0.1764	0.0747	443	3127	5000	75	522	1088

Para uma melhor visualização e compreensão dos parâmetros PV, obtidos pela melhor *run* para o SDM, estes foram divididos em duas Tabelas. A Tabela 6.4 apresenta os valores dos parâmetros PV dos dois conjuntos de células PV sem sombreamento e a Tabela 6.5 apresenta os valores dos parâmetros PV do conjunto de células PV sob as diferentes percentagens de PSC.

Tabela 6.4 – Parâmetros PV obtidos para o SDM para os conjuntos de células PV sem sombreamento (40 células PV).

Caso de estudo	$I_{ph}$ [A]	$I_o$ [A]	$n$	$R_s$ [ $\Omega$ ]	$R_p$ [ $\Omega$ ]
0 %	8.3706	1.1730E-06	1.7537	0.5876	4.9998E03
20 %	8.5324	2.4143E-06	1.3378	0.8445	5.0000E03
40 %	8.5738	4.7617E-12	0.7598	1.3912	52.0237
60 %	8.5188	8.8678E-06	1.4543	1.3912	4.9987E03
80 %	8.1713	4.4187E-06	1.3545	1.0318	4.9991E03
100 %	8.4063	2.2798E-08	0.9577	1.1260	189.5639

Tabela 6.5 – Parâmetros PV obtidos para o SDM para o conjunto de células PV sob sombreamento (20 células PV).

Caso de estudo	$I_{ph}$ [A]	$I_o$ [A]	$n$	$R_s$ [ $\Omega$ ]	$R_p$ [ $\Omega$ ]
0 %	0.2341	9.9988E-06	0.5145	1.8006	111.1350
20 %	7.1634	8.0167E-07	1.2905	0.0010	123.5384
40 %	5.8066	9.9684E-06	2.2611	0.0010	25.9629
60 %	4.0116	8.8740E-06	2.2521	0.0010	193.4669
80 %	2.2548	6.6884E-08	1.7999	0.6762	123.5565
100 %	0.6378	9.9997E-06	2.1133	0.0010	30.7341

Na Figura 6.3 são apresentadas as curvas características experimentais I-V para os diferentes casos de estudo assim como, as curvas características I-V obtidas através dos parâmetros PV estimados (cor verde) para o SDM. Já na Figura 6.4 estão representadas as curvas características P-V obtidas experimentalmente e as curvas características P-V estimadas com os parâmetros PV representados nas Tabelas 6.4 e 6.5.

Através da análise da Tabela 6.3 e da observação das Figuras 6.3 e 6.4, pode-se concluir que as curvas características com maior número de pontos medidos experimentalmente apresentam uma maior precisão. Essa precisão permite caracterizar com maior fiabilidade e robustez o comportamento altamente não linear do SDM sob diferentes condições de operação com e sem sombreamento.

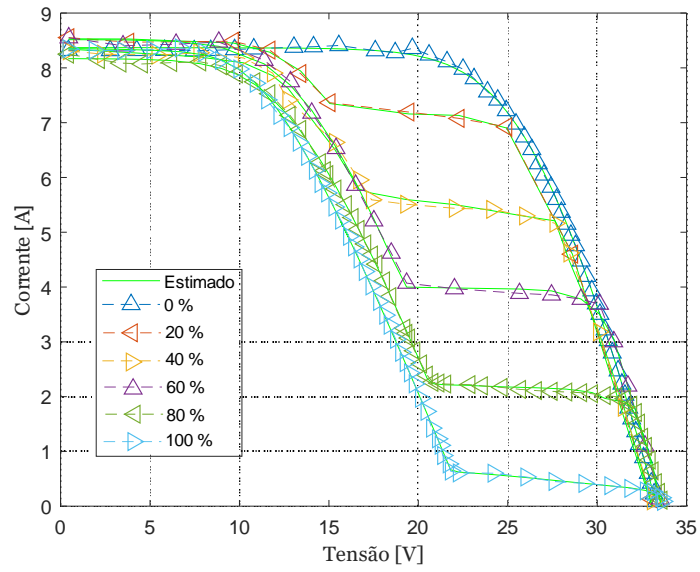


Figura 6.3 – Curvas características I-V com os parâmetros PV obtidos para o SDM.

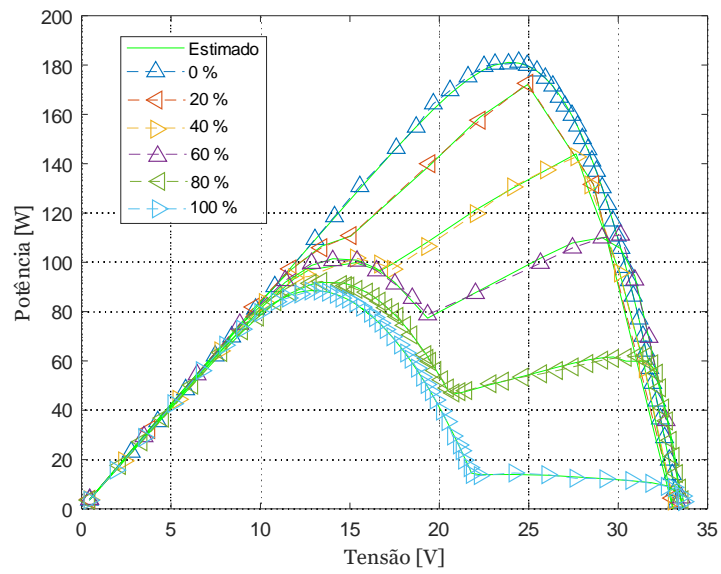


Figura 6.4 – Curvas características P-V com os parâmetros PV obtidos para o SDM.

### 6.4.2. Modelo a 2 díodos (DDM)

Na Tabela 6.6 são apresentados os resultados estatísticos obtidos pelo algoritmo proposto na estimação dos parâmetros PV, considerando os mesmos casos de estudo da subsecção anterior. Tal como no SDM, o valor mínimo de RMSE (0.0249) foi obtido para o caso de estudo de PSC a 100 %. No entanto, o menor desvio padrão está associado ao caso de estudo de PSC a 80 %. Em termos de custo computacional verifica-se novamente que, em média, o caso estudo de PSC a 20% apresenta o menor número de iterações e, conseqüentemente, o menor tempo de simulação.

As Tabelas 6.7 e 6.8 apresentam os valores dos parâmetros PV dos dois conjuntos de células PV sem sombreamento e os valores dos parâmetros PV do conjunto de células PV sob as diferentes percentagens de PSC, respetivamente. Estes parâmetros PV correspondem ao valor mínimo de RMSE entre as 30 *runs* independentes.

