

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université 8 Mai 1945 – Guelma
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Electrotechnique et Automatique

Réf :/2025



MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du **diplôme** de **MASTER Académique**

Domaine : Sciences et Technologie

Filière : Automatique

Spécialité : Automatique et Informatique Industrielle

Par : Gherbi Lina

Thème

Identification des défaillances d'un système solaire par Machine Learning

Soutenu publiquement, le 23/06 /2025, devant le jury composé de :

M. Moussaoui Abdelkrim	Professeur	Univ. Guelma	Président/Examineur principal
Mme. Kechida Sihem	Professeure	Univ. Guelma	Encadreur
M. Sebbagh Abdennour	Professeur	Univ. Guelma	Examineur
Mme. Loucif Fatiha	MCB	Univ. Guelma	Examineur

Année Universitaire : 2024/2025

Remerciements

Je remercie en premier lieu Allah le tout puissant de m'avoir donné le courage, la volonté et la patience afin d'accomplir ce travail.

J'adresse mes sincères remerciements à mon encadrante Mme Kechida Sihem, professeure à l'université de Guelma, pour le soutien, l'aide, l'orientation, la guidance, ainsi que pour ses précieux conseils et ses encouragements lors de la réalisation de mon mémoire.

Je tiens à remercier les membres de jury pour avoir accepté l'évaluation de ce travail.

Mes remerciements à tous les enseignants du département de Génie Electrotechnique et Automatique qui ont attribué à ma formation universitaire.

Et au Laboratoire d'Automatique et Informatique de Guelma (LAIG) pour son accueil et son soutien.

Enfin je remercie toutes les personnes qui m'ont aidé de près ou de loin à la réalisation de ce mémoire.

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail :

A ma précieuse mère qui m'a donné une raison d'être heureuse durant ma vie.

A l'homme le plus précieux mon père qui m'a soutenu.

*Que dieu les protège pour leurs soutiens moraux, leurs encouragements leurs effort et sacrifices
tout au long de mon parcours universitaire.*

A mes frères.

A mes amis et toute la promotion.

A tous ceux qui m'aiment et que j'aime.

Lina. 

Résumé

Ce mémoire vise à améliorer le suivi des performances des systèmes photovoltaïques grâce à l'identification automatique des modes de défaillances. Les défauts dans un système solaire peuvent conduire à des baisses de performance notables et affecter la durée de vie du système. L'objectif principale de ce travail est d'élaborer un modèle basé sur l'intelligence artificielle, spécifiquement un réseau de neurones artificiels (RNA), afin de diagnostiquer une classe de défauts couramment rencontrés sur un panneau photovoltaïque.

Mots clés : Système solaire, mode de défaillances, intelligence artificielle, réseau de neurones artificiels (RNA).

Abstract

This Master's dissertation aims to improve the performance monitoring of photovoltaic systems through automatic failure modes identification. Faults in a solar system can lead to a significant drop in performance and affect the lifetime of the system. The main objective of this work is to develop a model based on artificial intelligence, specifically an artificial neural network (ANN), to diagnose a class of faults commonly encountered in a photovoltaic panel.

Keywords: solar system, failure modes, artificial intelligence, artificial neural network (ANN)

الملخص

تهدف هذه المذكرة إلى تحسين مراقبة أداء الأنظمة الكهروضوئية من خلال التحديد التلقائي لنمط الأعطاب. يمكن أن تؤدي الأعطاب في النظام الشمسي إلى انخفاض كبير في الأداء وتؤثر على عمر النظام. الهدف الرئيسي من هذا العمل هو تطوير نموذج يعتمد على الذكاء الاصطناعي، وتحديدًا الشبكة العصبية الاصطناعية (ANN)، لتشخيص صنف من أنماط الأعطاب التي تصادف عادةً في الألواح الكهروضوئية.

الكلمات المفتاحية: النظام الشمسي، أنماط الأعطاب، الذكاء الاصطناعي، الشبكة العصبية الاصطناعية (ANN).

Table de matières

Remerciements.....	i
Dédicaces.....	ii
Résumé	iii
Table de matières	iv
Liste des figures	vii
Liste de tableau.....	viii

Introduction générale.....	1
----------------------------	---

Chapitre 1 : Généralités sur les systèmes solaires

1.1 Introduction	3
1.2 Bref historique des énergies renouvelables	3
1.2.1 Énergies renouvelables	3
1.2.2 Systèmes photovoltaïques.....	4
1.3 Principe de fonctionnement d'une cellule photovoltaïque	5
1.3.1 Cellule photovoltaïque.....	5
1.3.2 Types de cellules solaires.....	6
1.3.2.1 Cellule monocristalline	6
1.3.2.2 Cellule polycristalline	6
1.3.2.3 Cellule amorphe.....	6
1.4 Modèle d'une cellule photovoltaïque (PV)	7
1.4.1 Simulation d'une cellule solaire.....	8
1.4.2 Assemblage série de cellule.....	9
1.4.3 Assemblage en parallèle des cellules.....	10
1.4.4 Assemblage série-parallèle des cellules	10
1.5 Module PV	11
1.6 Panneau solaire.....	12
1.7 String PV	12
1.8 Champ PV	12
1.9 Types de systèmes photovoltaïques.....	12
1.9.1 Système autonome.....	12
1.9.2 Système raccordé au réseau	13
1.9.3 Système hybride	13
1.10 Système de protection	14

1.10.1 Diode by-pass	15
1.10.2 Diode anti retour	15
1.11 Domaine d'application de l'énergie renouvelable.....	15
1.12 Les énergies renouvelables en Algérie	16
1.13 Conclusion.....	17

Chapitre 2 : Méthodes de diagnostic de défauts d'un système photovoltaïque

2.1 Introduction	18
2.2 Différents types de défauts	18
2.2.1 Défaillances des PV	18
2.2.1.1 <i>Dommages physiques</i>	18
2.2.1.2 <i>Problèmes de performance</i>	19
2.2.2 Défaillances électriques	20
2.2.2.1 <i>Composants du système</i>	20
2.2.2.2 <i>Système de stockage</i>	21
2.2.3 Défaillances environnementales	21
2.2.4 Défauts esthétiques et structurels	22
2.2.5 Défaillances d'installations et de conception	22
2.3 Méthodes de diagnostic des défaillances	23
2.3.1 Méthodes non électriques	23
2.3.1.1 Imagerie numérique infrarouge thermique.....	23
2.3.1.2 Méthode de photoluminescence (PL)	24
2.3.1.3 Méthode d'électroluminescence (EL).....	24
2.3.1.4 Méthode de réflectométrie.....	24
2.3.1.5 Méthode à base de l'IoT	25
2.3.2 Méthodes électriques	26
2.3.2.1 Analyse de puissance produite	26
2.3.2.2 Analyse de la caractéristique statique	26
2.3.2.3 Analyse du point de fonctionnement.....	26
2.3.3 Techniques d'intelligence artificielle	27
2.3.3.1 Réseaux de neurones.....	27
2.3.3.2 Machine Learning	28
2.3.3.3 Les algorithmes génétiques	29
2.3.3.4 Machine à vecteur de support	30

2.4 Techniques d'apprentissage automatique pour la détection des défaillances dans les systèmes solaires.....	30
2.5 Conclusion.....	31

Chapitre 3 : Détection et identification des défauts

3.1 Introduction	32
3.2 Modélisation d'un panneau photovoltaïque	32
3.2.1 Modèle mathématique	33
3.2.2 Simulation sous Simulink	34
3.3 Simulation des défauts dans panneau photovoltaïque.....	37
3.4 Méthode proposée pour l'identification des défaillances.....	40
3.4.1 Génération de base de données	40
3.4.2 Préparation des données et entraînement du réseau de neurones	40
3.5 Analyse et discussion des résultats.....	41
3.6 Conclusion.....	44
 Conclusion générale	 45
Bibliographie	46
Annexe	50

Liste des figures

Figure 1.1: Schéma d'une cellule PV	6
Figure 1.2: Différents types de cellules solaire	7
Figure 1.3: Modèle d'une cellule solaire.....	7
Figure 1.4: Schéma block d'une cellule sous Matlab-Simulink.....	8
Figure 1.5: Caractéristiques électriques d'une cellule	8
Figure 1.6: Schéma bloc des cellules en série sous Matlab-Simulink	9
Figure 1.7: Caractéristique électriques des cellules en série	9
Figure 1.8: Schéma bloc des cellules en parallèle sous Matlab-Simulink	10
Figure 1.9: Caractéristique électriques des cellules en parallèle.....	10
Figure 1.10: Schéma bloc des cellules en série-parallèle sous Matlab-Simulink	11
Figure 1.11: Caractéristique électriques des cellules en série-parallèle	11
Figure 1.12: Système autonome	13
Figure 1.13: Système raccordé au réseau	13
Figure 1.14: Système hybride.....	14
Figure 2.1: Défaut fissures	18
Figure 2.2 : Défaut délamination.....	19
Figure 2.3 : Défaut point chaud.....	19
Figure 2.4 : Défaut ombrage	19
Figure 2.5: Défaut décoloration	22
Figure 2.6: Méthode de l'imagerie numérique infrarouge thermique	23
Figure 2.7: Principe de la réflectométrie	25
Figure 2.8: Architecture d'un réseau de neurone	28
Figure 3.1: Modèle de classification des défauts	32
Figure 3.2: Modèle de calcul du photo-courant	34
Figure 3.3: Modèle de calcul de courant de saturation	34
Figure 3.4: Modèle de calcul du courant de saturation inverse.....	35
Figure 3.5: Modèle de calcul du courant de I_{sh}	35
Figure 3.6: Modèle de calcul du courant de sortie du PV	35
Figure 3.7: Connexion des cinq modèles	36
Figure 3.8: Panneau solaire	36
Figure 3.9: Caractéristiques électriques d'un panneau solaire	37

Figure 3.10: Caractéristiques I-V et P-V de défaut température élevée.....	37
Figure 3.11: Caractéristiques I-V et P-V de défaut ombrage	38
Figure 3.12: Caractéristiques I-V et P-V de défaut résistance série augmentée	38
Figure 3.13: Caractéristiques I-V et P-V de défaut résistance shunt diminuée.....	39
Figure 3.14: Caractéristiques I-V et P-V de défaut court-circuit	39
Figure 3.15: Conception du réseau de neurones	40
Figure 3.16: Courbe de performance du RNA	41
Figure 3.17: Matrice de confusion d'entraînement	42
Figure 3.18: Matrice de confusion de validation.....	42
Figure 3.19: Matrice de confusion de test	43

Liste des tableaux

Tableau 3.1: Paramètres électriques d'un panneau	33
--	----

Introduction générale

Aujourd'hui, face aux problèmes environnementaux et à la diminution des ressources fossiles, les énergies renouvelables occupent une place de plus en plus considérable. Parmi elles, l'énergie solaire se distingue particulièrement car elle constitue une source d'énergie propre, gratuite et abondante. Les panneaux solaires permettent de transformer la lumière du soleil en électricité contribuant ainsi à la réduction de la pollution et à la préservation de l'environnement.

Cependant, ces systèmes ne sont pas exempts de limitations. Ils peuvent être sujets aux différents modes de défaillances qui compromettent leur efficacité, telles que les défauts au niveau des panneaux, connexion électriques défectueuses, ou encore des dysfonctionnements des onduleurs, etc. Ces anomalies peuvent entraîner une diminution de la quantité d'énergie produite, voire l'arrêt complet du système. Il est donc fortement recommandable d'intervenir dès la détection d'un problème, afin de limiter les pertes. Néanmoins, les méthodes classiques de diagnostic s'avèrent souvent longues, coûteuses et peu fiables.

Le diagnostic des anomalies dans un système solaire constitue un enjeu crucial, car il permet de détecter rapidement les dysfonctionnements dès leur apparition, avant qu'ils ne s'aggravent et n'entraînent des pertes d'énergies importante. Une détection précoce permet d'organiser les opérations de maintenance de manière plus efficace et d'optimiser les intervalles de service optimisés et de réduire les coûts liés aux réparations. De plus, un bon diagnostic contribue également à la sécurité des installations en réduisant les risques d'incidents électriques tels que les courts-circuits ou les incendies, Enfin, une surveillance régulière et précise de l'état d'équipements permet également de prolonger leur durée de vie tout en assurant une production d'énergie optimale sur le long terme.

L'objectif de ce mémoire est de développer une méthode basée sur le Machine Learning afin d'identifier les défaillances d'un système photovoltaïque. La méthode consiste à concevoir un modèle capable d'analyser les données collectées sur le système, de détecter les défauts et de les classer selon leur mode. Cette démarche vise à faciliter les opérations de maintenance et à optimiser la production d'électricité. Pour ce faire, une classe des modes de défaillances seront étudié où pour chaque mode, des données spécifiques seront collectés et préparées pour la phase d'apprentissage automatique permettant leur détection et leur classification.

Pour mener à bien ce travail, il est nécessaire de collecter les données à partir du système physique. À cet effet, un modèle de panneau photovoltaïque a été développé sous Simulink afin de simuler ses caractéristiques électriques aussi bien en fonctionnement normal qu'en présence de dysfonctionnements.

L'étude présentée dans ce mémoire est structurée en trois chapitres, encadrés par une introduction générale et une conclusion.

- **Le premier chapitre** est consacré aux généralités sur les systèmes photovoltaïques. Il propose un aperçu historique des énergies renouvelables, avec un accent particulier sur l'énergie solaire. Le fonctionnement des cellules photovoltaïques y est détaillé, en abordant leurs différents types ainsi que leurs caractéristiques électriques fondamentales.
- **Le deuxième chapitre** porte sur les modes de défaillance des systèmes photovoltaïques, ainsi que sur certaines approches de surveillance. Ce chapitre présente les principaux modes de défauts susceptibles d'affecter le rendement des panneaux solaires et explore différentes techniques de détection et de suivi de ces dysfonctionnements.
- **Le dernier chapitre** est dédié à l'identification automatique d'une classe de défauts. À partir d'un modèle de panneau photovoltaïque, des données sont générées et exploitées pour entraîner un modèle d'apprentissage automatique basé sur un réseau de neurones. Ce chapitre traite des étapes de traitement des données, de la conception du modèle et de l'analyse des résultats obtenus.

Chapitre 1

Généralités sur les systèmes solaires

1.1 Introduction

Ce chapitre aborde les généralités sur les systèmes photovoltaïques. Un bref historique sur les énergies renouvelables et en particulier l'énergie solaire sera présentée, ainsi que le principe de fonctionnement des cellules, leurs différents types et leurs caractéristiques électrique. Il se termine par l'utilisation de l'énergie solaire en Algérie.

1.2 Bref historique des énergies renouvelables

L'énergie renouvelable (ER) ont une longue histoire qui remonte à l'antiquité.

1.2.1 Énergies renouvelables

L'énergie renouvelable est un terme récent apparu en 1970, malgré les êtres humains utilisent les sources de cette énergie depuis toujours. La biomasse par exemple a été utilisée pour la production de la chaleur et la fabrication des métaux tandis que l'énergie solaire thermique a été utilisée pour le séchage des aliments, des céréales et le foin.

De nombreux établissements humains ont été attribués à des sources géothermiques. Les civilisation Egyptienne et Minoenne utilisaient l'énergie éolienne pour faire avancer leurs navires, tandis que l'énergie hydraulique était utilisée en Perse et dans l'Empire Romain, il y a plus de deux mille ans.

Au moyen âge, l'Europe redécouvrit à grande échelle des techniques comme les moulins à vent, les moulins à marré et hydraulique pour moudre les céréales, pomper de l'eau, entrainer des martins et fabriquer des papiers. Cependant, avec l'avancée des machines thermique et la demande croissante de la puissance pour répondre aux besoins industriels, ces générateurs mécaniques à faible puissance sont devenus obsolètes.

Des années avant la première crise pétrochimique, des études dans les pays développés ont montré que si la consommation des énergies fossiles continuait à augmenter cela causerait des pénuries alimentaires et des problèmes environnementaux causés par la saturation des mécanismes de restauration naturelle.

Dans ce contexte, la recherche et le développement de convertisseurs capables d'exploiter l'énergie issue du soleil et de la géothermie directement ou indirectement ont été lancés ou redirigés. C'est pourquoi ces sources ont été nommé « énergies renouvelables » et présentés comme une alternative à la domination hégémonique des énergies fossiles dans le bilan énergétique mondial [1].

Quelques dates importantes dans l'histoire des ER :

a. Énergie Solaire

Antiquité : Les Grecs et les Romains utilisaient des miroirs brûlants pour concentrer les rayons du soleil et allumer des torches [2].

1767 : Le naturaliste suisse Horace de Saussure inventa la "boîte chaude" pour démontrer l'effet de serre, précurseur des capteurs solaires [3].

b. Energie Eolienne

Vers 700 av. J.-C. : Les premiers dispositifs éoliens terrestres furent utilisés en Perse [4].

1887 : James Blyth construisit la première éolienne en Écosse pour produire de l'électricité [2].

c. Energie Hydraulique

Antiquité : Les moulins à eau étaient utilisés pour des tâches mécaniques.

Fin XIXe siècle : L'innovation des turbines hydrauliques permit la production d'électricité [2].

d. Energie Géothermique

1904 : La première centrale géothermique fut construite en Italie par Piero Conti [2].

e. Evolution Moderne

Années 1970 : La crise énergétique accéléra le développement des énergies renouvelables comme alternatives aux combustibles fossiles [2].

Aujourd'hui : Les énergies renouvelables sont de plus en plus intégrées dans les systèmes énergétiques mondiaux pour réduire les émissions de gaz à effet de serre.

1.2.2 Systèmes photovoltaïques

Le mot photovoltaïque est composé de deux parties : le préfixe "photo" vient du grec et signifie lumière ou clarté et le suffixe "voltaïque" vient du nom du physicien Italien Alessandro Volta, un pionnier de l'électricité. Le terme a été popularisé à partir de la découverte de l'effet photovoltaïque en 1839 par le physicien Alexandre Edmond Becquerel. L'utilisation des cellules solaires a commencé vers les années 1940 [5].

Quelques dates importantes dans l'histoire de la photovoltaïque :

1839 : L'effet photovoltaïque a été découvert par Antoine César Becquerel et son fils Edmond.

1875 : Werner Von Siemens (1816-1892) expose devant l'académie des sciences de Berlin un article sur l'effet PV dans les semi-conducteurs. Mais jusqu'à la seconde guerre mondiale, le phénomène reste encore une curiosité de laboratoire.

1886 : Étudié par Heinrich Rudolf Hertz (1857-1894, Allemagne).

1905 : Expliqué par Albert Einstein (1879-1955), Il a découvert, en travaillant sur l'effet photoélectrique, que la lumière n'avait pas qu'un caractère ondulatoire, mais que son énergie était portée par des particules : les photons.

1954 : Trois chercheurs américains (Chapin, Pearson et Prince) mettent au point une cellule photovoltaïque à haut rendement (9 %) et les Laboratoires Bell construisent le premier module solaire mais il était trop coûteux pour être produit en série (application pour les satellites).

1958 : Premier satellite artificiel équipé de cellules solaires (Vanguard I), suivi du lancement de plusieurs satellites équipés de systèmes photovoltaïques. Le rendement a connu un progrès très rapide de 8% en 1957 à 14% en 1960.

1960 : Les années 60 voient un ralentissement de l'évolution du rendement des cellules au silicium. A cause du prix élevé des cellules solaires, la seule application a été dans le domaine spatial et cela jusqu'aux années 70.

1973 : Crise pétrolière. Développement des systèmes solaires (la première maison alimentée par des cellules PV, construite à l'Université de Delaware, aux États-Unis).

1983 : La première voiture alimentée par l'énergie solaire PV a parcouru une distance de 4000Km en Australie.

1985 : Université de Nouvelle-Galles du Sud (Australie) : Piles de rendement 20%

1994 : National Renewable Energy Laboratory (NREL) : pile de rendement 30%.

Fin 2014 : Empire Valley Project, avec une puissance de 890 mégawatts (Amérique) [6].

1.3 Principe de fonctionnement d'une cellule photovoltaïque

La conversion photovoltaïque est la transformation directe d'une énergie lumineuse du soleil (rayonnement) en énergie électrique de type continu directement utilisable à travers un matériau semi-conducteur appelé cellule photovoltaïque ou encore cellule solaire [7].

1.3.1 Cellule photovoltaïque

Une cellule photovoltaïque est principalement composée de silicium dopé, un semi-conducteur formant une jonction P-N. Lorsqu'elle est exposée à la lumière du soleil, les photons transmettent leur énergie aux atomes de la jonction. Cette énergie libère des électrons et génère des négatives (N) et positives (P) appelées les trous. Ces charges sont séparées par un champ électrique créant une « barrière de potentiel ».

Une fois ces charges sont isolées, il suffit de fermer le circuit entre les zones P et N permet la circulation des électrons et créant un courant électrique [8].

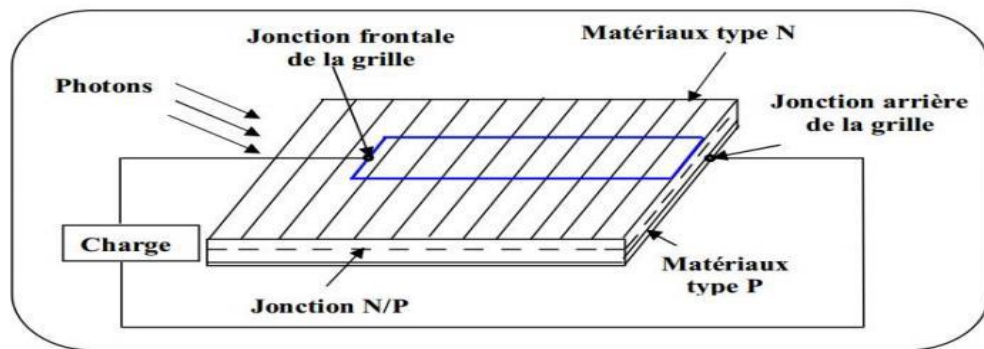


Figure 1.1 : Schéma d'une cellule PV

Pour améliorer l'efficacité, une couche antireflet est souvent ajoutée pour minimiser la perte de photons par réflexion.

1.3.2 Types de cellules solaires

Les cellules photovoltaïques sont souvent regroupées en modules ou panneaux solaires pour augmenter la puissance électrique produite.

Ces panneaux peuvent être installés sur des toits ou des façades pour générer de l'électricité à partir de l'énergie solaire.

On distingue plusieurs familles de cellules. Leurs rendements sont en constante amélioration.

1.3.2.1 Cellule monocristalline

Il est constitué d'un seul cristal offrant à la cellule un arrangement parfait des atomes. Il présente un rendement légèrement supérieur au silicium poly cristallin (environ 19%). Néanmoins, il reste assez onéreux en raison de son exigence de grande pureté et de l'importante quantité d'énergie nécessaire à sa fabrication [9].

1.3.2.2 Cellule polycristalline

Il est constitué de plusieurs monocristaux juxtaposés dans différentes orientations donnant à la cellule un aspect mosaïque. Le silicium poly cristallin est la technologie la plus répandue sur le marché mondial en raison de son bon rendement (environ 15 %) pour des coûts de fabrication maîtrisés. Il offre actuellement un bon rapport qualité/prix [9].

1.3.2.3 Cellule amorphe

Cette génération de cellule repose sur la déposition de matériaux semi-conducteurs en couches minces. L'épaisseur de la couche varie entre quelques nanomètres à des dizaines de micromètres. Ces technologies qui étaient initialement chères étaient réservées aux applications spatiales (en raison de leur poids par watt crête plus faible) et aux technologies de concentration. Avec l'augmentation des volumes de production, le prix de revient de ces technologies a baissé pour devenir compétitif avec les technologies cristallines de la première génération [10].

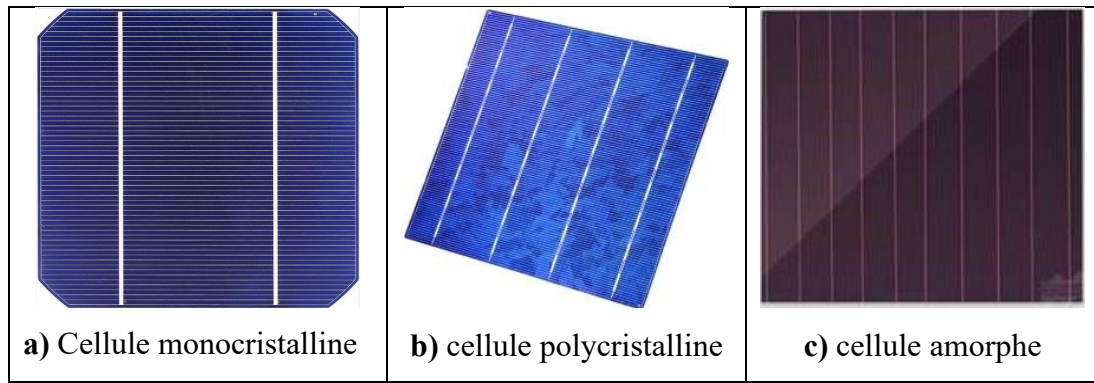


Figure 1.2 : Différents types de cellules solaire

1.4 Modèle d'une cellule photovoltaïque (PV)

Le modèle à une seule diode donne une représentation simple de la réalité de la cellule solaire. Son circuit équivalent comprend, une source de courant d'intensité proportionnelle à l'irradiation incidente, en parallèle avec une diode, la résistance shunt R_p représente le courant de fuite à la terre. Les pertes internes dues au flux de courant et interconnexion entre les cellules sont modulés par une résistance série R_s [11].

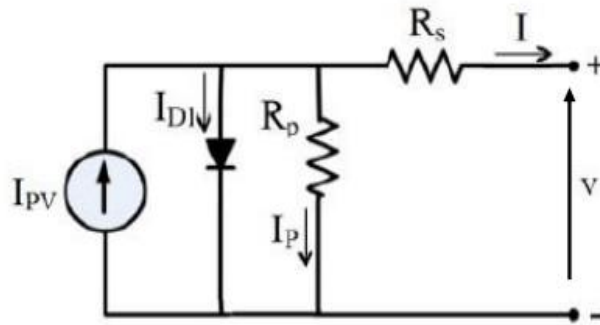


Figure 1.3 : Modèle d'une cellule solaire

En appliquant les lois de Kirchhoff :

$$I = I_{ph} - I_D - I_R \quad (1.1)$$

$$I = I_{ph} - I_0 \left(\exp\left(\frac{V + I.R_s}{a.V_T}\right) - 1 \right) - \frac{V + I.R_s}{R_p} \quad (1.2)$$

Où :

I : Courant de sortie d'une cellule PV en ampère (A).

V : Tension de sortie d'une cellule PV en volt (V).

I_{ph} : Photo-courant généré.

I_0 : Courant de saturation de la cellule.

R_s et R_p : sont respectivement les résistances série et parallèle (shunt) en ohm (Ω).

a : Facteur d'idéalité de la diode.

V_T : Tension thermique de la cellule PV qui est égale à $\frac{k.T}{q}$

q : Charge de l'électron 1.602×10^{-19} (C).

k : Constante de Boltzmann 1.380×10^{-23} (J/K).

T : Température en Kelvin (K).

1.4.1 Simulation d'une cellule solaire

Dans cette section, nous procédons à la modélisation d'une cellule solaire à l'aide de Simulink/Matlab, en exploitant les différents blocs disponibles dans Simulink pour représenter les paramètres électriques et physiques de la cellule. Ces blocs permettent de simuler les caractéristiques de performance de la cellule solaire (**Figure 1.5**).

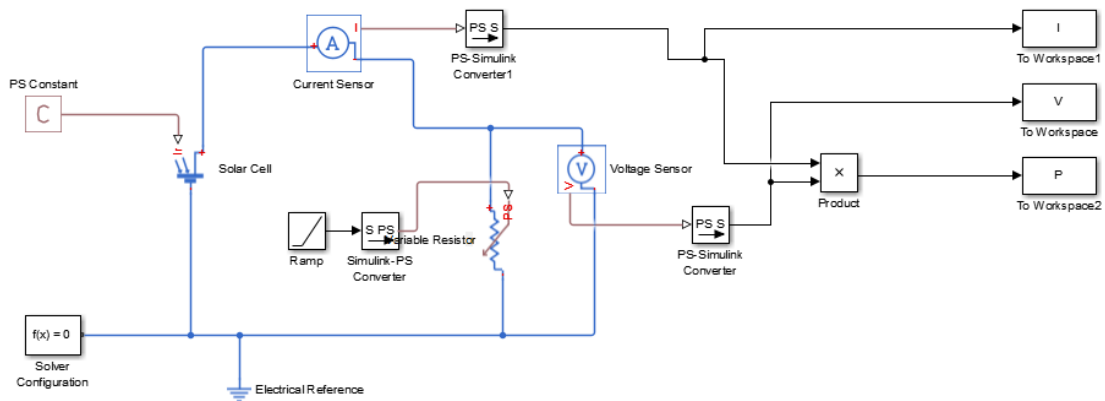


Figure 1.4 : Schéma block d'une cellule sous Matlab-Simulink

• Caractéristiques électriques

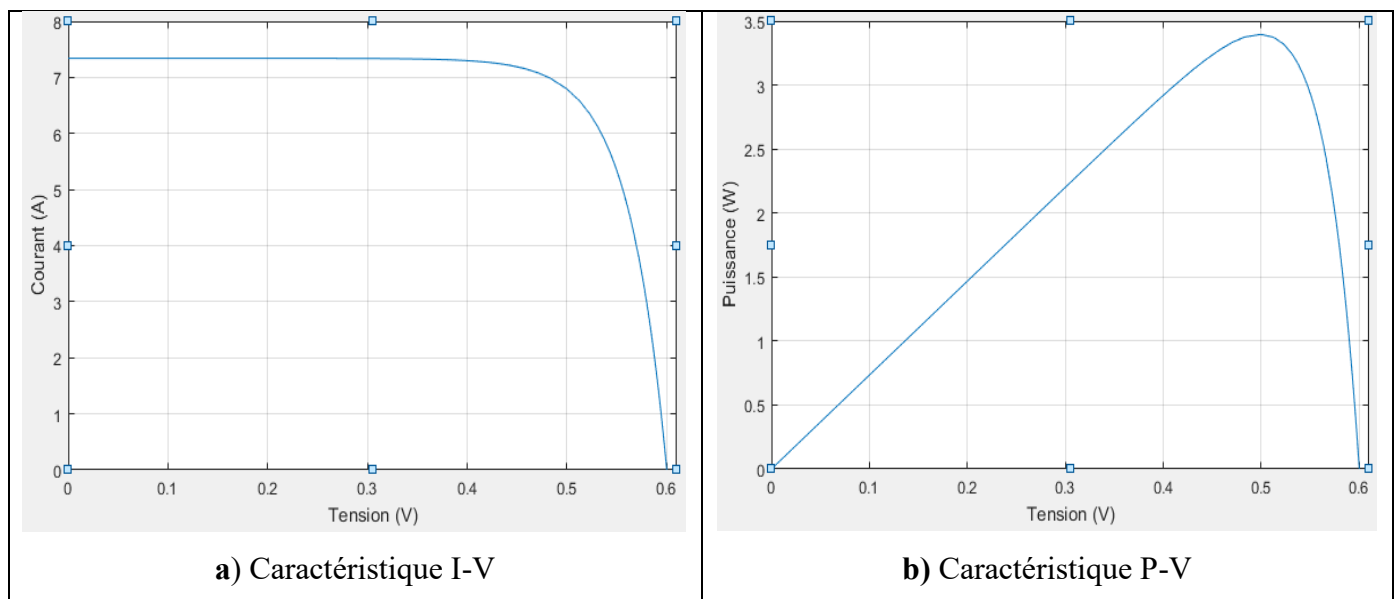


Figure 1.5 : Caractéristiques électriques d'une cellule

1.4.2 Assemblage série de cellule

La mise en série de cellules permet l'augmentation de la tension aux bornes de ces cellules. Les cellules sont traversées par le même courant et la tension est obtenue par l'addition des tensions de chaque cellule.

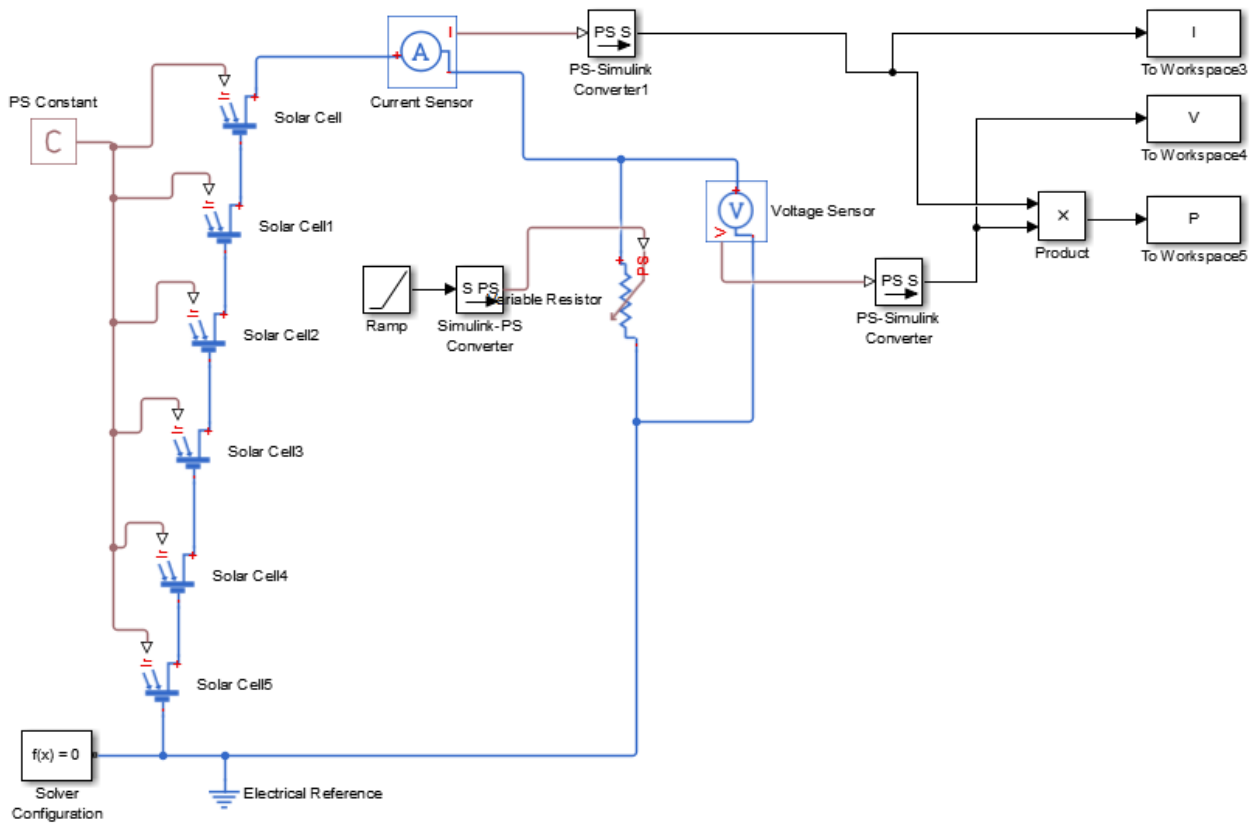


Figure 1.6 : Schéma bloc des cellules en série sous Matlab-Simulink

- *Caractéristiques électriques*

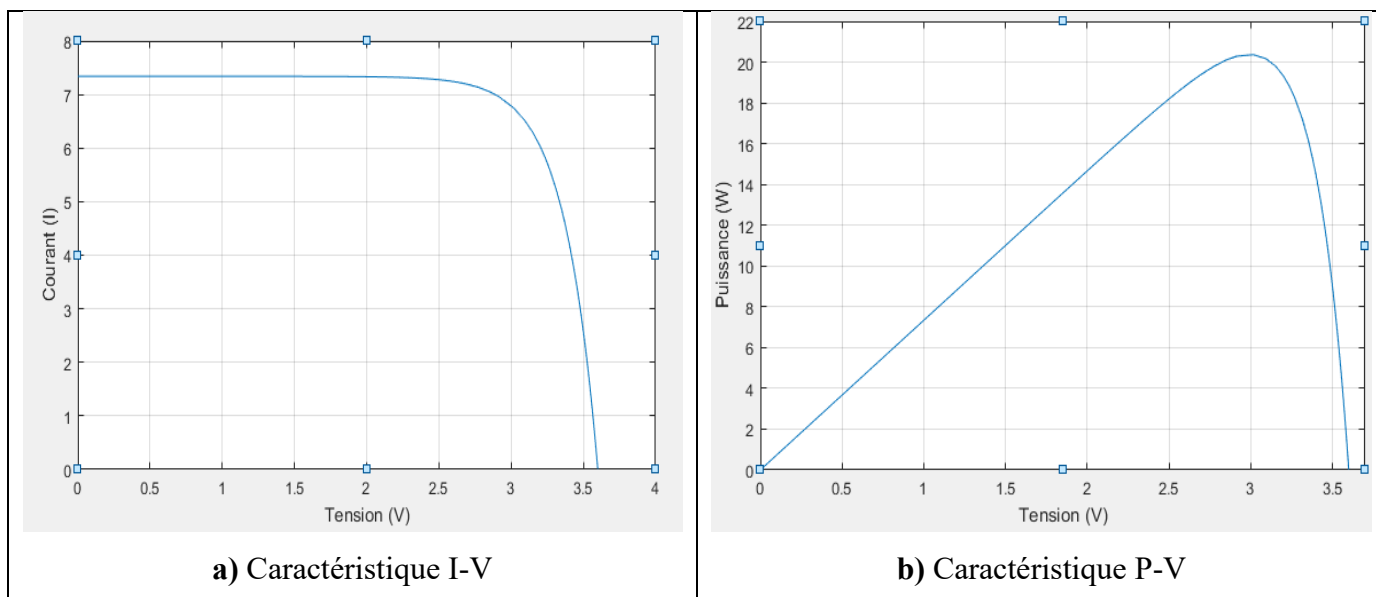


Figure 1.7 : Caractéristique électriques des cellules en série

1.4.3 Assemblage en parallèle des cellules

La mise en parallèle de cellules permet d'augmenter la valeur de courant qui est égale à la somme des courants circulant dans chaque cellule pour la même tension.