A Figura 6.5 ilustra as curvas características I-V dos casos de estudo considerados. Em todos os casos de estudo considerados, verifica-se o excelente desempenho do DDM na simulação das curvas características I-V (cor verde) estimadas de acordo com os parâmetros PV apresentados nas Tabelas 6.7 e 6.8. Já a Figura 6.6 apresenta as curvas características experimentais P-V para os diferentes casos de estudo e as curvas características P-V obtidas através dos parâmetros PV estimados (cor verde) com o *Chaotic Neural Network Algorithm* para o DDM.

Verifica-se, também, que em todos os casos de estudo as curvas características com maior número de pontos medidos experimentalmente permitem alcançar uma maior precisão e fiabilidade na representação do comportamento não linear do DDM.

Tabela 6.6 – Resultados obtidos para o DDM nos diferentes casos de estudo em termos de: RMSE, número de iterações e tempo de simulação.

Caso de estudo	RMSE				Nº de iterações			Tempo[s]		
	Mínimo	Médio	Máximo	DP	Mínimo	Médio	Máximo	Mínimo	Médio	Máximo
Curva 0 %	0.0307	0.0321	0.0564	0.0047	602	4343	5000	304	2606	3897
Curva 20 %	0.0469	0.1182	0.1966	0.0750	1086	3514	5000	218	553	806
Curva 40 %	0.1086	0.2172	0.4054	0.1217	932	3911	5000	245	826	1062
Curva 60 %	0.0326	0.0385	0.0616	0.0083	5000	5000	5000	989	1141	1395
Curva 80 %	0.0384	0.0406	0.0518	0.0030	5000	5000	5000	1415	1776	2485
Curva 100 %	0.0249	0.0515	0.1749	0.0544	758	4568	5000	253	1535	3401

Tabela 6.7 – Parâmetros PV obtidos para o SDM para os conjuntos de células PV sem sombreamento (40 células PV).

Caso de estudo	$I_{ph}$ [A]	$I_{o1}$ [A]	$I_{o2}$ [A]	$n_1$	$n_2$	$R_s$ [ $\Omega$ ]	$R_p$ [ $\Omega$ ]
0 %	8.3603	1.8582E-09	4.9529E-07	1.4205	1.6707	0.6150	4.9999E03
20 %	8.5532	2.0074E-10	4.9364E-12	0.5689	0.5000	0.0010	51.6785
40 %	8.2829	1.0000E-12	1.0000E-12	0.7870	2.5000	1.7528	5.0000E03
60 %	8.5667	2.7472E-11	1.0046E-12	0.7945	1.8767	1.2975	162.8067
80 %	8.2407	4.1499E-11	3.0031E-07	0.7919	1.1756	1.1346	141.2252
100 %	8.3617	5.7369E-07	3.6443E-09	1.1614	0.9374	1.0846	5.0000E03

Tabela 6.8 – Parâmetros PV obtidos para o DDM para o conjunto de células PV sob sombreamento (20 células PV).

Caso de estudo	$I_{ph}$ [A]	$I_{o1}$ [A]	$I_{o2}$ [A]	$n_1$	$n_2$	$R_s$ [ $\Omega$ ]	$R_p$ [ $\Omega$ ]
0 %	0.3436	1.0000E-05	1.0000E-05	2.4058	0.7023	0.6193	0.0100
20 %	8.9022	1.3010E-10	3.8463E-06	1.3295	2.3467	1.3473	6.7720
40 %	5.6234	1.0000E-12	1.0000E-12	1.2082	2.5000	1.8252	74.8016
60 %	4.0135	1.0000E-12	1.0551E-12	0.9566	2.3755	0.9459	64.8213
80 %	2.2971	1.1485E-12	1.0000E-12	2.4677	1.0993	1.0229	75.3026
100 %	0.6871	5.6995E-12	2.0709E-06	0.8800	1.9374	2.0000	27.7564

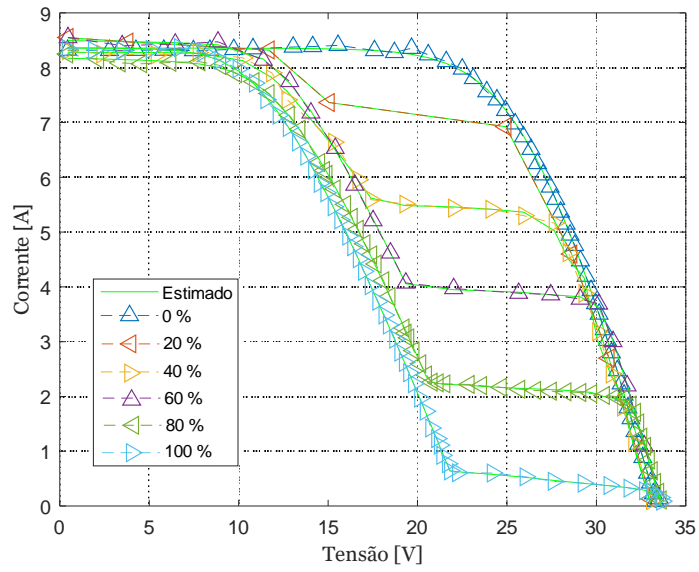


Figura 6.5 – Curvas características I-V com os parâmetros PV obtidos para o DDM.

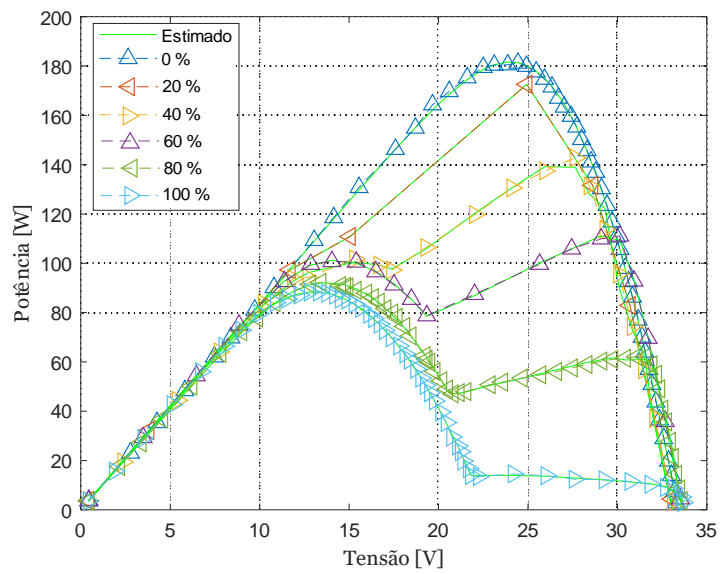


Figura 6.6 – Curvas características P-V com os parâmetros PV obtidos para o DDM.