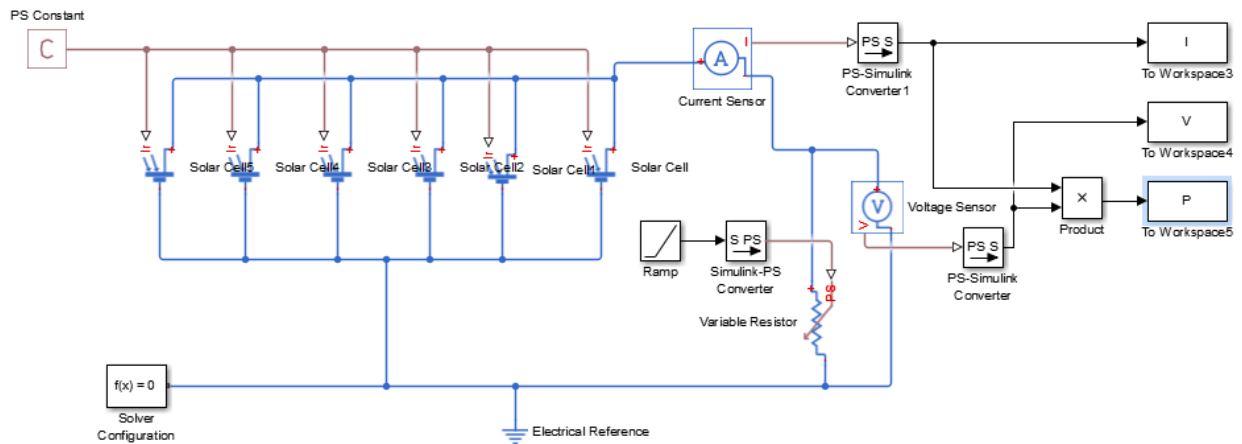


Figure 1.8 : Schéma bloc des cellules en parallèle sous Matlab-Simulink

- *Caractéristiques électriques*

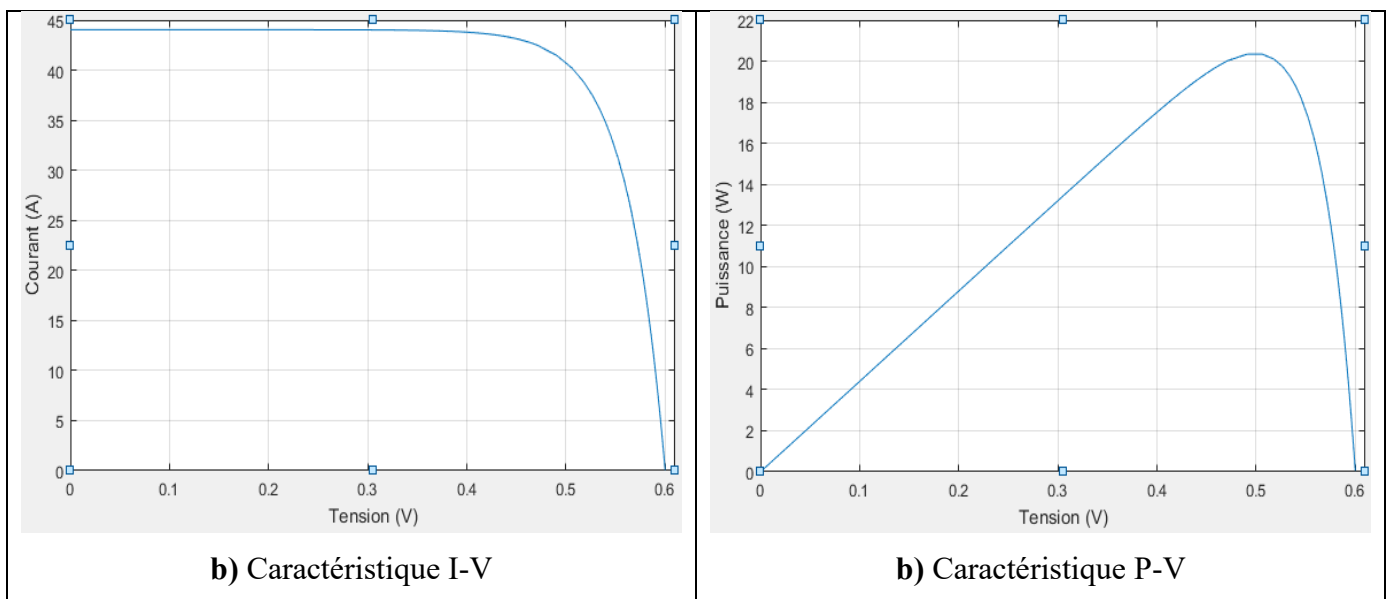


Figure 1.9 : Caractéristique électriques des cellules en parallèle

1.4.4 Assemblage série-parallèle des cellules

La mise en série-parallèle permet l'augmentation du courant et de la tension ensemble.

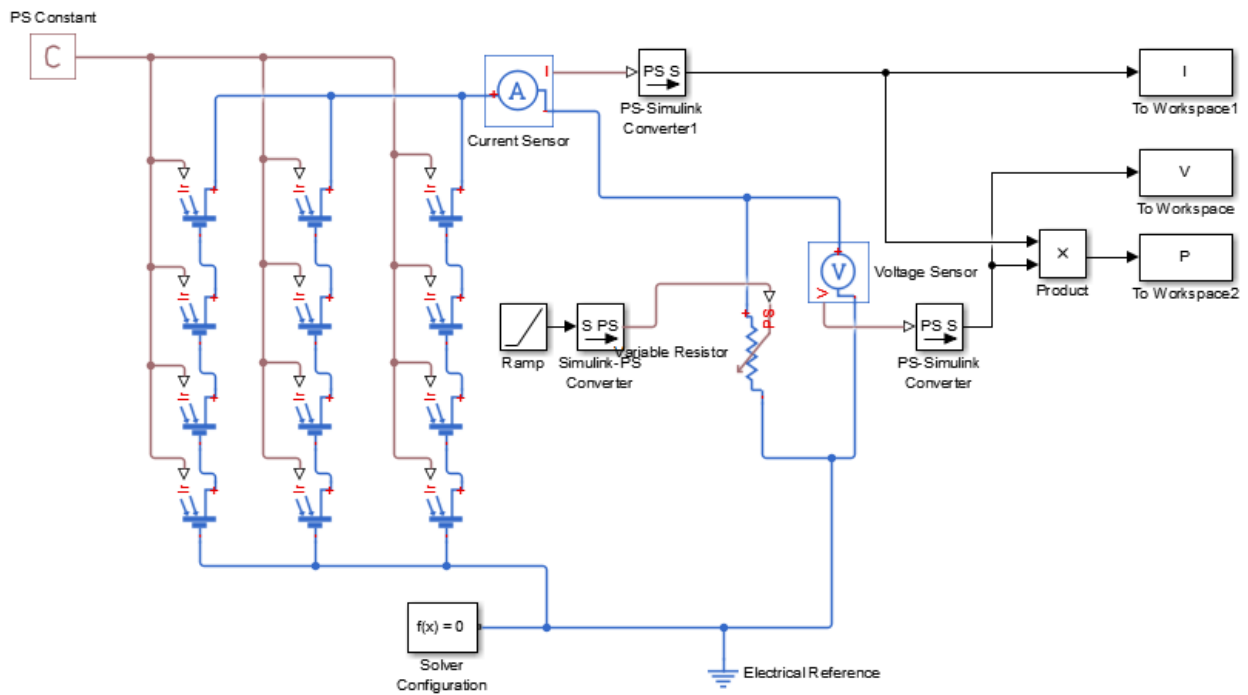


Figure 1.10 : Schéma bloc des cellules en série-parallèle sous Matlab-Simulink

- *Caractéristiques électriques*

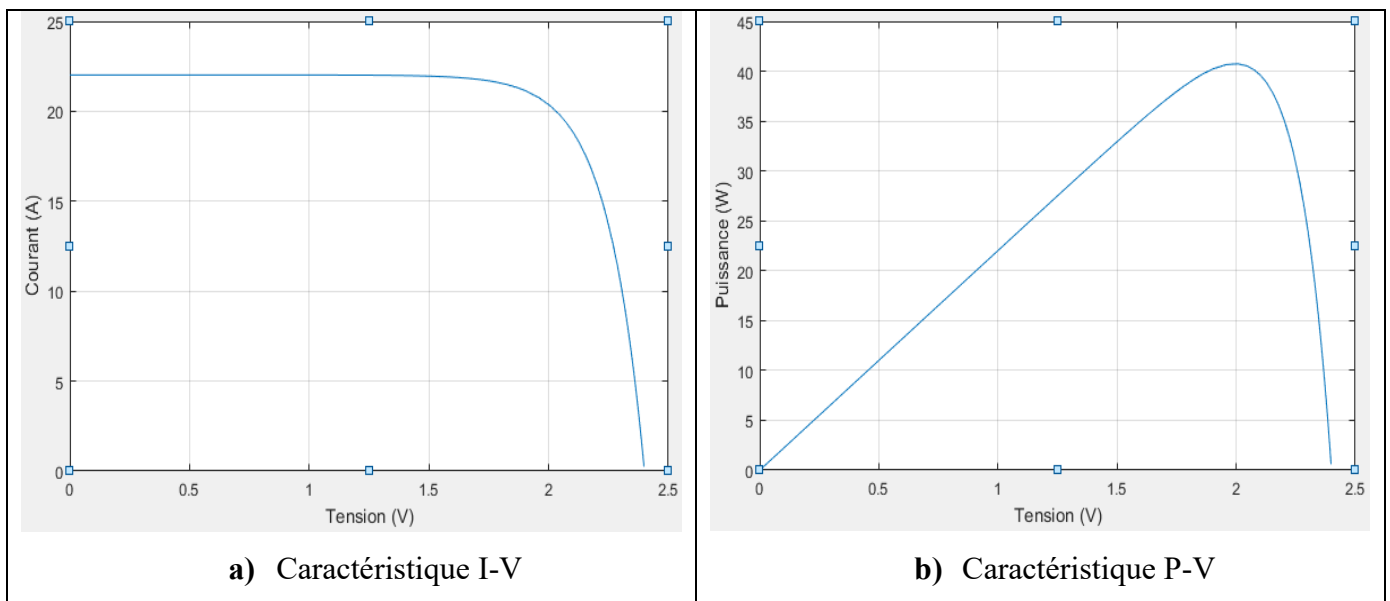


Figure 1.11 : Caractéristique électrique des cellules en série-parallèle

1.5 Module PV

Un module est une unité de base composée d'un certain nombre de cellules PV interconnectée. Typiquement un module peut contenir entre 36 à 120 cellules selon leur conception et usage avec des dimensions standard (1.70m/1m) [7].

1.6 Panneau solaire

Le terme panneau est souvent utilisé pour désigner un module mais il peut également faire référence à un assemblage de plusieurs modules montés ensemble dans une structure commune dans le but d'obtenir la tension électrique souhaitée pour une utilisation ou une application domestique ou industrielle considérée [12].

1.7 String PV

Un string PV, appelé également chaîne PV, est un ensemble de panneaux connectés en série afin d'augmenter la tension électrique du système et réduire la perte d'énergie dans les câbles [7].

Les panneaux d'un même string doivent avoir des caractéristiques similaires et être orientés de la même manière pour optimiser les performances.

1.8 Champ PV

Un champ solaire aussi appelé ferme solaire ou encore centrale solaire PV est une installation de grande envergure composée de nombreux PV.

Ses caractéristiques principales sont :

- Installation au sol ou sur de grandes toitures.
- Superficie couvrant plusieurs centaines de m² voire plusieurs hectares.
- Composé de multiples string connecté entre eux.
- Produit de l'électricité à grande échelle souvent injecté dans le réseau [7].

1.9 Types de systèmes photovoltaïques

Il existe trois types de systèmes : autonome, raccordé au réseau et hybride.

1.9.1 Système autonome

Les systèmes autonomes sont des systèmes photovoltaïques qui dépendent uniquement de l'énergie solaire pour répondre à la demande d'électricité. Ils peuvent comporter des accumulateurs qui emmagasinent l'énergie produite par les modules au cours de la journée servant la nuit ou lors des périodes où le rayonnement solaire est insuffisant. Ces systèmes peuvent également répondre aux besoins d'une application (par exemple, le pompage de l'eau) sans recours aux accumulateurs. Ils sont mieux adaptés pour les sites isolés tels que les maisons isolées, les îles, les zones montagneuse et les applications hors réseau, leur réalisation est relativement simple. Par contre, on note des pertes dues à la conversion du courant continue en alternatif pour alimenter les charges alternatives, les coûts élevés d'entretiens et de remplacement périodiques des batteries de stockage [7].

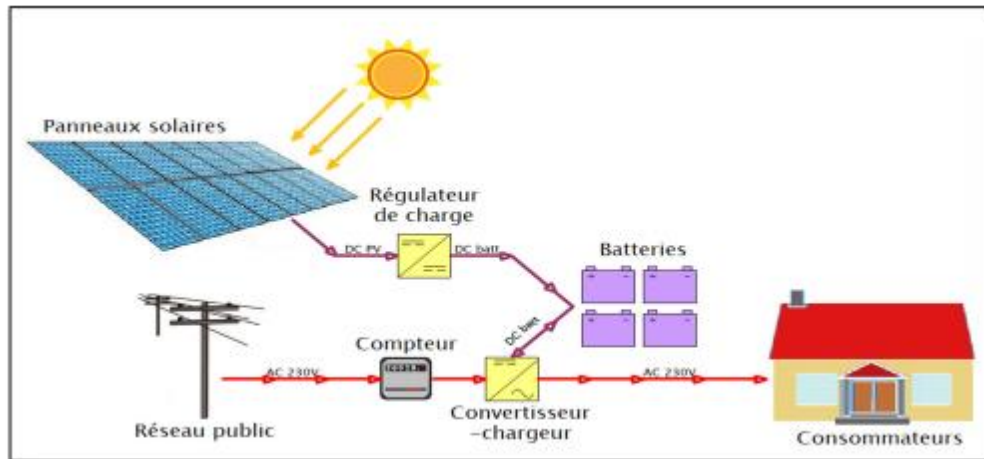


Figure 1.12 : Système autonome

1.9.2 Système raccordé au réseau

Les installations photovoltaïques sont raccordées au réseau électrique grâce à un onduleur qui convertisse le courant continu d'origine photovoltaïque en courant alternatif.

Une installation photovoltaïque raccordée au réseau est généralement composée d'un générateur photovoltaïque, d'un système de pose au sol ou sur toiture, d'un ou plusieurs onduleurs, d'un système de protection électrique, de câbles électriques et d'un compteur réseau. L'électricité produite est directement utilisée par la charge ou injectée dans le réseau électrique [7].

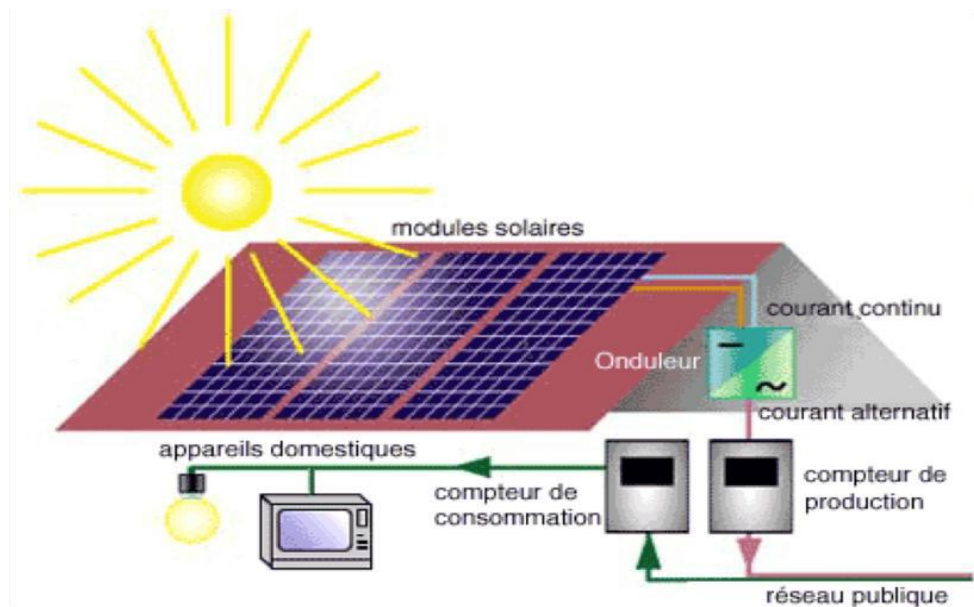


Figure 1.13 : Système raccordé au réseau

1.9.3 Système hybride

Les systèmes photovoltaïques hybrides peuvent être classés en deux grandes catégories : selon le type d'énergie combinée (électrique, thermique, éolienne, etc.) ou en fonction du mode de raccordement du système PV, qu'il soit connecté ou non au réseau.

a) Système combinant deux types d'ER

Les systèmes d'énergie solaire hybride sont des systèmes d'énergie hybride qui combinent l'énergie solaire d'un système photovoltaïque avec une autre source d'énergie génératrice. Les systèmes hybrides solaires comprennent les systèmes éoliens-solaires. La combinaison de l'éolien et du solaire a l'avantage que les deux sources se complètent, car les pics de fonctionnement de chaque système se produisent à des moments différents de la journée et de l'année. La production d'électricité d'un tel système hybride est plus constante et fluctue moins que celle de chacun des deux sous-systèmes composants [13].

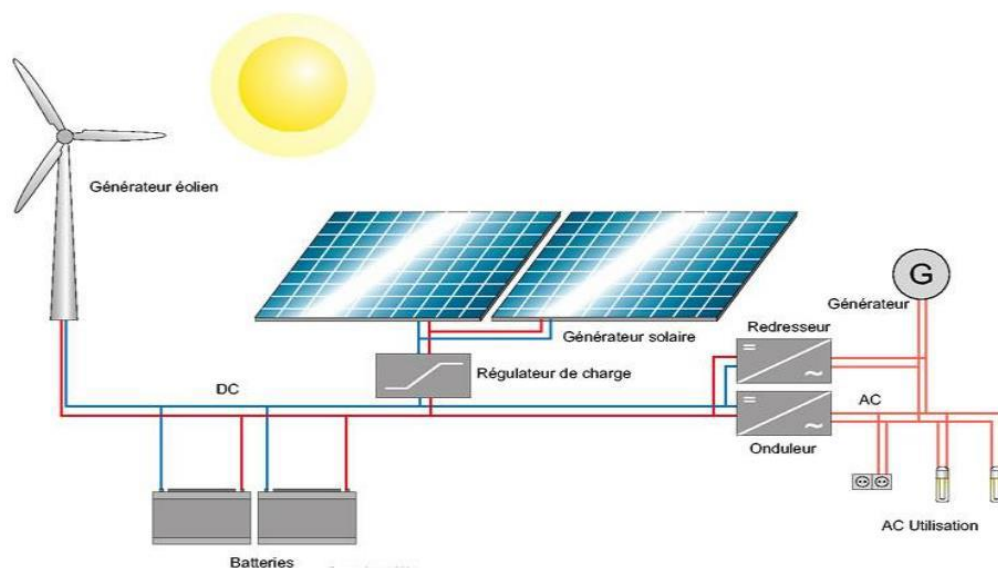


Figure 1.14 : Système hybride

a) Système avec stockage

Les systèmes hybrides appelés Storage ou système avec stockage qui combinent les avantages des deux systèmes précédents :

- Ils sont connectés au réseau mais disposent aussi de batterie de stockage.
- L'énergie produite est d'abord stockée dans des batteries puis l'excédent est injecté dans le réseau.

Le choix entre un système autonome et un système raccordé au réseau dépend principalement de la localisation des besoins énergétique et des réglementations locales [40].

1.10 Système de protection

Deux types de protection sont mis en place lors de la conception d'un panneau photovoltaïque. Il s'agit de la diode by-pass et de la diode anti retour.

1.10.1 Diode by-pass

La diode by-pass est connectée en antiparallèle avec un groupe de cellules pour protéger les cellules les plus faibles contre la polarisation inverse. Cette diode sera conductrice dans le cas de l'ombrage d'une ou plusieurs cellules dans une branche et bloquée dans le cas normal. Elle permet de ne pas perdre la totalité de la chaîne et éviter les points chauds.

Un module de 36 cellules utilise souvent deux diodes by-pass pour assurer une protection adéquate [14].

1.10.2 Diode anti retour

La tension produite par chaque string peut être différente. Lors de la mise en parallèle de ces strings pour former un champ, le string avec la tension la plus faible peut absorber un courant inverse provenant des autres strings. Cela conduit donc à une baisse de production et les modules du string traversés par le courant inverse pourraient être également susceptibles de la défaillance. Pour éviter ces courants inverses, une diode anti-retour est placée au bout de chaque string afin d'éviter qu'un courant négatif ne circule dans les chaînes de cellules ombragées, il leur est adjoint une diode anti retour [14].

1.11 Domaine d'application de l'énergie renouvelable

L'énergie PV trouve des nombreuses applications dans divers domaines tels que : agriculture et irrigation, télécommunication, industrie, ... On cite quelques applications :

- **Production d'électricité domestique** : systèmes photovoltaïques installés sur le toit des maisons résidentielles et bâtiments commerciaux produisent de l'énergie solaire convertie en électricité pour leur propre usage, ou l'excédent d'électricité est réinjecté dans le réseau électrique, cela permet de réduire la dépendance aux réseaux électrique et de diminuer la facture d'électricité [15].
- **Centrales solaires à grande échelle** : les centrales solaires sont construites sur des terrains plus vastes et un grand nombre de panneaux photovoltaïques sont construits à grande échelle pour produire de l'électricité et la fournir aux villes et aux zones industrielles [15].
- **Système solaire en milieu rural** : les endroits éloignés du réseau électrique comme les zones reculées, les zones montagneuses, les zones désertiques, etc., peuvent être alimentés de manière autonome par des systèmes de production d'énergie solaire photovoltaïque pour répondre aux besoins locaux en électricité [15].
- **Applications mobiles** : Les systèmes de production d'énergie solaire photovoltaïque peuvent être appliqués à des appareils mobiles, tels que des véhicules, des navires, des satellites, etc., pour fournir une alimentation électrique portable [15].

- **Éclairage public et signalisation** : les feux de balise, les feux de circulation, les feux de signalisation, les feux d'obstacles de haute altitude, la cabine téléphonique sans fil autoroute, etc., alimentés par des panneaux solaires [16].

1.12 Les énergies renouvelables en Algérie

L'Algérie compte se positionner comme un acteur majeur dans la production de l'électricité à partir des filières photovoltaïque et éolienne en intégrant la biomasse, la cogénération, la géothermie et au-delà de 2021, le solaire thermique. Ces filières énergétiques seront les moteurs d'un développement économique durable à même d'impulser un nouveau modèle de croissance économique [41].

Le programme de développement des énergies renouvelables en Algérie se concentre sur :

- i. Photovoltaïque : 13 575 MW prévus d'ici 2030.
- ii. Éolien : 5 010 MW prévus d'ici 2030.
- iii. Solaire thermique à concentration (CSP) : 2 000 MW prévus entre 2021 et 2030.
- iv. Biomasse : 1 000 MW prévus d'ici 2030.
- v. Cogénération : 400 MW prévus d'ici 2030.
- vi. Géothermie : 15 MW prévus d'ici 2030 [17].

Les principales motivations et défis associés à ce programme sont :

- Diversifier les sources d'énergie afin de diminuer la dépendance aux combustibles fossiles [18].
- Augmenter les exportations de gaz naturel en utilisant les énergies renouvelables pour la consommation intérieure [18].
- Générer des emplois et encourager le développement économique [19].

L'année 2025 est vue comme un tournant crucial pour le déploiement des énergies renouvelables en Algérie, marquée par la mise en service des premières grandes centrales solaires photovoltaïques [20].

Les principaux projets en cours ou récemment achevés sont :

1. Projet "2000 MW" :

- 14 centrales solaires photovoltaïques réparties sur 11 wilayas.
- Puissance unitaire variant entre 80 et 220 MW.
- Lancé en janvier 2024, devrait être achevé au premier semestre 2025 [18, 19].

2. Projet "Solar 1000 MW" :

- 5 centrales solaires de 50 à 300 MW chacune.

- Réparties sur 5 wilayas : Béchar, Ouargla, El Oued, Touggourt et Laghouat [19, 20].

3. Centrale solaire de M'Ghir :

- Capacité de 200 MW.
- Environ 350 000 panneaux solaires sur 4 km².
- Mise en service en mars 2025 [18].

4. Centrale hybride solaire-gaz de Hassi R'Mel :

- Capacité totale de 150 MW (130 MW gaz + 30 MW solaire).
- Première du genre au monde [18].

5. Projet solaire de Bir Rebaa :

- Partenariat entre Sonatrach et Eni.
- Laboratoire spécialisé en énergie solaire "Solar Lab".
- Centrale solaire photovoltaïque de 10 MW [18].

6. Projets de valorisation des déchets :

- Production de biogaz à partir des centres d'enfouissement techniques.
- Premier projet à la décharge d'Oued Semar (Alger) avec 637 kW de capacité [21].

Ces projets s'inscrivent dans l'objectif de l'Algérie d'atteindre une capacité installée d'environ 4 GW d'énergies renouvelables d'ici début 2025, et 15 GW d'ici 2035 [18, 21].

1.13 Conclusion

Ce chapitre a été consacré à la présentation des composants constitutifs d'un système photovoltaïque, ainsi que les caractéristiques électriques I-V et P-V des cellules PV qui permettent de comprendre le principe de fonctionnement du système photovoltaïque. Cependant, ces systèmes sont sujets aux plusieurs défauts qui seront détaillés dans le chapitre suivant.

Chapitre 2

Méthodes de diagnostic de défauts d'un système photovoltaïque

2.1 Introduction

Un système photovoltaïque peut rencontrer divers modes de défaillances au cours de fonctionnement conduisant une baisse de performance et affectant son l'efficacité et sa durée de vie. Donc, il est nécessaire de détecter et diagnostiquer ces défauts afin d'assurer le bon fonctionnement du système. Le présent chapitre présente un état de l'art sur les modes de défaillances affectants les systèmes solaires suivi des différentes méthodes de diagnostic.

2.2 Différents types de défauts

Comme tous les équipements, une installation photovoltaïque peut être soumise aux différents défauts classés selon leur origine et leur impact sur la production d'énergie.

Les types de défaillances les plus fréquentes de PV sont répertoriés en classes suivantes :

2.2.1 Défaillances des PV

Ces modes de défaillances regroupent :

2.2.1.1 *Dommages physiques*

a. Défaut de fissures (fracture ou microfissures)

Les fissures peuvent survenir à tout moment. Elles peuvent être causées pendant la fabrication, lors de l'emballage et le transport en raison de mauvaises manipulations et des vibrations et pendant l'installation ou par la grêle, ce qui réduit l'efficacité énergétique [22].



Figure 2.1: Défaut fissures

b. Défaut de délamination

Il traduit la perte d'adhérence entre le polymère encapsulant et les cellules ou entre les cellules et le verre avant. Ce type de dégradation est plus fréquent dans les climats chauds et humides, il favorise une pénétration de l'humidité dans le module et provoque différentes réactions chimiques à l'intérieur entraînant une corrosion interne [23].



Figure 2.2 : Défaut délamination

2.2.1.2 Problèmes de performance

a. Défaut points chauds

Le défaut de point chaud dans les cellules photovoltaïques se produit lorsqu'une partie de la cellule devient plus chaude que le reste. Cela peut être causé par des variations dans la résistance de la cellule, des irrégularités dans la distribution de la lumière, des défauts de fabrication ou d'autres facteurs.

Ce défaut peut endommager la cellule, réduire la puissance de sortie du panneau solaire et même causer des risques d'incendie [23].



Figure 2.3 : Défaut point chaud

b. Ombrage

L'ombrage photovoltaïque peut se produire en raison d'obstacle (arbres, bâtiments, etc.). Il existe deux types de l'ombrage : l'ombrage total qui touche toutes les cellules et l'ombrage partiel qui n'affecte que certaines cellules [22].



Figure 2.4 : Défaut ombrage

c. Salissures

La présence de poussière, de débris végétaux et de fientes d'oiseaux sur les installations peut provoquer une perte de rendement estimée entre 15 % et 30 %, selon le degré d'accumulation et la fréquence d'entretien [42].

2.2.2 Défaillances électriques

Ces modes sont à caractère électrique et dépendent de l'état des composants et du système de stockage.

2.2.2.1 Composants du système

a. Défaut de circuit ouvert

Un défaut de circuit ouvert se produit lorsqu'il y a une interruption dans le circuit électrique d'un panneau solaire. Cela empêche la circulation de courant dans le circuit, ce qui entraîne une incapacité à générer de l'électricité. Ce problème peut causer par des connexions lâches, des câbles endommagés ou des cellules photovoltaïques défectueuses. Il est essentiel d'identifier et de réparer rapidement ce défaut afin de restaurer le bon fonctionnement du système photovoltaïque [23].

b. Défaut de court-circuit

Un défaut de court-circuit se produit lorsqu'il y a un contact direct entre les parties conductrices d'un circuit électrique d'un panneau solaire photovoltaïque créant une boucle de courant sans résistance. Cela provoque une forte augmentation du courant électrique. Les défauts de court-circuit peuvent être causés par des connexions défectueuses, des câbles endommagés, des cellules photovoltaïques endommagées ou d'autres éléments défectueux du système. Ils présentent des risques, notamment le surchauffe, des dommages au matériel et de sécurité [23].

c. Défaut de la diode by-pass et de diode anti-retour

La diode de by-pass est une solution pour protéger les cellules en cas d'ombrage partiel. Elle est généralement placée en parallèle avec une branche de dix-huit cellules. Cette diode peut présenter plusieurs défauts comme défauts de fabrication. Dans un panneau photovoltaïque, on peut trouver une diode déconnectée, une diode se comportant comme une impédance quelconque, une diode court-circuitée et une diode inversée. De la même manière que pour la diode de by-pass, la diode anti retour est exposée aux mêmes types de défauts envisagés pour la diode anti-retour : court-circuit, impédance quelconque, circuit ouvert et diode inversée... [22].

d. Défaut d'augmentation de la résistance R_s

L'augmentation de la résistance série est due généralement à la corrosion des connexions entre les cellules PV, un mauvais serrage de vis de connexion, la corrosion de point de soudure entre cellules, etc. En fonctionnement normal, cette résistance est presque nulle. La valeur de cette résistance peut être augmentée dans plusieurs cas anormaux [22].

e. Défaut de diminution de la résistance R_p

La mauvaise conception des cellules solaires résulte des pertes d'énergie importantes due à la présence d'une résistance shunt R_p . Elle représente un courant de fuite entre la grille supérieure et le contact arrière « bornes opposées d'une photopile ». Elle est bien plus élevée à la résistance série R_s .

La résistance parallèle représente également les pertes à travers la jonction, autour des bords de la cellule et dans les zones interne, en présence des défauts du cristal et des impuretés étrangères dans la région de la jonction. Ainsi, on peut dire que R_p est liée au processus de fabrication.

Son influence est notable pour les faibles tensions, lorsque la cellule fonctionne en mode générateur à courant constant.

Une résistance série trop faible affectera la tension de circuit ouvert de la photopile, tandis qu'une photopile dont la résistance shunt trop faible ne produira plus de tension sous faible éclairement [22].

f. Onduleur défectueux

Les pannes d'onduleur peuvent affecter négativement l'efficacité du système solaire. Elles sont responsables de 60% des pannes (erreurs de conversions AC/DC, surchauffe). Une maintenance et surveillance régulière garantissent une détection précoce de défaillances [42].

2.2.2.2 Système de stockage

Les défaillances des systèmes de stockage d'énergie sont fortement influencées par l'état de santé des batteries utilisées. Plusieurs facteurs peuvent entraîner une dégradation progressive ou soudaine des performances, compromettant la fiabilité et l'efficacité du système. Parmi les causes les plus courantes figurent les problèmes de charge et de surcharge, qui surviennent lorsque la batterie est soumise à des cycles de charge-décharge inappropriés ou mal contrôlés.

a. Batteries dégradées

Les pannes les plus courantes concernent une perte progressive de la capacité de charge, généralement après 5 à 10 ans, en particulier en l'absence d'un entretien régulier [43].

b. Problème de surcharge et décharge

Ces situations nuisent considérablement à la durée de vie des batteries. Elles peuvent toutefois être évitées grâce à l'utilisation de systèmes de contrôle et de gestion adaptés (régulateurs de charge, BMS, etc.) [43].

2.2.3 Défaillances environnementales

Les défaillances environnementales désignent les pannes ou dysfonctionnements induits par des facteurs extérieurs liés aux conditions ambiantes dans lesquelles le système fonctionne. Dans le cas des installations photovoltaïques et des systèmes de stockage, ces défaillances peuvent

résulter de températures extrêmes, d'humidité élevée, de poussières, de rayonnements UV, ou encore de phénomènes météorologiques violents (vent fort, grêle, pluie acide, etc.).

a. Défaut de corrosion

La corrosion est l'un des modes de dégradation des modules photovoltaïques. Elle affecte les connexions métalliques des cellules provoquant une augmentation des courants de fuite et ainsi une perte de performance. L'humidité est la cause principale de ce problème, elle pénètre dans le module photovoltaïque à travers les bords stratifiés. Ce mode de dégradation dégrade aussi l'adhérence entre les cellules et le cadre métallique [23].

2.2.4 Défauts esthétiques et structurels

a. Défaut de décoloration ou "Snail trails"

Ce processus de dégradation des modules photovoltaïques se manifeste par un changement de couleur du matériau utilisé pour l'encapsulation, qui est généralement de l'éthylène-acétate de vinyle (EVA) ou un adhésif entre le verre et les cellules. Ce changement de couleur peut se traduire par un jaunissement ou un brunissement du matériau d'encapsulation [23].

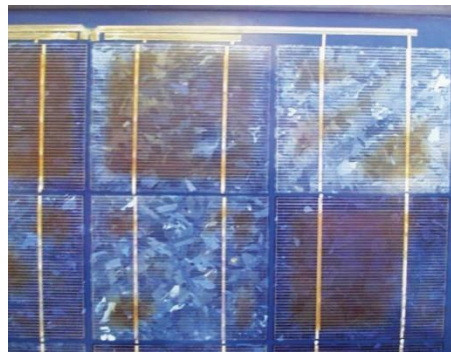


Figure 2.5 : Défaut décoloration

b. Défaut bulle d'air

Dans ce type de défaut, le manque d'adhérence de l'EVA (éthylène acétate de vinyle) affecte une petite zone, entraînant gonflement de la zone où l'adhésion a été perdue. Une bulle se forme à cause d'une réaction chimique libérant des gaz. Lorsqu'elle se produit dans le côté arrière du module photovoltaïque, un gonflement apparaît encapsulant le polymère ou le couvercle arrière. La présence d'une bulle rend la dissipation de la chaleur des cellules plus difficile, et par conséquent réduit le refroidissement ce qui minimise la durée de vie des PV. Parfois, la bulle n'est pas visible et ne peut être détectée qu'avec des techniques infrarouges IR [22].

2.2.5 Défaillances d'installations et de conception

Différents types de problème peuvent affecter la performance des systèmes PV. Un mauvais positionnement, tel qu'une orientation ou une inclinaison non optimale peut entraîner une perte de production d'énergie pouvant atteindre jusqu'à 25%. En outre, une surcharge du système causée par des appareils consommant plus que la capacité des panneaux PV, peut entraîner l'arrêt du

système ou la détérioration des composants. Des connexions incorrectes, comme des branchements inversés ou incomplets présentent également des risques majeurs notamment celui d'incendie ou de court-circuit.

Ces problèmes soulignent l'importance d'une installation soignée et d'une surveillance régulière pour garantir l'efficacité et la sécurité du système [44].

2.3 Méthodes de diagnostic des défaillances

Les méthodes de diagnostic sont très variées et sont classées en deux catégories : méthodes non électriques et méthodes électriques.

2.3.1 Méthodes non électriques

Les approches de diagnostic non électriques utilisées pour la détection et l'identification des défauts dans les systèmes photovoltaïques se distinguent par les outils et techniques qu'elles mobilisent, tels que l'imagerie thermique, la photoluminescence, ou encore l'électroluminescence, permettant une analyse sans contact des modules. Ces outils, souvent utilisés en complémentarité, offrent une analyse rapide, fiable et non invasive, essentielle pour la maintenance préventive et le contrôle qualité des installations photovoltaïques, qu'elles soient en phase de production, de déploiement ou d'exploitation.

2.3.1.1 Imagerie numérique infrarouge thermique

L'imagerie thermique infrarouge numérique est une méthode de diagnostic utilisée pour les modules photovoltaïques (PV). Elle permet d'identifier les variations de température à la surface des panneaux solaires grâce à des caméras thermique. Cette méthode permet de détecter les points chauds, les zones d'ombrage, les cellules défectueuses ou endommagées, ainsi que les connexions électriques défectueuses. En capturant les images thermiques des modules PV, cette méthode offre une évaluation rapide et non destructive de l'état de fonctionnement des panneaux solaires. Elle est largement utilisée dans l'industrie photovoltaïque pour la détection précoce des problèmes et la maintenance proactive des installations solaires [23].



Figure 2.6 : Méthode de l'imagerie numérique infrarouge thermique

2.3.1.2 Méthode de photoluminescence (PL)

La photoluminescence (PL) est une technique optique utilisée pour le diagnostic des défauts dans les cellules photovoltaïques, utilisée pour identifier divers défauts internes tels que les impuretés, les microfissures, les inclusions, ou encore les zones mortes dans les cellules solaires, qui peuvent réduire l'efficacité de conversion énergétique [45, 46].

Elle consiste à exciter les électrons dans le matériau des cellules à l'aide d'une source lumineuse spécifique, puis à mesurer la lumière réémise par ces électrons lorsqu'ils retournent à leur état fondamental. Cette technique est appliquée pour le contrôle de qualité des cellules photovoltaïques en production industrielle, le diagnostic des PV en service (pour identifier les dégradations liées à l'usage ou à des dommages mécaniques) et comme outil d'aide à l'optimisation des processus de fabrication en détectant précocement les défauts [47].

Cette méthode est complémentaire à l'électroluminescence (EL) et à la thermographie infrarouge (IRT), offrant une analyse plus complète des panneaux photovoltaïques [45].

2.3.1.3 Méthode d'électroluminescence (EL)

L'électroluminescence (EL) est une technologie clé dans le domaine photovoltaïque pour localiser les défauts internes affectant la performance des cellules solaires. C'est un phénomène optoélectronique dont le principe est basé sur l'application d'un courant électrique à la cellule, celle-ci émet une lumière caractéristique qui est analysée pour identifier ces défauts invisibles à l'œil nu.