### 6.4.3. Comparação de desempenho

Para fins de comparação, os resultados obtidos com o modelo matemático a um diodo (SDM) e a dois díodos (DDM) são apresentados na Tabela 6.9. Nesta tabela são apresentados os valores estatísticos do RMSE (valor mínimo, médio, máximo e desvio padrão), o número de iterações (valor mínimo, médio e máximo) e o tempo de simulação (valor mínimo, médio e máximo) para ambos os modelos matemáticos.

Em termos de RMSE é possível concluir que, em média, o DDM permite caracterizar com maior precisão e fiabilidade o comportamento de uma célula ou painel PV sobre diferentes condições de operação. Quando comparado com o SDM, o DDM apresenta um melhor desempenho em quatro casos de estudo, nomeadamente para as PSC de 20 %, 60 %, 80 % e 100 %. Já para a condição de operação de PSC a 0 %, o desempenho de ambos os modelos é similar. No entanto, para a condição de operação de PSC a 40 %, o SDM apresenta uma maior precisão do que o DDM.

Relativamente ao desvio padrão, o DDM apresenta um desempenho ligeiramente superior. O DDM quando comparado com o SDM, possui um melhor desempenho para as condições de operação de PSC a 40 %, 60 % e 100 %. Contudo, o SDM apresenta um melhor desempenho para as condições de operação de PSC a 20 % e 80 %. Tal como em termos de RMSE, o desvio padrão para a condição de operação de PSC a 0 %, o desempenho de ambos os modelos é também similar.

O custo computacional é significativamente diferente para ambos os modelos matemáticos em cada caso de estudo. O SDM apresenta, em média, um menor número de iterações que resulta num menor tempo de simulação. Esta característica deve-se ao facto de o DDM apresentar um maior grau de complexidade (maior número de parâmetros PV desconhecidos que caracterizam o respetivo modelo PV).

O facto de o DDM possuir um maior número de parâmetros PV permite alcançar uma maior precisão na caracterização/simulação das curvas características I-V e P-V sob diferentes condições de operação. No entanto, o custo computacional é bastante mais significativo, sendo mais do que o dobro para as condições de operação de PSC a 0 %, 80 % e 100 %.

Na Figura 6.7 podemos verificar as curvas de convergência do SDM e do DDM para os casos de estudo considerados. As curvas de convergência foram retiradas da *run* que apresenta o valor mínimo de RMSE. As curvas de convergência de ambos os modelos, para os diferentes casos de estudo, apresentam um comportamento inicial bastante similar. No entanto, com o decorrer das iterações, verifica-se que o DDM consegue alcançar menores valores de RMSE, como referido anteriormente.

Tabela 6.9 – Resultados obtidos para o SDM e DDM nos diferentes casos de estudo em termos de: RMSE, número de iterações e tempo de simulação.

Caso de estudo	Modelo PV	RMSE				Nº de iterações			Tempo[s]		
		Mínimo	Médio	Máximo	DP	Mínimo	Médio	Máximo	Mínimo	Médio	Máximo
Curva 0 %	SDM	0.0307	0.0318	0.0564	0.0047	444	4541	5000	98	1284	2222
	DDM	0.0307	0.0321	0.0564	0.0047	602	4343	5000	304	2606	3897
Curva 20 %	SDM	0.0546	0.1955	0.2175	0.0486	439	2641	5000	21	293	570
	DDM	0.0469	0.1182	0.1966	0.0750	1086	3514	5000	218	553	806
Curva 40 %	SDM	0.0851	0.2686	0.4363	0.1525	762	4036	5000	135	570	1082
	DDM	0.1086	0.2172	0.4054	0.1217	932	3911	5000	245	826	1062
Curva 60 %	SDM	0.0486	0.0620	0.1020	0.0143	1260	4872	5000	195	694	1085
	DDM	0.0326	0.0385	0.0616	0.0083	5000	5000	5000	989	1141	1395
Curva 80 %	SDM	0.0408	0.0497	0.0542	0.0028	5000	5000	5000	683	892	1570
	DDM	0.0384	0.0406	0.0518	0.0030	5000	5000	5000	1415	1776	2485
Curva 100 %	SDM	0.0250	0.1043	0.1764	0.0747	443	3127	5000	75	522	1088
	DDM	0.0249	0.0515	0.1749	0.0544	758	4568	5000	253	1535	3401