L'électroluminescence est notamment utilisée en production industrielle pour le contrôle qualité ainsi que pour le diagnostic des installations en service, contribuant à améliorer la performance et la fiabilité des centrales solaires [48-50].

2.3.1.4 Méthode de réflectométrie

La réflectométrie fonctionne sur le même principe que celui d'un radar : une impulsion ou un signal est transmis dans le champ PV à analyser. Toute discontinuité telle qu'une fissure, défaut, court-circuit, circuit ouvert se comporte comme un obstacle et provoque une réflexion du signal. En analysant les échos renvoyés, on peut déterminer le retard et l'amplitude de ces derniers pour localiser, caractériser et éventuellement la prédire les défauts.

Cependant, la détection précoce de défauts d'un champ PV nécessite un traitement de données puissant avec un échantillonnage très rapide, ce qui rend le système de diagnostic complexe et coûteux [23].

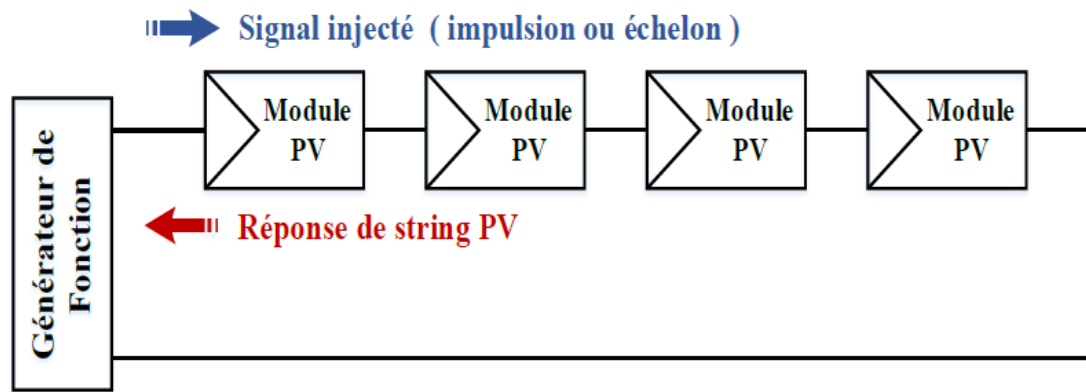


Figure 2.7 : Principe de la réflectométrie

2.3.1.5 Méthode à base de l'IoT

Un système IoT (Internet des Objets) est une infrastructure permettant l'interconnexion d'objets physiques ou virtuels via des technologies de communication, afin de collecter, traiter et échanger des données en temps réel. Il repose sur quatre éléments principaux : la couche de perception, qui comprend des capteurs et des actionneurs pour collecter les données de l'environnement et les convertir en signaux numériques [24]; la couche réseau, assurant la connectivité et la transmission des données entre les objets et le cloud, à travers des technologies telles que le Wi-Fi, le Bluetooth ou les réseaux cellulaires [25]; la couche de traitement des données, qui analyse et traite les données dans le cloud pour prendre des décisions automatisées ou alerter les utilisateurs en cas de besoin [25]; et enfin, l'interface utilisateur, permettant aux utilisateurs d'interagir avec le système, de visualiser les données et de contrôler les objets connectés [25]. Ces systèmes IoT se distinguent par leur capacité à collecter des données en temps réel, à assurer une surveillance à distance et à effectuer des traitements directement sur le terrain (Edge computing) [26]. Ils sont utilisés dans de nombreux secteurs, comme la domotique, l'industrie, la santé et les transports.

Dans le domaine de la production d'énergie, les systèmes IoT peuvent prévoir et éviter les pannes des panneaux solaires de plusieurs façons :

- **Analyse prédictive** : En analysant les données historiques et en identifiant des modèles, les systèmes IoT peuvent prédire les problèmes ou pannes potentiels des panneaux solaires avant qu'ils ne surviennent [27].
- **Surveillance en temps réel** : Des capteurs intégrés dans chaque panneau solaire collectent en permanence des données sur des paramètres tels que la tension, le courant, la température et l'irradiation. Ces données sont transmises à une plateforme cloud pour une analyse en temps réel [27] [30].

- **Détection précoce des anomalies** : Les algorithmes d'analyse avancés examinent les données en temps réel pour identifier rapidement les tendances anormales ou les problèmes potentiels, permettant une intervention rapide [27].
- **Maintenance prédictive** : En se basant sur l'analyse des données, le système peut recommander une maintenance proactive, minimisant ainsi les temps d'arrêt et maximisant la production d'énergie [27].
- **Surveillance granulaire** : L'IoT permet de suivre les performances de chaque panneau individuellement, facilitant la détection rapide des panneaux sous-performant ou défectueux [27] [28].
- **Alertes automatisées** : Le système peut envoyer des alertes aux opérateurs lorsque la puissance tombe en dessous d'un certain seuil, permettant une intervention rapide [29].

En utilisant ces méthodes, les systèmes IoT permettent une gestion plus efficace et proactive de l'énergie solaire, réduisant considérablement le risque de pannes imprévues et optimisant les performances globales du système.

2.3.2 Méthodes électriques

Contrairement aux méthodes non électriques, ces méthodes nécessitent des connexions au circuit pour mesurer les paramètres comme la tension, le courant ou la puissance, ces techniques permettent une évaluation avec contact direct des installations PV.

2.3.2.1 Analyse de puissance produite

L'analyse de la puissance produite est une méthode largement utilisée pour évaluer les performances des systèmes photovoltaïques. Elle consiste à mesurer et analyser la puissance électrique générée par les panneaux solaires. Les données de courant et de tension sont collectées régulièrement, puis utilisées pour calculer la puissance instantanée. Cette approche permet de détecter des problèmes tels que des défauts de cellules, des ombrages partiels ou des pertes de performance [23].

2.3.2.2 Analyse de la caractéristique statique

Un champ photovoltaïque peut être décrit par sa courbe caractéristique courant- tension (caractéristique I-V). Toute modification de cette courbe peut indiquer un changement dans le champ PV, ce changement peut résulter d'une variation des conditions de fonctionnement (ensoleillement et température) ou de l'apparition de défauts dans le champ [31].

2.3.2.3 Analyse du point de fonctionnement

Outre la comparaison de la puissance ou de l'énergie produite actuelle et celle attendue, la comparaison du point de la puissance maximale actuel (courant et tension correspondant à la puissance maximale) et celui attendu peut apporter plus d'information sur l'état du système PV.

La comparaison relationnelle entre ces courants et entre ces tensions donne deux couples de valeur binaire (0 ou 1). Suivant la combinaison de ces deux couples, la nature des problèmes du champ PV peut être identifiée. Les quatre familles de problèmes sont les suivantes [32] :

- Modules défectueux dans un string.
- String défectueux.
- Famille de défauts non discriminables : ombrage, erreur de MPPT, vieillissement.
- Fausses alarmes.

2.3.3 Techniques d'intelligence artificielle

Les méthodes de l'intelligence artificielle ont été conçues pour reproduire le raisonnement humain dans la prise de décision. Leur but est de simplifier et de faciliter la tâche du diagnostic. Au cours de la dernière décennie, les techniques de l'IA ont prouvé leur capacité de modélisation, de contrôle, de prédiction et de prévision dans les installations photovoltaïques.

2.3.3.1 Réseaux de neurones

Les réseaux de neurones artificiels (Artificial Neural Network : ANN) sont inspirés de la structure biologique des réseaux neuronaux des êtres vivants. Ils sont des modèles informatiques conçus pour imiter le fonctionnement du cerveau humain. Il s'agit d'un sous-ensemble d'algorithmes d'apprentissage automatique conçus pour reconnaître des modèles, faire des prédictions et effectuer diverses tâches liées à l'analyse des données. Un réseau neuronal artificiel (RNA) est composé de plusieurs couches de neurones interconnectées : une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées et une couche de sortie. Chaque neurone est associé à des poids et à une fonction d'activation qui déterminent sa contribution à la sortie du réseau. Le processus d'apprentissage dans les réseaux neuronaux artificiels implique souvent une rétropropagation, où le modèle ajuste les poids de connexion sur la base des erreurs entre ses prédictions et les étiquettes réelles dans les données d'apprentissage. La principale caractéristique de l'ANN est sa capacité à résoudre des problèmes complexes et non formulés grâce à l'optimisation des poids du réseau entre les neurones interconnectés où l'information est activée [35].

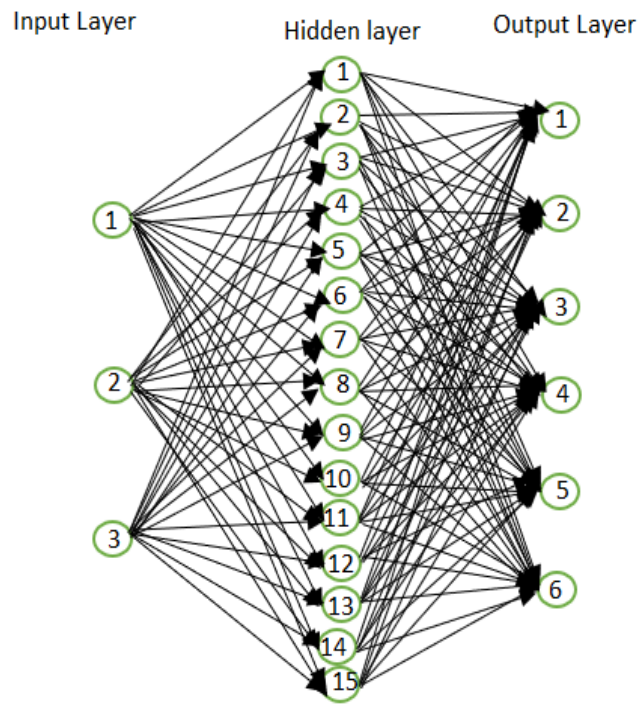


Figure 2.8 : Architecture d'un réseau de neurone

2.3.3.2 Machine Learning

Machine Learning (Apprentissage Automatique en Français) est une application de l'IA qui utilise des modèles mathématiques de donnée pour aider l'ordinateur à apprendre sans instruction directe. Cela permet l'ordinateur de continuer l'apprentissage et d'améliorer seul, basé sur l'expérience. Il trouve plusieurs applications dans divers domaines, tels que la santé, l'énergie renouvelable, cybersécurité et la banque, etc. [33].

Il existe quatre types d'apprentissage : supervisé, non supervisé, semi-supervisé et par renforcement.

a. Apprentissage supervisé

Pour les réseaux à apprentissage supervisé, le réseau reçoit non seulement les données d'entrée, mais également les résultats attendus pour ces données. Le réseau doit ajuster ses poids afin de minimiser l'écart entre la réponse attendue et la sortie produite par le réseau. Cette procédure est répétée jusqu'à ce qu'un critère de performance soit satisfait de la façon suivante :

- Dans le cas d'une discordance entre la réponse obtenue par le réseau est la réponse désirée, le poids synaptique des neurones actifs doit être affaibli.
- Par contre, là où il y a correspondance, le processus consiste à augmenter le poids des neurones actifs. Par conséquent, un modèle neuronal à règle d'apprentissage supervisé passe par une procédure de calibration des paramètres libres pendant la phase d'apprentissage. Ensuite, les circuits mémorisés seront généralisés sur les entrées aléatoires pendant la phase de décision [34].

b. Apprentissage non supervisé

Dans les réseaux à apprentissage non supervisé, aucune information concernant la réponse attendue n'est fournie. Le réseau reçoit une information qui est traitée de façon autonome jusqu'à ce qu'il atteigne un état stable. Ce processus est appelé « auto-organisation ». Les algorithmes suivant ce principe d'apprentissage utilisent durant la phase d'entraînement, une base constituée d'un ensemble de stimuli comportant une certaine redondance. Ces algorithmes sont désignés par « clustering », qui fait référence à des processus de regroupement et séparation [34].

c. Apprentissage semi-supervisé

L'apprentissage semi-supervisé est une approche intermédiaire entre l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé. Dans ce type d'apprentissage, le modèle est formé sur un ensemble de données qui contient à la fois des exemples étiquetés et des exemples non étiquetés. L'objectif est d'utiliser à la fois les informations fournies par les exemples étiquetés et la structure sous-jacente des exemples non étiquetés pour améliorer les performances du modèle. Contrairement à l'apprentissage supervisé, qui utilise uniquement des exemples étiquetés pour former le modèle, et à l'apprentissage non supervisé, qui utilise des données non étiquetées sans référence à des étiquettes, l'apprentissage semi-supervisé combine les deux approches. Cela peut être particulièrement utile lorsque l'acquisition d'étiquettes pour l'ensemble des données est coûteuse ou impraticable [35].

d. Apprentissage par renforcement

L'apprentissage renforcé est une méthode proche de l'apprentissage supervisé sauf qu'au lieu de présenter des résultats attendus au réseau, il reçoit un score qui évalue la performance du réseau après plusieurs itérations.

L'objectif de l'apprentissage est d'améliorer l'entraînement du réseau afin qu'il puisse réduire la différence entre ses sorties réelles et les sorties attendues. Il s'agit donc de minimiser l'erreur du réseau. L'une des approches d'apprentissage les plus utilisées est celle de la rétropropagation du gradient de l'erreur qui consiste à diffuser l'erreur générée par le RNA en son sein mais dans le sens contraire de la propagation de ses activations [36].

2.3.3.3 Les algorithmes génétiques

L'algorithme génétique est une méthode inspirée de la génétique des populations. Il est principalement utilisé pour optimiser les résultats des diagnostics des défauts par différentes méthodes.

L'algorithme génétique (GA) peut optimiser les poids initiaux et les seuils du réseau neuronal, pour améliorer l'ajustement non linéaire. Un algorithme génétique fournit un moyen efficace pour résoudre le problème de randomisation des paramètres initiaux, aussi on fait appel à

ce type d'algorithme afin de sélectionner les meilleures caractéristiques et que le classificateur de réseau neuronal artificiel a appliqué pour le diagnostic des défauts [37].

2.3.3.4 Machine à vecteur de support

La SVM est une méthode relativement nouvelle de l'apprentissage computationnelle. Elle est basée sur la théorie statistique de l'apprentissage présenté par V-N. Vapnik. Cette technique peut séparer les données de l'espace en deux classes. Elle est appelée également séparateurs à vaste marge destinée à résoudre des problèmes de diagnostic des champs photovoltaïque.

En SVM, l'espace d'entrée d'origine est mappé dans un espace de grandes dimensions de produit scalaire, appelé espace d'apprentissage. Dans cet espace, l'hyperplan optimal est déterminé pour maximiser la capacité de généralisation du classifieur. Il est obtenu en exploitant la théorie d'optimisation, et le respect de l'éclairage fourni par la théorie de l'apprentissage statistique [38].

2.4 Techniques d'apprentissage automatique pour la détection des défaillances dans les systèmes solaires

L'identification des anomalies dans les systèmes PV est une opération complexe qui nécessite une analyse de divers paramètres comme des données électriques et environnementales. Parmi les méthodes d'apprentissage automatique disponibles, les réseaux de neurones et les machines à vecteur support se distinguent par leur capacité à représenter les relations non linéaires complexes entre les variables et à identifier avec précision les dysfonctionnements.

Ces techniques permettent non seulement d'identifier des anomalies, mais aussi de fournir des diagnostics fiables pour optimiser la maintenance et améliorer les performances des systèmes solaires.

Dans le cadre de la surveillance des défaillances des systèmes solaires, plusieurs approches ont été développées afin d'identifier les divers scénarios de défaillances. À titre d'illustration, nous citons les travaux suivants :

- Une étude réalisée par [23] a proposé une approche à base de réseaux de neurones pour le diagnostic des défauts d'un système solaire notamment les défauts liés à la résistance série, au nombre de cellules en série, ainsi que ceux causés par un ombrage partiel.
- Les auteurs de [22] ont également eu recours aux réseaux de neurones pour détecter des anomalies telles que l'augmentation de la résistance série, la diminution de la résistance shunt et l'augmentation de la température d'une cellule ou d'une diode by-pass.
- Dans [11], les réseaux de neurones sont employés pour identifier plusieurs scénarios de défaillance, telles que l'ombrage partiel affectant un quart ou la moitié des modules, ainsi que les défauts résistifs sur l'interconnexion entre les modules.

- L'étude [39] introduit une architecture à base de réseaux de neurones probabilistes (PNN) visant à détecter des défauts plus critiques, comme la déconnexion complète d'une chaîne photovoltaïque ou l'apparition de courts-circuits impliquant deux, quatre ou six modules dans une même chaîne.
- Enfin, une méthode basée sur les machines à vecteurs de support (SVM) est utilisée dans [5] pour identifier des défauts spécifiques, notamment l'augmentation de la résistance série et les effets d'un ombrage partiel.

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre les différents défauts et les différentes méthodes de diagnostic ont été présenté. Dans le chapitre suivant, une technique intelligente de diagnostic sera proposée pour détecter une classe de défauts qui peuvent affecter un système photovoltaïque.

Chapitre 3

Détection et identification des défaillances

3.1 Introduction

Ce chapitre se concentre sur la mise en œuvre pratique de la méthode proposée. Un panneau photovoltaïque sera simulé en conditions normales et modes dégradées afin de générer un jeu de données représentatifs des différents états du système. La conception, l'entraînement et la validation d'un RNA sont réalisés sous l'environnement Matlab/Simulink, dont l'objectif est d'identifier une classe de défauts.

Il se décompose en deux parties. La première partie aborde la modélisation d'un panneau solaire, en reproduisant son fonctionnement dans diverses conditions, y compris en cas de dysfonctionnements. La deuxième partie traite de la création du modèle de prise de décision basé sur l'intelligence artificielle, spécifiquement un réseau de neurones artificiels (RNA).