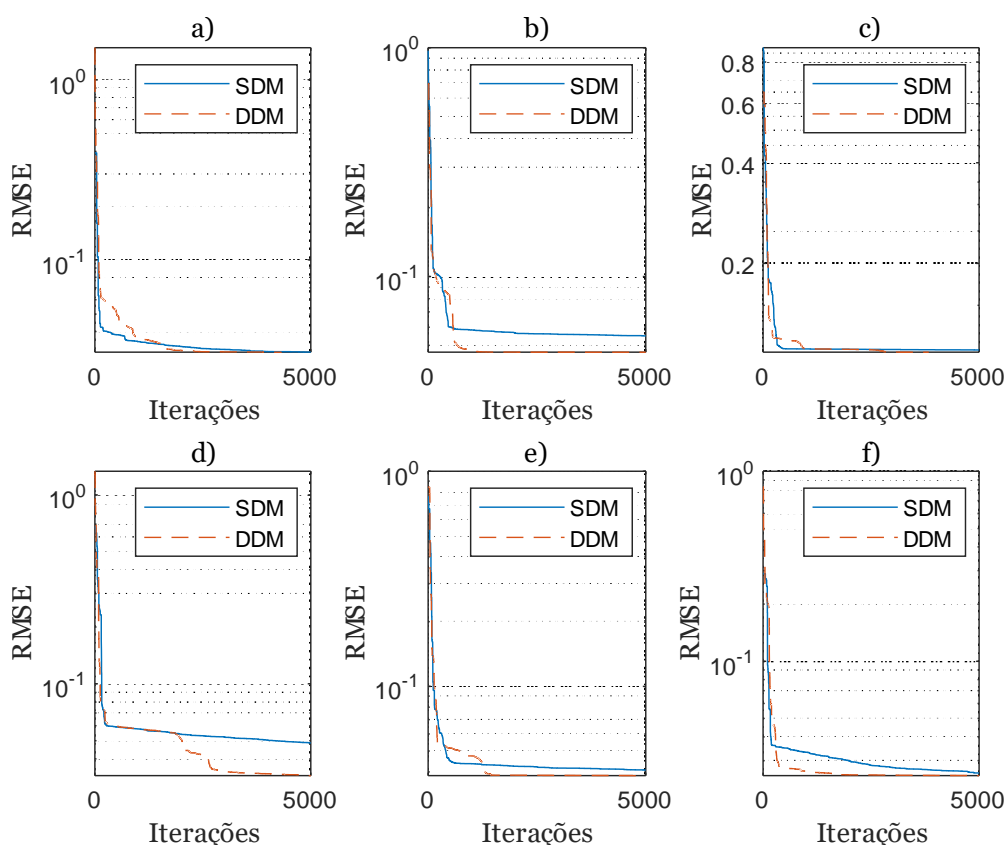


Figura 6.7 – Curvas de convergências do SDM e DDM para os diferentes casos de estudo considerados: a) 0 %; b) 20 %; c) 40 %; d) 60 %; e) 80 %; f) 100 %.

A Tabela 6.10 ilustra o somatório do erro absoluto (IAE) entre as correntes estimadas e as correntes medidas experimentalmente para o SDM e DDM, considerando os diferentes casos de estudo. Em particular, quando comparado com o SDM, o DDM apresenta um menor valor de IAE nos casos de estudo com sombreamento. No entanto, no caso de estudo sem sombreamento (condições de operação de PSC a 0%) o SDM possui um menor valor de IAE. Podemos concluir que o desempenho do DDM é superior para condições de operação com sombreamento.

Tabela 6.10 – Somatório do IAE para os pontos medidos experimentalmente em todos os casos de estudo para o SDM e DDM.

Caso de estudo	IAE	
	SDM	DDM
Curva 0 %	1.2235	1.2371
Curva 20 %	0.4827	0.3332
Curva 40 %	1.7967	1.7897
Curva 60 %	0.8625	0.5301
Curva 80 %	1.8612	1.6938
Curva 100 %	0.9852	0.9419

Na Figura 6.8 estão representadas as curvas do IAE entre as correntes estimadas e as correntes medidas experimentalmente para o SDM e DDM para os diferentes casos de estudo, concretamente: a) 0 %, b) 20 %, c) 40 %, d) 60 %, e) 80 % e f) 100 %.

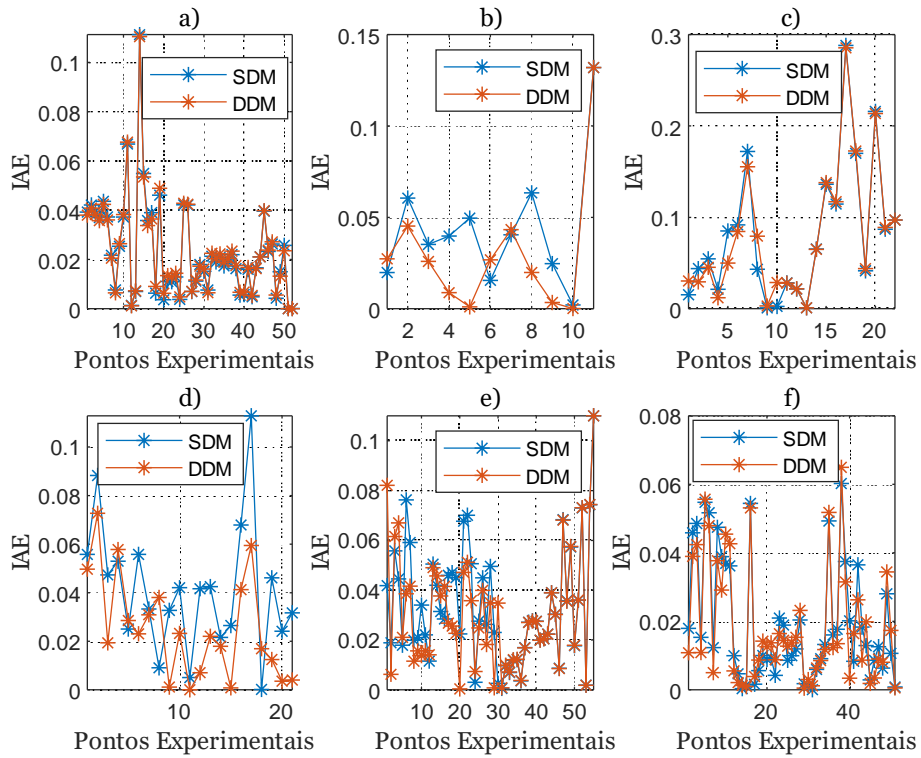


Figura 6.8 – Curvas do IAE entre as correntes estimadas e as correntes medidas para o SDM e DDM para as diferentes PSC: a) 0 %; b) 20 %; c) 40 %; d) 60 %; e) 80 %; f) 100 %.

# Capítulo 7

## 7. Considerações Finais

De todas as fontes renováveis de energia elétrica, a energia PV é aquela que apresenta uma maior margem de crescimento, estando previsto que se torne na principal fonte renovável de energia elétrica até 2050. No entanto, devido às características intrínsecas da energia PV, i.e., a imprevisibilidade e variabilidade, é fundamental o desenvolvimento de modelos matemáticos adequados que permitam caracterizar/simular uma célula ou um painel PV com precisão. Estes modelos matemáticos são essenciais para realizar uma estimativa/previsão da produção de energia PV, proporcionando estudos de dimensionamento e viabilidade técnica ou económica com confiabilidade e precisão.

Na literatura especializada, existem diversos modelos matemáticos que permitem caracterizar o comportamento de uma célula ou um painel PV, diferendo em termos de complexidade, custo computacional, precisão e popularidade. Os modelos mais utilizados na literatura são o SDM e DDM. O modelo a um diodo (SDM) é caracterizado por 5 parâmetros PV:  $I_{ph}$ ,  $I_0$ ,  $n$ ,  $R_s$ ,  $R_p$ . Já o modelo a dois diodos (DDM) é caracterizado por 7 parâmetros PV:  $I_{ph}$ ,  $I_{01}$ ,  $I_{02}$ ,  $n_1$ ,  $n_2$ ,  $R_s$ ,  $R_p$ .