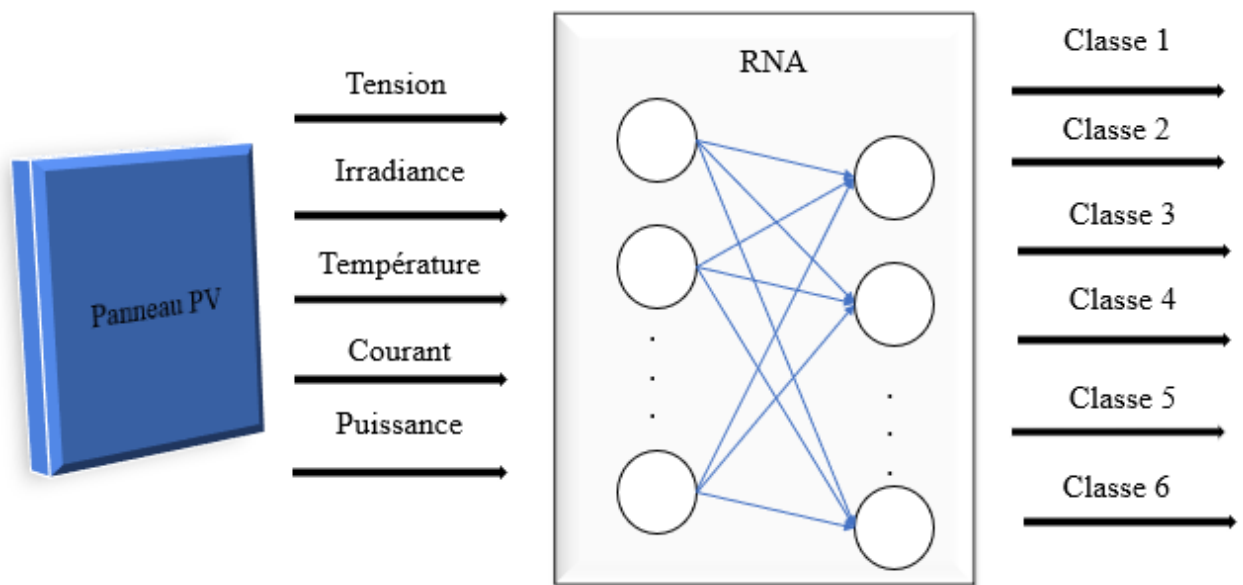


Figure 3.1 : Modèle de classification des défauts

3.2 Modélisation d'un panneau photovoltaïque

La modélisation d'un panneau PV est une représentation fidèle traduisant son comportement dans des conditions normales et en présence de défauts. Le modèle considéré est un modèle électrique à une diode paramétré par les caractéristiques présentées dans le **tableau (3.1)** :

Tableau 3.1 : Paramètres électriques d'un panneau

Caractéristiques	Spécifications
Nombre de cellules (N_s)	54
Puissance maximale (P_{max})	200 W
Tension à P_{max}	26.4 V
Courant à P_{max}	7.58 A
Courant de court-circuit (I_{sc})	8.21 A
Tension de circuit ouvert (V_{oc})	32.9 V
Résistance shunt (R_{sh})	415.405 Ω
Résistance série (R_s)	0.221 Ω

3.2.1 Modèle mathématique

Les grandeurs physiques d'un panneau photovoltaïque (PV) sont représentées par des relations mathématiques. Le modèle PV à simuler est défini par les équations suivantes :

$$I_{ph} = [I_{sc} + k_i \cdot (T - 298)] \cdot \frac{G}{1000} \quad (3.1)$$

$$I_0 = I_{rs} \cdot \left(\frac{T}{T_n}\right)^3 \cdot \exp\left[\frac{q \cdot E_{g0} \cdot (1/T_n - 1/T)}{a \cdot K}\right] \quad (3.2)$$

$$I_{rs} = \frac{I_{sc}}{e^{\left(\frac{q \cdot V_{oc}}{a \cdot N_s \cdot K \cdot T}\right)} - 1} \quad (3.3)$$

$$I_{sh} = \frac{V + I \cdot R_s}{R_{sh}} \quad (3.4)$$

$$I = I_{ph} - I_0 \cdot \left[\exp\left(\frac{q \cdot (V + I \cdot R_s)}{a \cdot K \cdot N_s \cdot T}\right) - 1 \right] - I_{sh} \quad (3.5)$$

Où :

I_{ph} : Photo-courant généré (A).

I_{sc} : Courant de court-circuit (A).

I_0 : Courant de saturation de la cellule.

I_{rs} : Courant de saturation inverse.

I_{sh} : Courant de résistance parallèle (shunt).

V_{oc} : Tension circuit-ouvert.

I : Courant de sortie (A).

V : Tension de sortie (V).

R_s et R_{sh} : sont respectivement les résistances série et parallèle (shunt) en ohm (Ω).

a : Facteur d'idéalité de la diode.

q : Charge de l'électron 1.602×10^{-19} (C).

k : Constante de Boltzmann 1.380×10^{-23} (J/K).

k_i : Courant court-circuit d'une cellule à 25°C et 1000W/m².

T : Température en Kelvin (K).

T_n : Température nominale.

G : Irradiance solaire W/m².

E_{g0} : Energie de l'écart de bande du semiconducteur.

N_s : Nombre de cellules en série.

3.2.2 Simulation sous Simulink

Dans cette section, nous présentons en détail la simulation du modèle photovoltaïque (PV) ; chaque équation sera mise en œuvre à l'aide de blocs spécifiques.

- Photo-courant

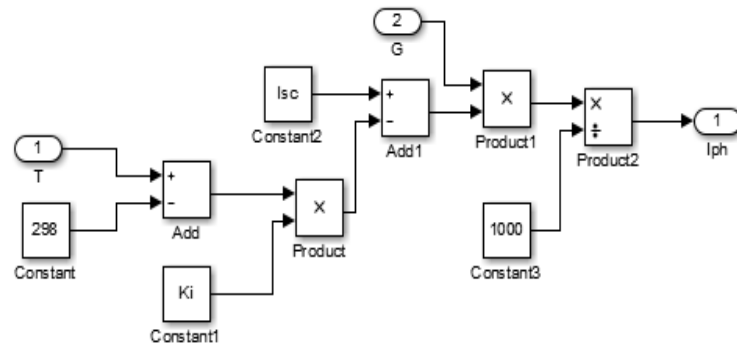


Figure 3.2 : Modèle de calcul du photo-courant

- Courant de saturation

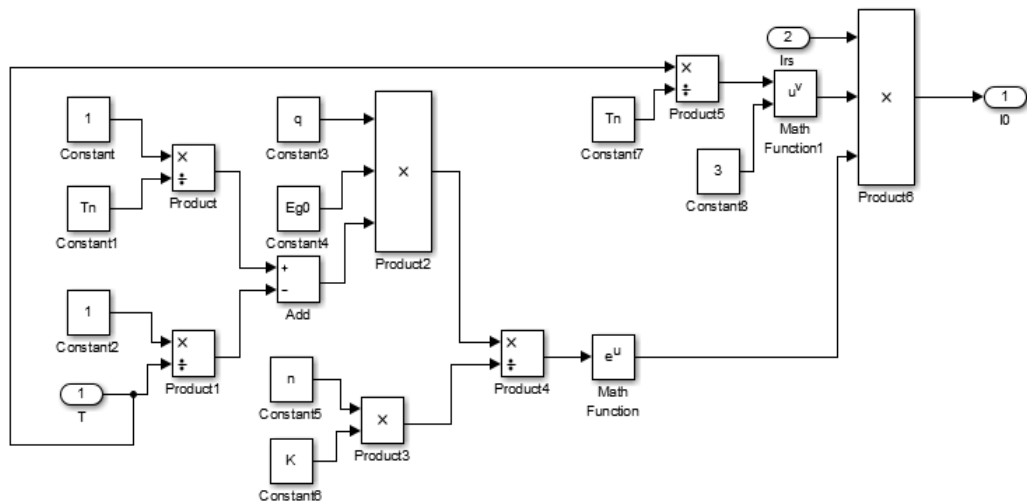


Figure 3.3 : Modèle de calcul de courant de saturation

- Courant de saturation inverse

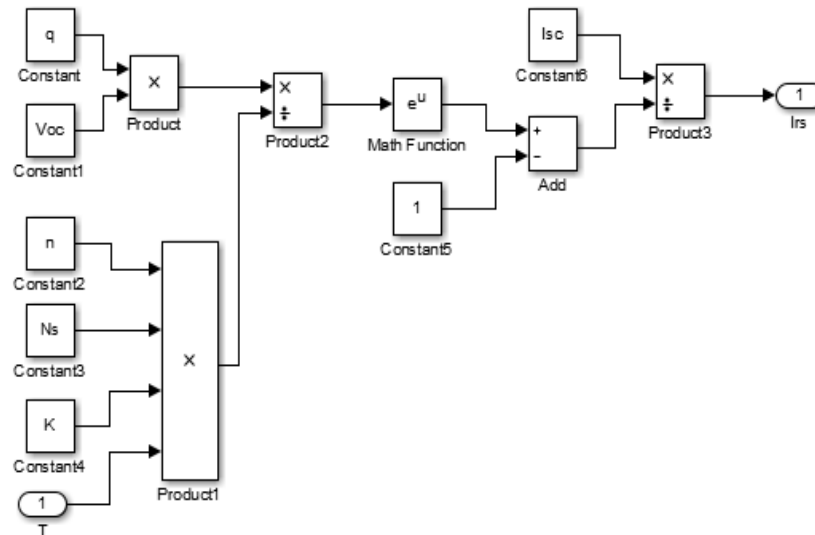


Figure 3.4 : Modèle de calcul du courant de saturation inverse

- Courant de résistance shunt

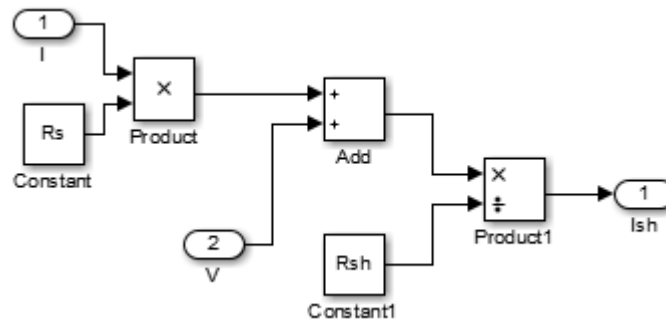


Figure 3.5 : Modèle de calcul du courant de I_{sh}

- Courant PV

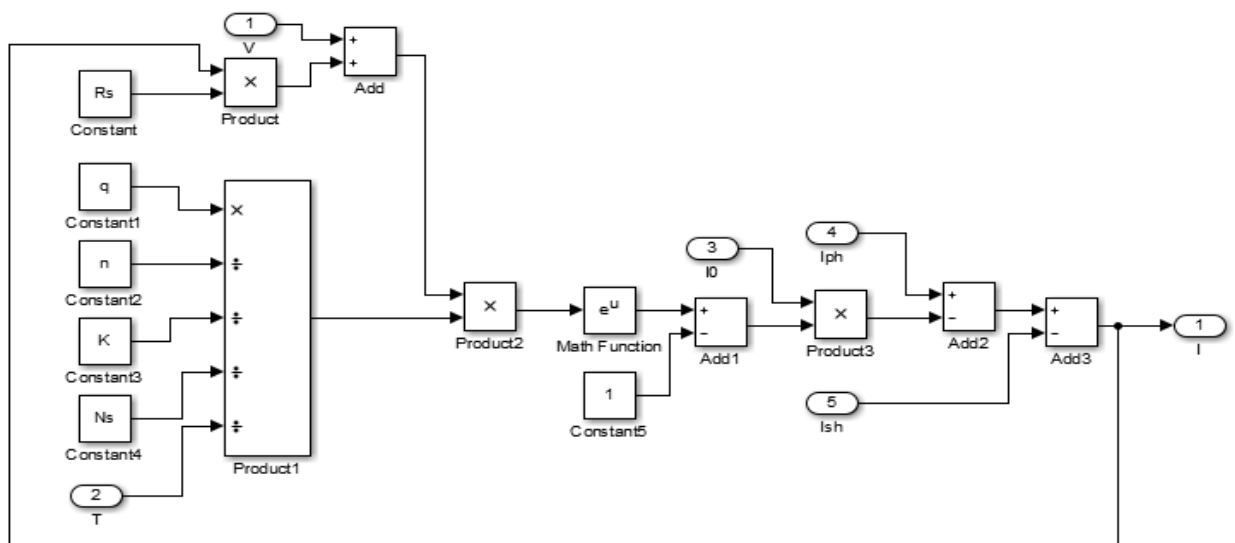


Figure 3.6 : Modèle de calcul du courant de sortie du PV

L'ensemble de ces sous-systèmes sont interconnectés pour former un panneau solaire comportant deux entrées : température T et irradiance G et deux sorties : le courant I et la tension V .

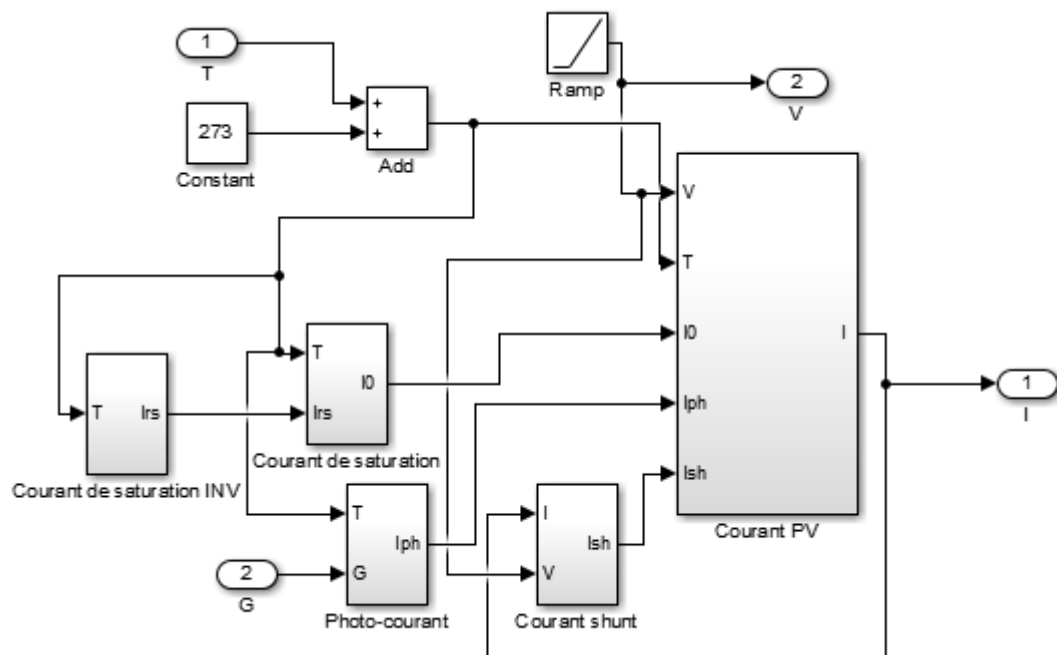


Figure 3.7 : Interconnexion des cinq modèles

Le modèle du panneau obtenu est simulé sous les conditions standards : $T=25^{\circ}\text{C}$ et $G=1000\text{W/m}^2$.

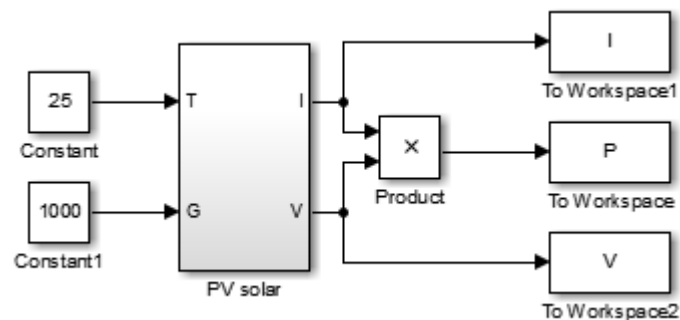


Figure 3.8 : Panneau solaire

À partir des paramètres électriques du **tableau 3.1**, la **figure 3.9** illustre les caractéristiques électriques du panneau photovoltaïque en fonctionnement normal et en absence de perturbation. Ces courbes montrent l'évolution du courant et de la puissance en fonction de la tension. La puissance augmente avec la tension jusqu'à une valeur maximale ($P_{\text{max}} = 200\text{ W}$).

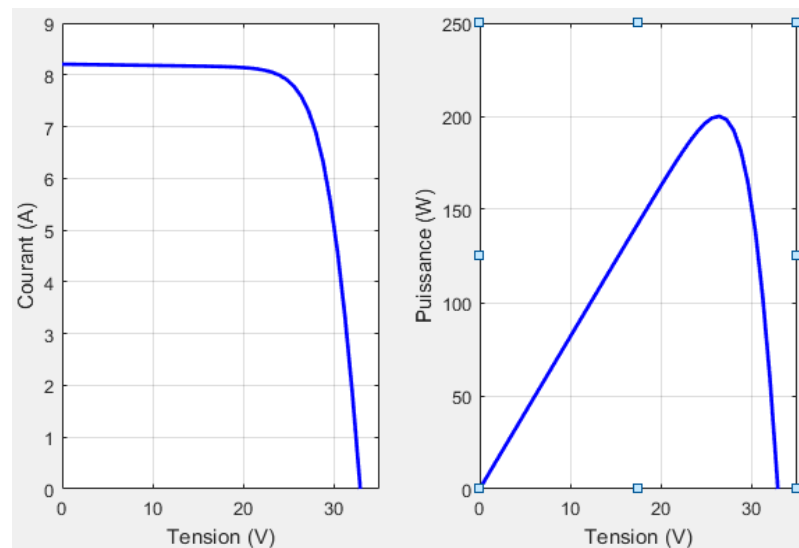


Figure 3.9 : Caractéristiques électriques d'un panneau solaire

3.3 Simulation des défauts dans panneau photovoltaïque

Une grande variété de défauts capable d'affecter les performances d'un panneau PV. Dans cette étude, une classe des modes de défaillances a été prise en compte. Les résultats de simulation correspondants sont présentés dans les figures ci-dessous où l'impact de chaque mode sur le comportement du panneau photovoltaïque est analysé.

- **Défaut de température élevée**

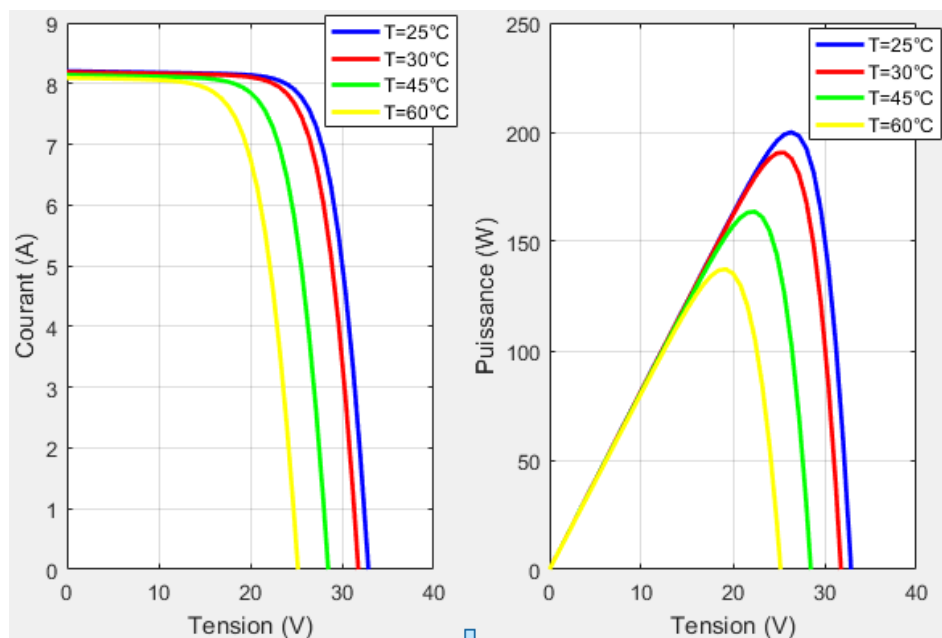


Figure 3.10 : Caractéristiques I-V et P-V de défaut température élevée

Il est observé qu'une augmentation de la température provoque une réduction de la tension et une légère diminution du courant entraînant ainsi une baisse de la puissance maximale du panneau.