Porém, devido à natureza implícita e não linear das equações matemáticas que caracterizam estes modelos matemáticos, a estimativa dos parâmetros PV é um problema complexo e multimodal. A informação disponível condiciona a abordagem adotada na estimativa dos parâmetros PV, associados a cada modelo matemático. Os respetivos parâmetros PV podem ser estimados através de duas abordagens: informação disponibilizada nos *datasheets* fornecidos pelos fabricantes ou através da curva característica I-V medida experimentalmente.

Na abordagem clássica, i.e., através da informação disponibilizada pelo fabricante, os parâmetros PV são determinados por métodos analíticos. Os métodos analíticos utilizam os pontos característicos da curva I-V disponibilizados no *datasheet*: o ponto de curto-circuito (SC), o ponto de circuito aberto (OC) e o ponto de potência máxima (MPP). Na outra abordagem, os parâmetros PV são estimados através de métodos numéricos e utilizam os dados da curva característica I-V medidos experimentalmente. Contrariamente aos métodos analíticos, os métodos numéricos consideram todos os pontos da curva característica I-V medida experimentalmente. Estes métodos são formulados como uma problema de otimização cujo objetivo consiste na minimização do erro entre os dados medidos experimentalmente e os dados estimados. Os métodos numéricos são normalmente divididos em métodos determinísticos, particularmente eficientes numa procura local, e métodos metaheurísticos, baseados num conjunto de população que através de mecanismos de intensificação e diversificação cooperam em conjunto para alcançar um objetivo comum.

Nesta dissertação foi proposto um algoritmo metaheurístico inspirado em redes neurais artificiais (ANN) e no sistema nervoso humano hibridizado com mapas caóticos, o *Chaotic Neural Network Algorithm*. Os mapas caóticos foram integrados no algoritmo para permitir uma maior diversificação e aleatoriedade na construção de novas soluções.

A eficiência e o rendimento de uma produção PV podem ser condicionados negativamente por vários fatores. Um fator crítico são as condições de sombreamento parciais, que podem ser de carácter temporário quando se trata dos agentes típicos de sombreamento: folhas, sujidade, dejetos de aves, poeiras, nuvens, cabos eléctricos, antenas, entre outros. Para mitigar este problema são utilizados díodos de *bypass* que além de atenuar o problema do impacto das PSC no rendimento de uma produção PV evitam também a criação de pontos quentes e no limite danos irreversíveis no sistemas PV. Quando um diodo de *bypass* é diretamente polarizado, a potência produzida pelo sistema PV sofre uma diminuição e, verifica-se também, alterações significativas nas curvas características I-V e P-V.

Analisando as alterações nas curvas características I-V do sombreamento horizontal de uma célula PV é possível concluir: para PSC inferiores a 60 % verifica-se uma deslocação horizontal para a direita do MPP; para PSC superiores a 60 %, verifica-se uma diminuição dos níveis de tensão e um aumento da corrente no MPP, provocando uma deslocação horizontal para a esquerda do MPP.

Já nas curvas características P-V é mais visível o impacto das diferentes percentagens de sombreamento horizontal de uma célula PV. Para PSC superiores a 20 % existe uma diminuição do MPP e uma alteração significativa na curva característica P-V. Além disso, verifica-se a presença de um ótimo local e um ótimo global. No entanto, para o caso de condições de operação de PSC superiores a 70 % o impacto é mais evidente, existindo uma troca entre o ótimo local e o ótimo global. Já para condições de operação com PSC inferiores a 20 %, a alteração da curva característica P-V não é significativa, verificando-se apenas uma ligeira diminuição do MPP.

Para avaliar o impacto do sombreamento vertical num sistema PV foram realizados 3 ensaios. No ensaio 1, pode-se concluir que as alterações nas curvas características I-V são semelhantes às alterações provocadas pelo sombreamento horizontal de uma célula PV. Já no caso do ensaio 3, a natureza deste sombreamento afeta drasticamente a produção de energia eléctrica do painel PV. Analisando as alterações produzidas por este sombreamento nas curvas características P-V, o ensaio 1 resulta numa quebra de 50.0662 % do MPP. Já nos ensaios 2 e 3 verificam-se quebras de 83.7507 % e 98.8589 % do MPP, respetivamente.

Além disso, na secção 5.2 é analisada a evolução da temperatura e da potência dos díodos de *bypass* referentes ao primeiro e ao segundo conjunto de células PV (ensaio 2). Devido à passagem de corrente nos díodos de *bypass*, observa-se um aumento da temperatura. O aumento da

temperatura para ambos os díodos de *bypass* é similar, sendo cerca de 3 ° C e 4 ° C, respectivamente.

Posteriormente, para validar os resultados experimentais, estes foram comparados com os resultados obtidos através dos modelos matemáticos (SDM e DDM). Em termos de RMSE, em média, é possível concluir que o DDM permite caracterizar com maior precisão e fiabilidade o comportamento de uma célula ou um painel PV sob diferentes condições de operação. O DDM apresenta melhor desempenho para quatro casos de estudo (PSC de 20 %, 60 %, 80 % e 100 %). Já para a condição de operação de PSC a 40 % o SDM apresenta um melhor desempenho. No entanto, para a condição de operação sem sombreamento (PSC a 0 %) ambos os modelos apresentam desempenhos similares. Em termos de desvio padrão, o DDM apresenta também um desempenho ligeiramente superior, tendo menores valores de desvio padrão em três casos de estudo (PSC a 40 %, 60 % e 100 %). Já o SDM apresenta melhor desempenho nas condições de operação de PSC a 20 % e 80 %. Tal como no RMSE, o desempenho do desvio padrão para a PSC a 0 % é similar.

Analisando o custo computacional de ambos os modelos matemáticos podemos concluir que o SDM apresenta, em média, um menor número de iterações e, conseqüentemente, um menor tempo de simulação. Uma vez que, o DDM apresenta um maior grau de complexidade possuindo parâmetros PV extra desconhecidos. Estes parâmetros PV extra permitem alcançar uma maior precisão na caracterização/simulação das curvas características I-V e P-V sob diferentes condições de operação. No entanto, o maior grau de complexidade resulta num custo computacional bastante mais significativo, sendo mais do que o dobro para as PSC de 0 %, 80 % e 100 %.

As curvas de convergência de ambos os modelos matemáticos apresentam um comportamento inicial semelhante. No entanto, com o decorrer das iterações, verifica-se que o DDM consegue alcançar menores valores de RMSE. Além disso, para ambos os casos de estudo, o DDM apresenta também menores valores de IAE (entre as correntes estimadas e as correntes medidas experimentalmente). Através do estudo realizado nesta dissertação, foi possível concluir que o desempenho do DDM é superior para condições de operação com PSC.

# Referências Bibliográficas

- [1] UNFCCC, “United Nations Kyoto Protocol,” pp. 1–24, 1997.
- [2] UNFCCC, “United Nations Paris Agreement,” pp. 1–27, 2015.
- [3] IRENA, *Future of solar photovoltaic: Deployment, investment, technology, grid integration and socio-economic aspects (A Global Energy Transformation: paper)*, vol. November. 2019.
- [4] DGEG, *Estatísticas rápidas - nº 191 Outubro 2020*. 2020.
- [5] C. De Ministros and N. Energia, “Plano Nacional Energia e Clima 2030 aprovado em Conselho de Ministros,” vol. 2030, no. Pnec 2030, 2020.
- [6] M. K. H. Rabaia *et al.*, “Environmental impacts of solar energy systems: A review,” *Sci. Total Environ.*, vol. 754, p. 141989, 2021, doi: 10.1016/j.scitotenv.2020.141989.
- [7] E. Kabir, P. Kumar, S. Kumar, A. A. Adelodun, and K. H. Kim, “Solar energy: Potential and future prospects,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 82, no. August 2017, pp. 894–900, 2018, doi: 10.1016/j.rser.2017.09.094.
- [8] L. Silva and S. Sareen, “Solar photovoltaic energy infrastructures, land use and sociocultural context in Portugal,” *Local Environ.*, vol. 0, no. 0, pp. 1–17, 2020, doi: 10.1080/13549839.2020.1837091.
- [9] “No espaço de 5 anos Portugal duplicou a produção de energia solar.” <https://expresso.pt/economia/2020-02-03-No-espaco-de-cinco-anos-Portugal-duplicou-a-producao-de-energia-solar> (accessed Feb. 27, 2021).
- [10] Y. Goswami, *Principles of Solar Engineering*, 3rd ed. 2015.
- [11] N. Femia, G. Petrone, G. Spagnuolo, and M. Vitelli, *Power Electronics and Control Techniques for Maximum Energy Harvesting in Photovoltaic Systems*. 2017.
- [12] Alireza Khaligh and Omer C. Onar, *Energy Harvesting Solar, Wind and Ocean Energy Conversion Systems*. 2010.
- [13] ABB solutions for photovoltaic applications Group, “Technical Application Papers No.10. Photovoltaic plants,” *Tech. Appl. Pap.*, vol. 10, no. 10, p. 107, 2010, [Online]. Available: [http://www04.abb.com/global/seitp/seitp202.nsf/c71c66c1f02e6575c125711f004660e6/d54672ac6e97a439c12577ce003d8d84/\\$file/vol.10.pdf](http://www04.abb.com/global/seitp/seitp202.nsf/c71c66c1f02e6575c125711f004660e6/d54672ac6e97a439c12577ce003d8d84/$file/vol.10.pdf).
- [14] “Bosch Solar Module c-Si M 60 17 M240 3BB Eficiência 14.6% Garantía,” p. 18015.
- [15] 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*, vol. 13, no. 10, pp. 1–21, 2020, doi: 10.3390/en13102472.
- [16] K. A. Kim and P. T. Krein, “Reexamination of Photovoltaic Hot Spotting to Show Inadequacy of the Bypass Diode,” *IEEE J. Photovoltaics*, vol. 5, no. 5, pp. 1435–1441, 2015.



doi: 10.1109/JPHOTOV.2015.2444091.

- [17] E. Díaz-Dorado, A. Suárez-García, C. Carrillo, and J. Cidrás, “Influence of the shadows in photovoltaic systems with different configurations of bypass diodes,” *SPEEDAM 2010 - Int. Symp. Power Electron. Electr. Drives, Autom. Motion*, pp. 134–139, 2010, doi: 10.1109/SPEEDAM.2010.5542226.
- [18] J. C. Teo, R. H. G. Tan, V. H. Mok, V. K. Ramachandaramurthy, and C. K. Tan, “Impact of bypass diode forward voltage on maximum power of a photovoltaic system under partial shading conditions,” *Energy*, vol. 191, 2020, doi: 10.1016/j.energy.2019.116491.
- [19] K. Kato and H. Koizumi, “A study on effect of blocking and bypass diodes on partial shaded PV string with compensating circuit using voltage equalizer,” *Proc. - IEEE Int. Symp. Circuits Syst.*, vol. 2015-July, pp. 241–244, 2015, doi: 10.1109/ISCAS.2015.7168615.
- [20] Y. Sun, S. Chen, L. Xie, R. Hong, and H. Shen, “Investigating the Impact of Shading Effect on the Characteristics of a Large-Scale Grid-Connected PV Power Plant in Northwest China,” *Int. J. Photoenergy*, vol. 2014, 2014, doi: 10.1155/2014/763106.
- [21] H. G. G. Nunes, J. A. N. Pombo, S. J. P. S. Mariano, M. R. A. Calado, and J. A. M. Felipe de Souza, “A new high performance method for determining the parameters of PV cells and modules based on guaranteed convergence particle swarm optimization,” *Appl. Energy*, vol. 211, no. December 2017, pp. 774–791, 2018, doi: 10.1016/j.apenergy.2017.11.078.
- [22] Y. Belkassmi, A. Rafiki, K. Gueraoui, L. Elmaimouni, O. Tata, and N. Hassanain, “Modeling and simulation of photovoltaic module based on one diode model using Matlab/Simulink,” *Proc. - 2017 Int. Conf. Eng. MIS, ICEMIS 2017*, vol. 2018-Janua, pp. 1–6, 2018, doi: 10.1109/ICEMIS.2017.8272965.
- [23] M. B. H. Rhouma, A. Gastli, L. Ben Brahim, F. Touati, and M. Benammar, “A simple method for extracting the parameters of the PV cell single-diode model,” *Renew. Energy*, vol. 113, pp. 885–894, 2017, doi: 10.1016/j.renene.2017.06.064.
- [24] V. Franzitta, A. Orioli, and A. Di Gangi, “Assessment of the usability and accuracy of two-diode models for photovoltaic modules,” *Energies*, vol. 10, no. 4, 2017, doi: 10.3390/en10040564.
- [25] K. Ishaque, Z. Salam, and Syafaruddin, “A comprehensive MATLAB Simulink PV system simulator with partial shading capability based on two-diode model,” *Sol. Energy*, vol. 85, no. 9, pp. 2217–2227, 2011, doi: 10.1016/j.solener.2011.06.008.
- [26] K. Et-torabi *et al.*, “Parameters estimation of the single and double diode photovoltaic models using a Gauss–Seidel algorithm and analytical method: A comparative study,” *Energy Convers. Manag.*, vol. 148, pp. 1041–1054, 2017, doi: 10.1016/j.enconman.2017.06.064.
- [27] M. Seyedmahmoudian, S. Mekhilef, R. Rahmani, R. Yusof, and E. T. Renani, “Analytical modeling of partially shaded photovoltaic systems,” *Energies*, vol. 6, no. 1, pp. 128–144, 2013, doi: 10.3390/en6010128.
- [28] H. G. G. Nunes, J. A. N. Pombo, P. M. R. Bento, S. J. P. S. Mariano, and M. R. A. Calado, “Collaborative swarm intelligence to estimate PV parameters,” *Energy Convers. Manag.*, vol. 185, no. November 2018, pp. 866–890, 2019, doi: 10.1016/j.enconman.2019.02.003.
- [29] Texas Instruments, “MSP430G2x53 MSP430G2x13,” *Options*, no. April 2011, 2012.