- **Défaut ombrage partiel**

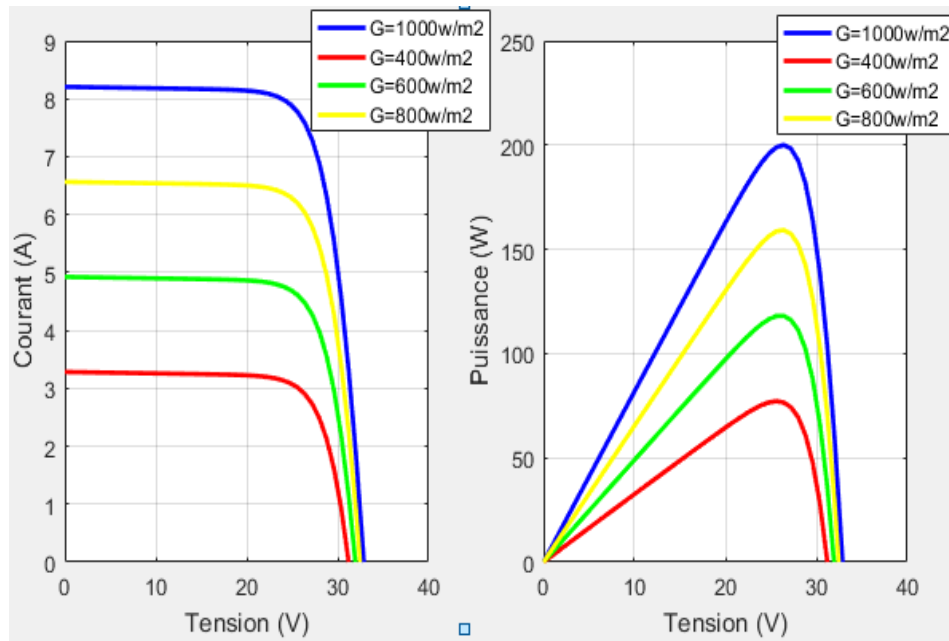


Figure 3.11 : Caractéristiques I-V et P-V de défaut ombrage

On constate clairement que l'ombrage partiel (20%, 40% et 60%) provoque une chute notable du courant tandis que la tension reste relativement stable. Cette variation a un impact direct sur la puissance maximale produite par le panneau.

- **Défaut résistance série augmentée**

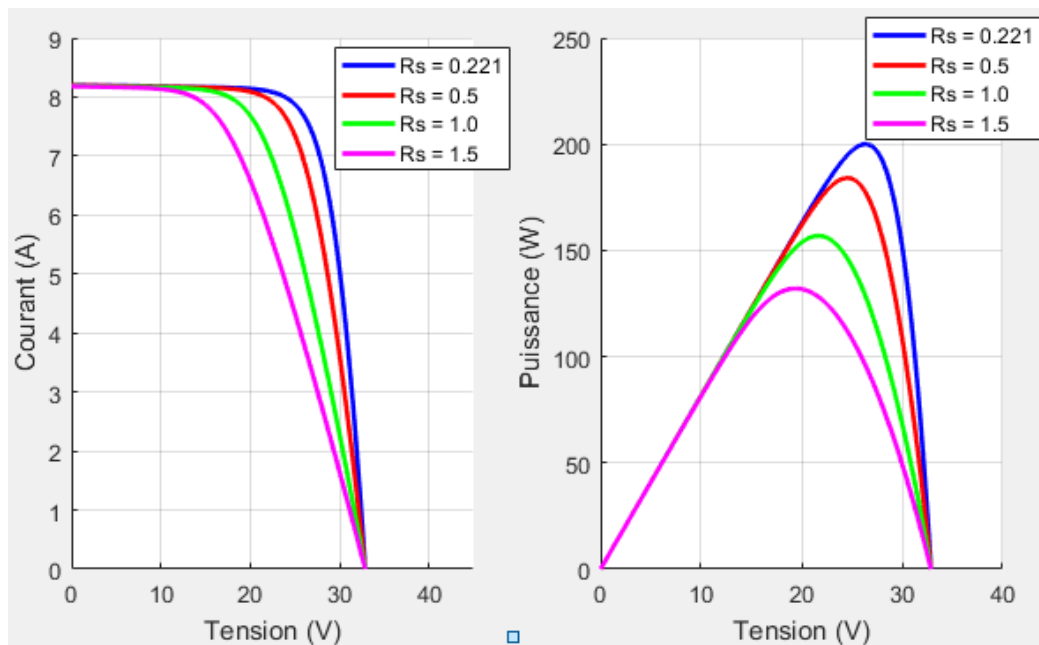


Figure 3.12 : Caractéristiques I-V et P-V de défaut résistance série augmentée

Lorsque la résistance série augmente, le courant chute rapidement avec l'augmentation de la tension, ce qui se manifeste par une pente plus faible sur la courbe I-V. Bien que la tension à vide (V_{oc}) reste quasiment constante, la puissance maximale en est significativement réduite.

- **Défaut résistance shunt diminuée**

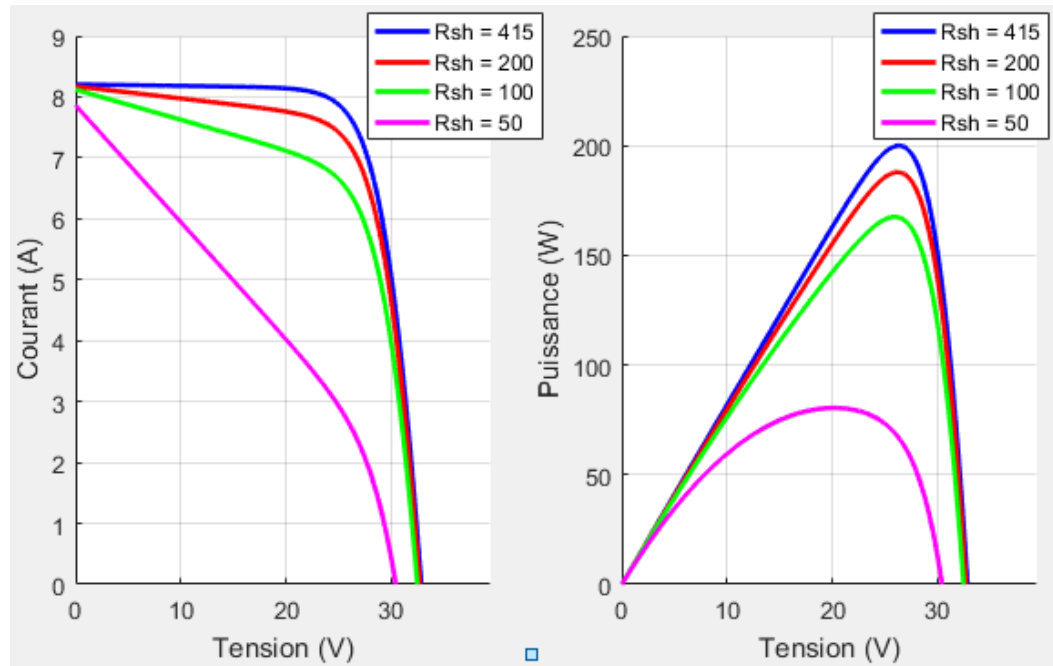


Figure 3.13 : Caractéristiques I-V et P-V de défaut résistance shunt diminuée

Lorsque la résistance parallèle diminue, une partie du courant s'écoule à travers les chemins de fuite internes au lieu de passer par la charge. Cela entraîne une légère réduction du courant de court-circuit (I_{sc}) et une baisse significative de la puissance maximale.

- **Défaut court-circuit**

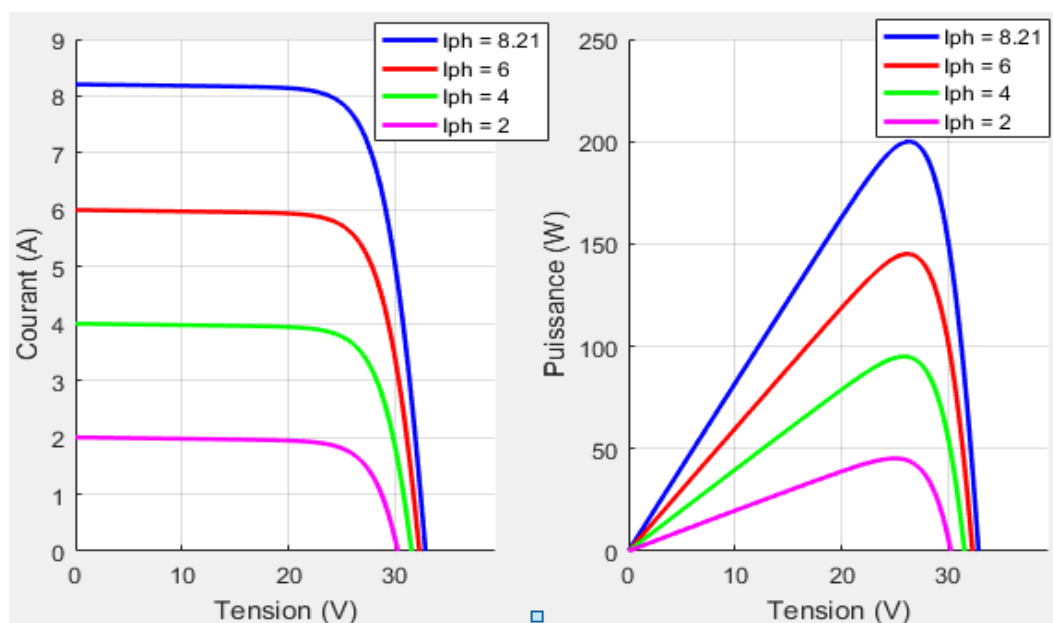


Figure 3.14 : Caractéristiques I-V et P-V de défaut court-circuit

D'après la courbe I-V, il est évident que le courant passe par une baisse significative, indiquant que le panneau ne peut plus produire la même intensité qu'en conditions normales. Cependant, la tension à vide (V_{oc}) reste presque constante avec une légère diminution. Cela apparaît sur la courbe P-V par une diminution de la puissance maximale.

3.4 Méthode proposée pour l'identification des défaillances

La méthode proposée repose sur un apprentissage supervisé à partir d'un jeu de données synthétique simulant les différents modes de fonctionnement du panneau solaire.

3.4.1 Génération de base de données

Six classes ont été simulées pour représenter à la fois le fonctionnement normal et les différents défauts :

- **Classe 1** : fonctionnement normal.
- **Classe 2** : ombrage partiel.
- **Classe 3** : température élevée.
- **Classe 4** : résistance série augmentée.
- **Classe 5** : résistance shunt diminuée.
- **Classe 6** : court-circuit.

Pour chaque classe, 100 échantillons ont été générés en faisant varier aléatoirement les paramètres d'entrée : tension (V), courant (I), puissance (P), irradiance (G) et température (T) autour de leur valeur nominale, auxquels s'ajoute une étiquette de classe correspondant au type de défaut comme sortie. Cela constitue un total de 600 échantillons organisés pour l'apprentissage du modèle d'identification basé sur les réseaux de neurones.

Ces données sont regroupées dans une table Matlab contenant également l'étiquette classe (1 à 6). Elles sont sauvegardées dans un fichier Excel avec l'extension CSV.

3.4.2 Préparation des données et entraînement du réseau de neurones

Les données ont été chargées dans Matlab, normalisées (0, 1), puis divisées aléatoirement en ensembles d'entraînement (60%), validation (20%) et test (20%). Le réseau de neurones utilisé est un réseau multi couches avec deux couches cachées de 25 et 15 neurones respectivement, entraîné avec la fonction Levenberg-Marquardt.

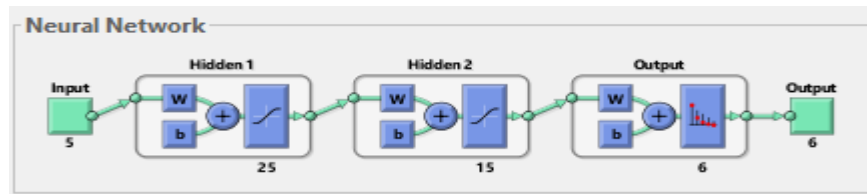


Figure 3.15 : Conception du réseau de neurones

3.5 Analyse et discussion des résultats

Les résultats de l'entraînement du réseau de neurones sont présentés dans cette partie, en commençant par la courbe de performance qui montre l'évolution de l'erreur, puis l'évaluation de la qualité de classification via les matrices de confusion et la précision.

- **Courbe de performance**

La courbe de performance obtenue lors l'entraînement du réseau montre les erreurs mesurées sur les ensembles d'entraînement, validation et test.

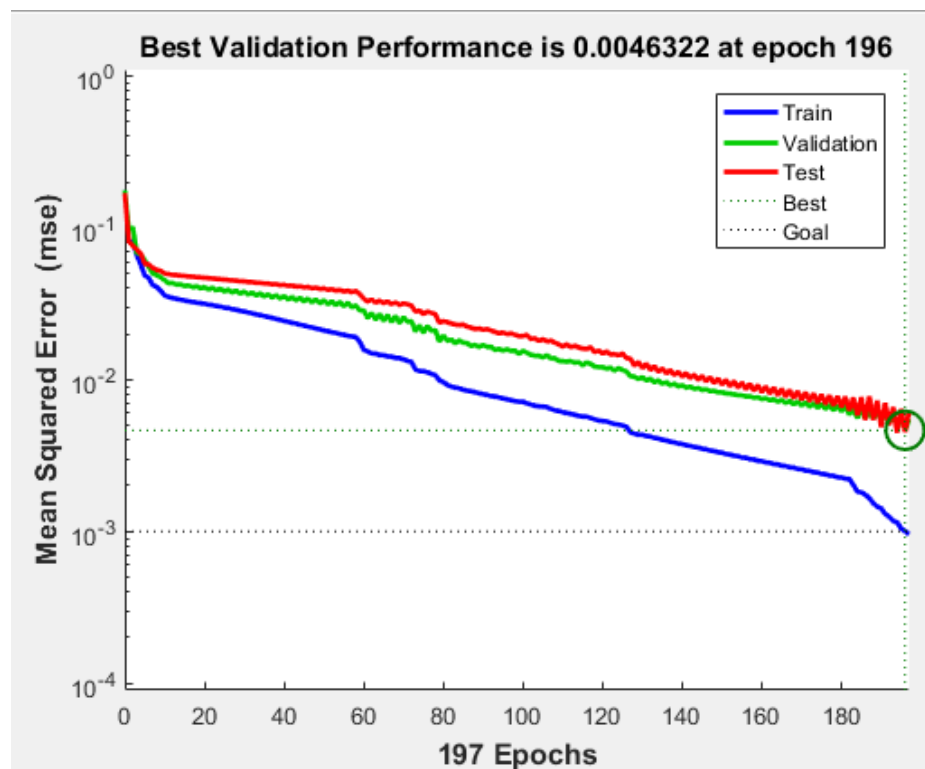


Figure 3.16 : Courbe de performance du RNA

On observe que l'erreur sur l'ensemble d'entraînement diminue rapidement dans les premières itérations, traduisant un apprentissage efficace des données. Par la suite, cette erreur continue de décroître de manière plus progressive, indiquant une stabilisation de l'apprentissage.

Les courbes correspondants aux ensembles de validation et test sont quasi identiques et demeurent proche tout au long de l'entraînement, indiquant une excellente capacité de généralisation sans signe apparent de surapprentissage.

- **Matrices de confusion**

La matrice de confusion obtenue sur l'ensemble d'apprentissage montre une bonne classification sans aucune erreur. Cela indique que le réseau a correctement appris les caractéristiques distinctives des différentes classes à partir des données d'entraînement.

Train Confusion Matrix								
Output Class	1	55 15.3%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	2	0 0.0%	65 18.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	3	0 0.0%	0 0.0%	61 16.9%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	62 17.2%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	5	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	56 15.6%	0 0.0%	100% 0.0%
	6	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	61 16.9%	100% 0.0%
		100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%
	1	2	3	4	5	6		
								Target Class

Figure 3.17 : Matrice de confusion d'entraînement

Le réseau de neurones a correctement classé tous les échantillons de chaque classe, ce qui se traduit par une matrice parfaitement diagonale : par exemple 55 échantillons sur 55 pour la classe 1, 65 sur 65 pour la classe 2, etc., ont été classés sans erreur. Tous les éléments hors diagonale sont nuls ce qui indique qu'aucun échantillon n'a été mal classé. Cette performance témoigne de la précision du modèle sur les données considérées.

Validation Confusion Matrix							
Output Class	1	2	3	4	5	6	
	18 15.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	0 0.0%	13 10.8%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	0 0.0%	0 0.0%	18 15.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	1 0.8%	0 0.0%	0 0.0%	17 14.2%	0 0.0%	0 0.0%	94.4% 5.6%
	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	31 25.8%	0 0.0%	100% 0.0%
	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	22 18.3%	100% 0.0%
Target Class							
	1	2	3	4	5	6	99.2% 0.8%

Figure 3.18 : Matrice de confusion de validation

La matrice de confusion montre une bonne capacité de généralisation du modèle. Elle est essentiellement diagonale, avec une seule erreur : un échantillon de la classe 1 a été incorrectement classé en classe 4. Toutes les autres prédictions sont correctes, ce qui témoigne d'une classification efficace pour les autres classes. Cette erreur pourrait s'expliquer par une similarité des caractéristiques électriques entre les deux classes.

Test Confusion Matrix							
Output Class	1	2	3	4	5	6	
	24 20.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	0 0.0%	22 18.3%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	0 0.0%	0 0.0%	21 17.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	2 1.7%	0 0.0%	0 0.0%	21 17.5%	0 0.0%	0 0.0%	91.3% 8.7%
	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	13 10.8%	0 0.0%	100% 0.0%
	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	17 14.2%	100% 0.0%
Target Class							
	1	2	3	4	5	6	98.3% 1.7%

Figure 3.19 : Matrice de confusion de test

La matrice de confusion obtenue sur l'ensemble de test atteste la robustesse du modèle. Deux échantillons de la classes 1 sont incorrectement classés en classe 4, tandis que les autres classes sont parfaitement identifiées. Cette légère confusion reste acceptable et reflète un bon compromis entre la complexité du modèle et sa capacité de généralisation.

Généralement la présence des zéros en dehors de la diagonale dans les trois matrices confirme la fiabilité du modèle. Les résultats sont cohérents avec les classes cibles et les rares erreurs observées concernent des cas présentant des caractéristiques électriques similaires.

Avec une précision obtenue de 98.33%, ces performances renforcent la conclusion selon laquelle le réseau est capable de généraliser efficacement et de détecter les différents modes de défauts simulés.

3.6 Conclusion

Ce chapitre a permis de valider l'efficacité de l'approche basée sur les réseaux de neurones artificiels pour la détection et l'identification des défaillances d'un panneau photovoltaïque. La modélisation détaillée du panneau, la génération du jeu de données ainsi que l'entraînement du modèle ont été menés avec succès démontrant la pertinence de cette méthode pour le diagnostic automatisé des modes de défaillances.

Conclusion générale

Ce mémoire se place dans le cadre de l'évolution des systèmes photovoltaïques, qui sont désormais un élément crucial de la transition énergétique. L'objectif principal était de fournir une solution intelligente visant à optimiser le diagnostic des modes de défaillances affectant les panneaux solaires. Cette approche permet de réduire les pertes de performance et de favoriser une maintenance plus efficace et réactive.

Dans un premier temps, le fonctionnement des systèmes solaire a été étudié, en abordant le principe des cellules photovoltaïques, les différentes architectures des systèmes PV, les composants de protection ainsi que leurs domaines d'application.

La suite du travail s'est concentrée sur l'analyse des modes de défaillances susceptibles d'affecter le fonctionnement d'un système solaire. Ces modes peuvent avoir des origines physique, électrique, environnemental ou structurel.