- [30] A. True and S. P. S. Simultaneous, “2-Channel , Simultaneous Sampling SAR ADCs,” *Ratio*, 2007.
- [31] W. Shinong, M. Qianlong, X. Jie, G. Yuan, and L. Shilin, “An improved mathematical model of photovoltaic cells based on datasheet information,” *Sol. Energy*, vol. 199, no. September 2019, pp. 437–446, 2020, doi: 10.1016/j.solener.2020.02.046.
- [32] Y. Chaibi, M. Salhi, A. El-jouni, and A. Essadki, “A new method to extract the equivalent circuit parameters of a photovoltaic panel,” *Sol. Energy*, vol. 163, no. October 2017, pp. 376–386, 2018, doi: 10.1016/j.solener.2018.02.017.
- [33] G. Wang *et al.*, “An iterative approach for modeling photovoltaic modules without implicit equations,” *Appl. Energy*, vol. 202, pp. 189–198, 2017, doi: 10.1016/j.apenergy.2017.05.149.
- [34] Z. Meng, Y. Zhao, S. Tang, and Y. Sun, “An efficient datasheet-based parameters extraction method for two-diode photovoltaic cell and cells model,” *Renew. Energy*, vol. 153, pp. 1174–1182, 2020, doi: 10.1016/j.renene.2020.02.084.
- [35] M. Premkumar, C. Kumar, and R. Sowmya, “Mathematical modelling of solar photovoltaic cell/panel/array based on the physical parameters from the manufacturer’s datasheet,” *Int. J. Renew. Energy Dev.*, vol. 9, no. 1, pp. 7–22, 2020, doi: 10.14710/ijred.9.1.7-22.
- [36] A. M. Humada *et al.*, “Modeling of PV system and parameter extraction based on experimental data: Review and investigation,” *Sol. Energy*, vol. 199, no. February, pp. 742–760, 2020, doi: 10.1016/j.solener.2020.02.068.
- [37] T. Khatib, A. Ghareeb, M. Tamimi, M. Jaber, and S. Jaradat, “A new offline method for extracting I-V characteristic curve for photovoltaic modules using artificial neural networks,” *Sol. Energy*, vol. 173, no. July, pp. 462–469, 2018, doi: 10.1016/j.solener.2018.07.092.
- [38] R. Abbassi, A. Abbassi, M. Jemli, and S. Chebbi, “Identification of unknown parameters of solar cell models: A comprehensive overview of available approaches,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 90, no. March, pp. 453–474, 2018, doi: 10.1016/j.rser.2018.03.011.
- [39] M. Louzazni and E. H. Aroudam, “An analytical mathematical modeling to extract the parameters of solar cell from implicit equation to explicit form,” *Appl. Sol. Energy (English Transl. Geliotekhnika)*, vol. 51, no. 3, pp. 165–171, 2015, doi: 10.3103/S0003701X15030068.
- [40] J. Cubas, S. Pindado, and F. Sorribes-Palmer, “Analytical calculation of photovoltaic systems maximum power point (MPP) based on the operation point,” *Appl. Sci.*, vol. 7, no. 9, pp. 1–15, 2017, doi: 10.3390/app7090870.
- [41] J. Cubas, S. Pindado, and M. Victoria, “On the analytical approach for modeling photovoltaic systems behavior,” *J. Power Sources*, vol. 247, pp. 467–474, 2014, doi: 10.1016/j.jpowsour.2013.09.008.
- [42] M. Calasan, S. H. E. Abdel Aleem, and A. F. Zobaa, “On the root mean square error (RMSE) calculation for parameter estimation of photovoltaic models: A novel exact analytical solution based on Lambert W function,” *Energy Convers. Manag.*, vol. 210, no. January, p. 112716, 2020, doi: 10.1016/j.enconman.2020.112716.
- [43] F. J. Toledo and J. M. Blanes, “Analytical and quasi-explicit four arbitrary point method for extraction of solar cell single-diode model parameters,” *Renew. Energy*, vol. 92, pp.

346–356, 2016, doi: 10.1016/j.renene.2016.02.012.

- [44] H. G. G. Nunes, J. A. N. Pombo, S. J. P. S. Mariano, M. R. A. Calado, and J. A. M. Felipe de Souza, “A new high performance method for determining the parameters of PV cells and modules based on guaranteed convergence particle swarm optimization,” *Appl. Energy*, vol. 211, no. July 2017, pp. 774–791, 2018, doi: 10.1016/j.apenergy.2017.11.078.
- [45] S. Xu and Y. Wang, “Parameter estimation of photovoltaic modules using a hybrid flower pollination algorithm,” *Energy Convers. Manag.*, vol. 144, pp. 53–68, 2017, doi: 10.1016/j.enconman.2017.04.042.
- [46] L. R. D. Reis, J. R. Camacho, and D. F. Novacki, “The newton raphson method in the extraction of parameters of PV modules,” *Renew. Energy Power Qual. J.*, vol. 1, no. 15, pp. 634–639, 2017, doi: 10.24084/repqj15.416.
- [47] M. S. Rasheed and S. Shihab, “Modelling and Parameter Extraction of PV Cell Using Single-Diode Model,” *Adv. Energy Convers. Mater.*, pp. 96–104, 2020, doi: 10.37256/aecm.122020550.
- [48] S. ali Blaifi, S. Moulahoum, B. Taghezouit, and A. Saim, “An enhanced dynamic modeling of PV module using Levenberg-Marquardt algorithm,” *Renew. Energy*, vol. 135, pp. 745–760, 2019, doi: 10.1016/j.renene.2018.12.054.
- [49] D. Oliva, M. A. Elaziz, A. H. Elsheikh, and A. A. Ewees, “A review on meta-heuristics methods for estimating parameters of solar cells,” *J. Power Sources*, vol. 435, no. January, p. 126683, 2019, doi: 10.1016/j.jpowsour.2019.05.089.
- [50] J. D. Bastidas-Rodriguez, G. Petrone, C. A. Ramos-Paja, and G. Spagnuolo, “A genetic algorithm for identifying the single diode model parameters of a photovoltaic panel,” *Math. Comput. Simul.*, vol. 131, pp. 38–54, 2017, doi: 10.1016/j.matcom.2015.10.008.
- [51] A. Askarzadeh and A. Rezazadeh, “Artificial bee swarm optimization algorithm for parameters identification of solar cell models,” *Appl. Energy*, vol. 102, pp. 943–949, 2013, doi: 10.1016/j.apenergy.2012.09.052.
- [52] S. Li, Q. Gu, W. Gong, and B. Ning, “An enhanced adaptive differential evolution algorithm for parameter extraction of photovoltaic models,” *Energy Convers. Manag.*, vol. 205, no. December 2019, p. 112443, 2020, doi: 10.1016/j.enconman.2019.112443.
- [53] G. Xiong, J. Zhang, D. Shi, and Y. He, “Parameter extraction of solar photovoltaic models using an improved whale optimization algorithm,” *Energy Convers. Manag.*, vol. 174, no. August, pp. 388–405, 2018, doi: 10.1016/j.enconman.2018.08.053.
- [54] Z. Wu, D. Yu, and X. Kang, “Parameter identification of photovoltaic cell model based on improved ant lion optimizer,” *Energy Convers. Manag.*, vol. 151, no. June, pp. 107–115, 2017, doi: 10.1016/j.enconman.2017.08.088.
- [55] K. Yu, X. Chen, X. Wang, and Z. Wang, “Parameters identification of photovoltaic models using self-adaptive teaching-learning-based optimization,” *Energy Convers. Manag.*, vol. 145, pp. 233–246, 2017, doi: 10.1016/j.enconman.2017.04.054.
- [56] D. Allam, D. A. Yousri, and M. B. Eteiba, “Parameters extraction of the three diode model for the multi-crystalline solar cell/module using Moth-Flame Optimization Algorithm,” *Energy Convers. Manag.*, vol. 123, pp. 535–548, 2016, doi: 10.1016/j.enconman.2016.06.052.

- [57] L. Guo, Z. Meng, Y. Sun, and L. Wang, "Parameter identification and sensitivity analysis of solar cell models with cat swarm optimization algorithm," *Energy Convers. Manag.*, vol. 108, pp. 520–528, 2016, doi: 10.1016/j.enconman.2015.11.041.
- [58] V. J. Chin and Z. Salam, "Coyote optimization algorithm for the parameter extraction of photovoltaic cells," *Sol. Energy*, vol. 194, no. October, pp. 656–670, 2019, doi: 10.1016/j.solener.2019.10.093.
- [59] D. Oliva, M. Abd El Aziz, and A. Ella Hassanien, "Parameter estimation of photovoltaic cells using an improved chaotic whale optimization algorithm," *Appl. Energy*, vol. 200, pp. 141–154, 2017, doi: 10.1016/j.apenergy.2017.05.029.
- [60] X. Chen, B. Xu, C. Mei, Y. Ding, and K. Li, "Teaching–learning–based artificial bee colony for solar photovoltaic parameter estimation," *Appl. Energy*, vol. 212, no. December 2017, pp. 1578–1588, 2018, doi: 10.1016/j.apenergy.2017.12.115.
- [61] S. Li, W. Gong, L. Wang, X. Yan, and C. Hu, "A hybrid adaptive teaching–learning–based optimization and differential evolution for parameter identification of photovoltaic models," *Energy Convers. Manag.*, vol. 225, no. September, p. 113474, 2020, doi: 10.1016/j.enconman.2020.113474.
- [62] J. P. Ram, T. S. Babu, T. Dragicevic, and N. Rajasekar, "A new hybrid bee pollinator flower pollination algorithm for solar PV parameter estimation," *Energy Convers. Manag.*, vol. 135, pp. 463–476, 2017, doi: 10.1016/j.enconman.2016.12.082.
- [63] G. Xiong, J. Zhang, X. Yuan, D. Shi, Y. He, and G. Yao, "Parameter extraction of solar photovoltaic models by means of a hybrid differential evolution with whale optimization algorithm," *Sol. Energy*, vol. 176, no. December 2017, pp. 742–761, 2018, doi: 10.1016/j.solener.2018.10.050.
- [64] Z. Chen, L. Wu, P. Lin, Y. Wu, and S. Cheng, "Parameters identification of photovoltaic models using hybrid adaptive Nelder-Mead simplex algorithm based on eagle strategy," *Appl. Energy*, vol. 182, pp. 47–57, 2016, doi: 10.1016/j.apenergy.2016.08.083.
- [65] M. A. Mughal, Q. Ma, and C. Xiao, "Photovoltaic cell parameter estimation using hybrid particle swarm optimization and simulated annealing," *Energies*, vol. 10, no. 8, pp. 1–14, 2017, doi: 10.3390/en10081213.
- [66] F. Dkhichi, B. Oukarfi, A. Fakkar, and N. Belbounaguia, "Parameter identification of solar cell model using Levenberg-Marquardt algorithm combined with simulated annealing," *Sol. Energy*, vol. 110, pp. 781–788, 2014, doi: 10.1016/j.solener.2014.09.033.
- [67] A. Sadollah, H. Sayyaadi, and A. Yadav, "A dynamic metaheuristic optimization model inspired by biological nervous systems: Neural network algorithm," *Appl. Soft Comput. J.*, vol. 71, pp. 747–782, 2018, doi: 10.1016/j.asoc.2018.07.039.
- [68] R. Senkerik, I. Zelinka, and M. Pluhacek, "Chaos-Based Optimization - A Review," *J. Adv. Eng. Comput.*, vol. 1, no. 1, p. 68, 2017, doi: 10.25073/jaec.201711.51.
- [69] G. Xiong, J. Zhang, X. Yuan, D. Shi, and Y. He, "Application of symbiotic organisms search algorithm for parameter extraction of solar cell models," *Appl. Sci.*, vol. 8, no. 11, 2018, doi: 10.3390/app8112155.