Un état de l'art des méthodes de diagnostic a permis de distinguer les approches traditionnelles de celles reposant sur l'intelligence artificielle, en particulier les techniques de Machine Learning.

L'étude menée dans ce mémoire s'est focalisée sur la simulation d'un modèle photovoltaïque soumis à différentes conditions dégradées, permettant ainsi de générer un jeu de données synthétiques représentatif de divers scénarios de modes de défaillance. Ces données ont ensuite été utilisées pour l'entraînement d'un réseau de neurones artificiels, dans le but d'identifier automatiquement les défauts. Le modèle a prouvé sa capacité à classer des divers modes à partir de mesures électriques.

Cette étude met en évidence l'intérêt des méthodes intelligentes pour le diagnostic des systèmes solaires, tout en ouvrant des perspectives pour des études plus approfondies.

Parmi les perspectives envisagées, on peut citer :

- L'intégration de données réelles,
- L'analyse de combinaisons de défauts complexes,
- Étendre cette étude pour un champ de PV
- L'exploration de techniques issues du *Deep Learning* pour améliorer encore la précision et la robustesse des modèles.
-

Bibliographie

- [1] Chiha Zoulikha, Drif Ikram, Laradji Slimane. « Contribution à la configuration de tour solaire pour la production d'électricité en Algérie ». Mémoire de Master en Énergies Renouvelables en Électrotechnique. Centre Universitaire Salhi Ahmed – Naama. 2022.
- [2] <https://www.ibm.com/fr-fr/think/topics/renewable-energy-history>
- [3] <https://www.dictionnaire-academie.fr/article/A9P2135>
- [4] <https://www.universalis.fr/encyclopedie/energies-renouvelables/>
- [5] Charif Ala, Boubeker Mounia. « Diagnostic des défauts dans les panneaux photovoltaïques par SVM ». Mémoire de Master en Automatique et Informatique Industrielle. Université de Mohamed El-Bachir El-Ibrahimi - Bordj Bou Arreridj. 2022.
- [6] Yaghi Nour El Imane, Gherais Wissam Fatima Zohra. « Contribution à l'étude d'influence des conditions météorologiques sur le rendement des systèmes photovoltaïques ». Mémoire de Master en Energétique. Université Ibn-Khaldoun de Tiaret. 2024.
- [7] Melloul Mohamed, Soufi Belkacem. « Détection et localisation des défauts dans les panneaux photovoltaïque ». Mémoire de Master en Commande Electrique. Université Ahmed Draïa-Adrar. 2022.
- [8] Abbassi Fatima. « Optimisation d'un système de pompage photovoltaïque. Application aux sites sahariens ». Mémoire de Licence Professionnel en Energies Renouvelables. Université Kasdi Merbah Ouargla. 2019.
- [9] Tabash Hussein Hussam Hussein. « Étude de faisabilité et dimensionnement d'un champ photovoltaïque hybride situé dans la ville de Gaza ». Mémoire de Master en Installation Energétiques et Turbomachines. Université de Tissemsilt. 2021.
- [10] Latreche Mohamed, Boudjadja Faiz. « Etude et réalisation d'un système de nettoyage des panneaux solaires PV ». Mémoire de Master en Electromécanique. Université de Mohamed Seddik Benyahia Jijel. 2023.
- [11] Sendid Merouan, Cheriet Sassi Mokthar, Ben Haoua Med Rida. « Détection des défauts dans les systèmes photovoltaïques basée sur les techniques d'intelligence artificielle ». Mémoire de Master en Machine Electrique. Université de Echahid Hama Lakhdar d'El-Oued. 2021.
- [12] Achouri Mohamed cherif. « Modélisation d'un panneau solaire photovoltaïque ». Mémoire de Master en Automatique et Informatique Industrielle. Université Badji Mokhtar Annaba. 2021.
- [13] Benakara Abderrahmen. « Détection et isolation de défauts pour une installation photovoltaïque ». Mémoire de Master en Electromécanique. Université de Guelma, 2022.
- [14] Djoudi Ahmed, Mechatia Abdechafi. « Conception mécanique d'un système de nettoyage des panneaux solaires ». Mémoire de Master en Automatique et Informatique Industrielle. Université de Mohamed El-Bachir El-Ibrahimi - Bordj Bou Arreridj. 2022.
- [15] <http://fr.rosen-pv.com/news/what-are-the-application-areas-of-solar-photov-79141584.html>

-
- [16] <https://www.dsnsolar.com/info/application-field-of-solar-energy-28409034.html>
- [17] <https://www.energy.gov.dz/?article=programme-de-developpement-des-energies-renouvelables>
- [18] <https://www.elkhabar.com/press/article/254198/lalgerie-au-cœur-de-la-transition-énergétique-mondiale/>
- [19] <https://portail.cder.dz/2023/11/28/2024-annee-des-energies-renouvelables-et-de-la-transition-energetique-en-algerie/>
- [20] <https://www.pv-magazine.fr/2024/11/05/le-developpement-du-solaire-en-algerie-pret-pour-un-nouvel-elan/>
- [21] <https://www.aps.dz/economie/176895-energies-renouvelables-production-d-environ-4-gigawatts-d-ici-debut-2025>
- [22] Nacef Ayoub, Mihoub Youssouf. « Diagnostic des défauts dans les panneaux photovoltaïques par les réseaux de neurones ». Mémoire de master en Automatique et Informatique Industrielle. Université de Mohamed El-Bachir El-Ibrahimi.2022.
- [23] Boutarfif Bouthaina, Rais Fatma Zahra. « Diagnostic des défauts d'un système photovoltaïque par l'intelligence artificielle ». Mémoire de master en Physique de la Matière Condensée. Université Echahid Cheikh Larbi Tebessi.2023.
- [24] <https://iotindustriel.com/iot-iiot/architecture-iot-lessentiel-a-savoir/>
- [25] <https://www.kaspersky.fr/resource-center/definitions/what-is-iot>
- [26] <https://www.isaacinstruments.com/fr/blogue/meilleures-pratiques/comprendre-la-technologie-iot-et-avl-adaptee-a-vos-remorques/>
- [27] <https://www.alotceriot.com/fr/revolutionner-la-surveillance-des-panneaux-solaires-avec-la-technologie-iot/>
- [28] <https://dusuniot.com/fr/blog/iot-in-solar-energy/>
- [29] <https://www.synox.io/cat-smart-energy/centrale-solaire-photovoltaïque/>
- [30] Achbi Mohammed Said, Rouabah.B, Mahboub.MA, Benarabi.B, Sihem Kechida. IoT-Based Monitoring of a Dual-Axis Solar Tracking System. Przegląd Elektrotechniczny, pp 62. 7/2024. ISSN 0033-2097. doi:10.15199/48.2024.07.14.
- [31] Harkat Aya. « Diagnostic des défauts des panneaux photovoltaïque par les techniques d'optimisation méta-heuristiques (PSO) appliquées au modèle SANDIA ». Mémoire d'ingénieur d'état en Automatique. École Nationale Polytechnique d'Alger, 2024.
- [32] Chibane Lydia. « Diagnostic des défauts des panneaux photovoltaïque en utilisant le modèle SANDIA ». Mémoire d'ingénieur d'état en Automatique. École Nationale Polytechnique d'Alger, 2017.

- [33] Aisha Sa'ad. "Developing integrated maintenance strategies for renewable energy sources based on analytical methods and artificial intelligence (AI): comparisons and case study". Thèse de Doctorat en Automatique, Traitement du Signal et des Images, Génie Informatique. Université de Lorraine – Metz.2023.
- [34] Djedaiet Kaouthar et Hamida Istabrak. « Contrôle des micro-reseaux par le biais de méthodes basées sur l'apprentissage automatique (Machine Learning) ». Mémoire de Master en Electrotechnique Industrielle. Université de Echahid Cheikh Larbi Tebessi.2024.
- [35] Hanane Hadiki. « Supervision et prédiction des défauts des transformateurs électriques en utilisant les techniques de Machine Learning ». Mémoire Ingénierie. Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue,2024.
- [36] Claudia Maguito Lontchi. « Contribution À La Prédiction Des Pertes De Puissance Sur Un Réseau Électrique Par Un Modèle À Base De Réseau De Neurones ». Mémoire Présenté Comme Exigence Partielle de la Maîtrise en Génie Électrique. Université Du Québec À Montréal,2021.
- [37] Bouzaher Abdelhamid. « Diagnostique des systèmes photovoltaïques par les techniques d'intelligence artificielle ». Thèse de doctorat en Energies Renouvelables. Université Mohamed Khider – Biskra.2024.
- [38] Benyoucef Mohammed, Kaddouri Islam Eddine, Benmahi Abdessamad. « Surveillance et diagnostic du défaut d'ombrage partiel dans une centrale photovoltaïque ». Mémoire de Master en Énergies Renouvelables en Électrotechnique. Centre Universitaire Salhi Ahmed – Naama, 2022.
- [39] Hassani Fateh et Noura Mohamed Islem. « Détection des pannes dans photovoltaïques par les réseaux de neurones probabilistes ». Mémoire de Master en Electrotechnique Industrielle. Université Djilali Bounaama Khemis Miliana. 2018.
- [40]<https://biblus.accasoftware.com/fr/les-differents-types-de-systemes-photovoltaiques-caracteristiques-et-avantages/>
- [41]<https://www.energy.gov.dz/?article=programme-de-developpement-des-energies-renouvelables>
- [42] Mohammed Telidjane. « Modélisation des panneaux photovoltaïques et adaptation de la cyclostationnarité pour le diagnostic ». Thèse de Doctorat en Traitement de Signal, Image Vision. Université de Jean Monnet Saint-Etienne.
- [43] <https://mapperx.com/fr/types-de-pannes-dans-les-systemes-denergie-solaire/>
- [44] <https://mapperx.com/fr/13-problemes-de-panneaux-solaires/>
- [45] <https://www.diagnosticphotovoltaique.fr/lelectroluminescence-dans-le-photovoltaique/>
- [46] <https://couleenergy.com/fr/comment-limagerie-pl-et-el-maintient-vos-panneaux-solaires-a-leur-meilleur-niveau-de-performance/>
- [47] <https://www.cognex.com/fr-fr/industries/solar/panel-inspection>

- [48] <https://www.diagnosticphotovoltaique.fr/lelectroluminescence-dans-le-photovoltaique/>
- [49] <https://www.diagnosticphotovoltaique.fr/electroluminescence-pour-lassurance-qualite-des-centrales-photovoltaïques/>
- [50] https://tecsol.blogs.com/mon_weblog/2021/12/photovoltaïque-novasource-power-services-propose-des-services-dinspection-par-électroluminescence-su.html

Annexe

Annexe A

A.1 : Génération du jeu de données

Codes utilisés pour générer le jeu de données simulé contenant six classes de fonctionnement d'un panneau photovoltaïque.

% Paramètres électriques du panneau PV

```

Isc = 8.21;                %Courant du court-circuit (A)
Voc = 32.9;               %Tension à vide (V)
Rs_normal = 0.221;        %Résistance série (Ohm)
Rsh_normal = 415.405;     %Résistance shunt (Ohm)
q = 1.6e-19;              %Charge électrique (C)
k = 1.38e-23;             %Constante de Boltzmann
n = 1.3;                  %Facteur d'idéalité
Ns = 54;                  %Nombre de cellules en série
Vmpp = 26.4;              %Tension au point MPP (V)
Imp = 7.58;               %Courant au point MPP (A)
Pmax = 200;               %Puissance maximale (W)

```

% Fonction de simulation du courant

simulate_current = @(V, G, T, Rs, Rsh) ...

$$(G / 1000 * I_{sc}) - 1e-10 * (\exp((V + G/1000 * I_{sc} * R_s) ./ (N_s * n * k * (T + 273.15) / q)) - 1)$$

...

$$- (V + G/1000 * I_{sc} * R_s) ./ R_{sh};$$

%Nombre d'échantillons par classe

```

N = 100;
X = [];                    %Données d'entrée
Labels = [];              %Etiquettes des classes

```

%Boucle sur les 6 classes

for class = 1:6

switch class

case 1 % Normal

G = 1000 + 50 * randn(N,1);

T = 25 + 3 * randn(N,1);

Rs = Rs_normal;

Rsh = Rsh_normal;

```

    V = 30 * rand(N,1);
case 2 % Ombrage partiel
    G = 300 + 50 * randn(N,1);
    T = 25 + 3 * randn(N,1);
    Rs = Rs_normal;
    Rsh = Rsh_normal;
    V = 30 * rand(N,1);
case 3 % Température élevée
    G = 1000 + 50 * randn(N,1);
    T = 60 + 5 * randn(N,1);
    Rs = Rs_normal;
    Rsh = Rsh_normal;
    V = 30 * rand(N,1);
case 4 % Résistance série élevée
    G = 1000 + 50 * randn(N,1);
    T = 25 + 3 * randn(N,1);
    Rs = 1.0;
    Rsh = Rsh_normal;
    V = 30 * rand(N,1);
case 5 % Résistance shunt faible
    G = 1000 + 50 * randn(N,1);
    T = 25 + 3 * randn(N,1);
    Rs = Rs_normal;
    Rsh = 50;
    V = 30 * rand(N,1);
case 6 % Court-circuit
    G = 1000 + 30 * randn(N,1);
    T = 25 + 3 * randn(N,1);
    Rs = 0.05;
    Rsh = 5;
    V = 0 + 1.5 * rand(N,1);      % Tension très faible
end

% Calcul du courant et de la puissance pour chaque échantillon
I = arrayfun(@(v,g,t) simulate_current(v,g,t,Rs,Rsh), V, G, T);

```

```

P = V .* I;

%Construction du tableau global
X = [X; V, G, T, I, P];
Labels = [Labels; repmat(class, N, 1)];
end

% Création de la table de données
T_data = array2table([X Labels], ...
    'VariableNames', {'Tension','Irradiance','Temperature','Courant','Puissance','Classe'});

% Enregistrement du fichier sur le bureau
desktopPath = fullfile(getenv('USERPROFILE'), 'Desktop');
filename = fullfile(desktopPath, 'données PV.csv');
writetable(T_data, filename);
disp(' Fichier données PV.csv sauvegardé sur le bureau.');
```

A.2 : Fonction simulate_current

```

%Fonction pour simuler le courant d'un panneau photovoltaïque
function I = simulate_current(V, G, T, Rs, Rsh)

q = 1.6e-19;
k = 1.38e-23;
n = 1.3;
Ns = 54;
Vt = n * k * (T + 273.15) / q;           %Tension thermique
Iph = G / 1000 * 8.21;                   %Photo-courant généré
I0 = 1e-10;                               %Courant de saturation inverse

%Equation du courant issu du modèle à une diode
I = Iph - I0 * (exp((V + Iph * Rs) / (Ns * Vt)) - 1) - (V + Iph * Rs) / Rsh;
end
```

A.3 : Extrait du jeu de données généré

Le tableau ci-dessous présente les 10 premiers échantillons de la classe 1.

Tension	Irradiance	Température	Courant	Puissance	Classe
13.25	1025.5	28.275	8.3833	111.08	1
0.8723	891.44	29.879	7.3127	6.3789	1
20.262	925.63	21.135	7.5466	152.91	1
3.3477	960.91	28.546	7.8769	26.369	1
5.9892	1007.3	26.557	8.2514	49.42	1
15.905	1018.1	25.347	8.3157	132.26	1
18.821	1125.5	24.286	9.19	172.96	1
11.208	912.13	24.443	7.4576	83.585	1
18.194	913.59	27.649	7.4528	135.59	1
25.392	985.94	23.06	8.0288	203.86	1

A.4 : Entraînement du modèle

%Chargement des données

```
filename = fullfile(getenv('USERPROFILE'), 'Desktop', 'données PV.csv');
```

```
T_data = readtable(filename); %Chargement de la table de données
```

```
X_base = table2array(T_data(:,1:5)); %Variables d'entrées : [V G T I P]
```

```
Y_labels = table2array(T_data(:,6)); %Etiquettes de classes 1 à 6
```

% Transposition des données pour correspondre au format attendu pour Toolbox

```
X = X_base';
```

```
Y = full(ind2vec(Y_labels')); %Conversion des étiquettes en vecteurs indicateurs (one-hot)
```

%Normalisation des entrées (z-score)

```
mu = mean(X, 2); %Moyenne de chaque caractéristique
```

```
sigma = std(X, 0, 2); %Ecart-type
```

```
X_norm = (X - repmat(mu,1,size(X,2))) ./ repmat(sigma,1,size(X,2)); %Standardisation
```

%Division du jeu de données

```
rng(0); %Initialisation pour garantir la reproductibilité
```

```
n_total = size(X, 2);
```

```
idx = randperm(n_total); % mélange aléatoire des indices
```

```
X_shuffled = X_norm(:, idx); %Données normalisées mélangées
```

```
Y_shuffled = Y(:, idx); %Etiquettes mélangées
```

```
Y_labels_shuffled = vec2ind(Y_shuffled);
```

```

%Proportion des ensembles
n_train = round(0.6 * n_total);
n_val = round(0.2 * n_total);
n_test = n_total - n_train - n_val;
%Indices pour chaque ensemble
idx_train = 1:n_train;
idx_val = n_train+1 : n_train+n_val;
idx_test = n_train+n_val+1 : n_total;
%Séparation des données
X_train = X_shuffled(:, idx_train);
Y_train = Y_shuffled(:, idx_train);
X_val = X_shuffled(:, idx_val);
Y_val = Y_shuffled(:, idx_val);
X_test = X_shuffled(:, idx_test);
Y_test = Y_shuffled(:, idx_test);
Y_test_labels = vec2ind(Y_test); %Etiquettes vraies pour comparaison
%Création du réseau de neurones
net = patternnet([25 15]); %Réseau avec deux couche cachées (25 et 15 neurones)
net.trainFcn = 'trainlm'; %Algorithme d'entraînement Levenberg-Marquardt
net.performParam.regularization = 0.1; %Régularisation pour éviter le surapprentissage
net.trainParam.showWindow = true; %Afficher la fenêtre d'entraînement
net.trainParam.epochs = 500; %Nombre maximum d'itérations
net.trainParam.goal = 1e-3; %Objectif d'erreur à atteindre
%Regroupement des données pour apprentissage complet
X_all = [X_train, X_val, X_test];
Y_all = [Y_train, Y_val, Y_test];
%Affectation manuelle des ensembles d'apprentissage, validation, test
net.divideFcn = 'divideind';
net.divideParam.trainInd = 1:length(idx_train);
net.divideParam.valInd = length(idx_train)+1 : length(idx_train)+length(idx_val);
net.divideParam.testInd = length(idx_train)+length(idx_val)+1 : n_total;
% Entraînement du modèle
[net, tr] = train(net, X_all, Y_all);
%Évaluation du modèle sur l'ensemble test
Y_pred = net(X_test); %Prédiction

```

```
Y_pred_labels = vec2ind(Y_pred);    %Conversion des vecteur indicateurs en étiquettes
%Précision globale
acc = mean(Y_pred_labels == Y_test_labels);
fprintf('\n Précision RNA (test) : %.2f%%\n', acc * 100);
%Visualisation des résultats
figure;
plotperform(tr);                    %Courbe d'évolution de performance
figure;
plotconfusion(Y_train, net(X_train), 'Train');    %Matrice de confusion apprentissage
figure;
plotconfusion(Y_val, net(X_val), 'Validation');    %Matrice de confusion validation
figure;
plotconfusion(Y_test, net(X_test), 'Test');        %Matrice de confusion test
```