République algérien démocratique et populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université de Echahid Cheikh Larbi Tebessi-Tebessa-

Faculté des Sciences Exactes et des Sciences de la Nature et de la Vie

Département : science de la matière

Présenté en vue de l'obtention du diplôme de MASTER

Filière : physique

Spécialité : physique de la matière condensée

Thème :

La détection des défauts dans les cellules photovoltaïques et classification par une approche intelligente

Présenté par :

BOUKHAMLA Mouna

MABROUK Akram

Membres de Jury :

Dr. Tag Mouhamed lamine	M.C.B.	U. Echahid Cheikh Larbi Tébessi-Tébessa	Président
Dr. MANSOUR Mouhamed El Hadi	M.C.B.	U. Echahid Cheikh Larbi Tébessi-Tébessa	Examinateur
Dr. SAOUANE Izzedine	M.C.A.	U. Echahid Cheikh Larbi Tébessi-Tébessa	Encadreur

Année universitaire : 2024/2025

Résumé

La croissance rapide du photovoltaïque (PV) comme source d'énergie renouvelable s'accompagne de défis techniques majeurs liés à la détection et à la gestion des défauts affectant les modules, cellules et systèmes. Ces défauts – tels que l'ombrage, les fissures, la décoloration, les points chauds ou les déconnexions – entraînent une perte significative de performance et de fiabilité des installations. Ce mémoire vise à développer une méthodologie automatique de diagnostic des anomalies dans les systèmes PV en s'appuyant sur l'intelligence artificielle, notamment l'apprentissage profond. Après une étude approfondie des défauts courants et des méthodes de détection classiques (analyse I-V, imagerie infrarouge, réflectométrie), l'approche proposée utilise des images thermographiques et un modèle de Vision Transformer (ViT). Cette architecture, issue des techniques de traitement de séquences, permet une meilleure compréhension globale de l'image, et donc une détection plus fine des défauts. Le modèle a été entraîné sur une base de données de 20 000 images infrarouges collectées dans 25 pays, représentant 12 classes (défauts divers + modules sains). Grâce à un prétraitement par filtrage et équilibrage des classes (SMOTE), et à une stratégie d'apprentissage supervisé, le modèle a atteint une précision de 98,2 % en détection binaire (défaut / pas de défaut) et 96,1 % en classification multi-classes, surpassant les performances des réseaux CNN traditionnels tels que ResNet50 et EfficientNet-B0. Ce travail ouvre des perspectives prometteuses pour le développement de systèmes PV intelligents, capables d'assurer un autodiagnostic rapide et fiable, favorisant ainsi leur maintenance prédictive et leur intégration dans une transition énergétique durable.

Mots clés : *photovoltaïque, défauts, détection, deep learning, Vision Transformer, intelligence artificielle, imagerie thermique.*

Abstract

The rapid growth of photovoltaic (PV) technology as a renewable energy source is accompanied by major technical challenges related to the detection and management of faults affecting modules, cells, and systems. These faults — such as shading, cracks, discoloration, hotspots, or disconnections — can lead to significant performance losses and reduced system reliability. This thesis aims to develop an automatic diagnostic methodology for anomalies in PV systems using artificial intelligence, particularly deep learning. Following a detailed analysis of common PV faults and conventional detection methods (I-V curve analysis, infrared imaging, reflectometry), the proposed approach is based on thermal images and a **Vision Transformer (ViT)** model. This architecture, inspired by sequence processing techniques, enables a global understanding of images, thereby allowing for more precise fault detection. The model was trained on a dataset of 20,000 infrared images collected from PV fields across 25 countries, representing 12 classes (various faults and healthy modules). Through image filtering and class balancing (SMOTE), combined with a supervised learning strategy, the model achieved **98.2% accuracy in binary fault detection** (fault/no fault) and **96.1% accuracy in multi-class classification**, outperforming traditional CNN architectures such as ResNet50 and EfficientNet-B0. This work offers promising prospects for the development of intelligent PV systems capable of fast and reliable self-diagnosis, thus enabling predictive maintenance and contributing to a more sustainable energy transition.

Keywords: *photovoltaic, faults, detection, deep learning, Vision Transformer, artificial intelligence, thermal imaging*

الملخص

إن النمو السريع للخلايا الكهروضوئية (PV) كمصدر للطاقة المتجددة يجلب معه تحديات تقنية كبيرة مرتبطة باكتشاف وإدارة الأعطال التي تؤثر على الوحدات والخلايا والأنظمة، تؤدي هذه العيوب مثل الظل والشقوق تغيير اللون والبقع الساخنة والانقطاعات الى خسارة كبيرة في أداء النظام وموثوقيته .تهدف هذه المذكرة الى تطوير منهجية آلية لتشخيص العيوب في أنظمة الطاقة الكهروضوئية باستخدام الذكاء الاصطناعي، وخاصة التعلم العميق. بعد دراسة معمقة للعيوب الشائعة وطرق الكشف التقليدية(تحليل I-V,والتصوير بالاشعة تحت الحمراء ،والقياس الانعكاسي). يستخدم المنهج المقترح الصور الحرارية ونموذج محول الرؤية .(vision transformer (ViT)) تسمح هذه البنية، المستمدة من تقنيات معالجة النتائج، بفهم شامل أفضل للصورة، وبالتالي اكتشاف العيوب بدقة اكبر. تم تدريب النموذج على قاعدة بيانات تضم 20 ألف صورة بالأشعة تحت الحمراء جمعت من 25 دولة، تمثل 12 فئة (عيوب +وحدات سليمة). باستخدام المعالجة المسبقة للتصفية والموازنة القائمة على الفئات (SMOTE)واستراتيجية التعلم المشرف ، حقق النموذج بدقة بلغت 98.2% في الكشف الثنائي (عطل/عدم وجود عطل) ودقة بلغت 96.1% من التصنيف متعدد الفئات, متجاوزا بذلك أداء شبكة CNN التقليدية مثلEfficientNet-B0 و .ResetNet50 يفتح هذا العمل افاقا واعدة لتطوير أنظمة كهروضوئية ذكية قادرة على ضمان تشخيص ذاتي سريع وموثوق، مما يعزز صيانتها التنبؤية ودمجها في التحول المستدام للطاقة .

الكلمات المفتاحية : الخلايا الكهروضوئية ، الأعطال ، الكشف، التعلم العميق، محول الرؤية ، الذكاء الاصطناعي ، التحويل الحراري.

Remerciements

Je remercie premier lieu mon dieu "ALLAH" le tout puissant pour toute la volonté et le courage qu'il me donné pour l'achèvement de ce mémoire.

Je tiens tout particulièrement à exprimer mes plus vifs remerciements et mon profonde Gratitude pour mon encadrante ***Dr. SAOUANE Izzeddine.*** *Qui ma' donnée la chance et l'honneur d'assurer la direction de mon mémoire de master.*

J'adresse aussi tous mes remerciements à ***Dr. TAG Mohamed Lamine****. le président du jury qui a accepté de lire et de juger ce document.*

Je suis ravi et honoré de la présence du ***Dr. MANSOUR Mouhamed El Hadi****. qui a accepté d'être membre du jury et de me faire l'honneur de donner son avis sur ce travail.*

Mes remerciements s'adressent également à tous ceux qui ont contribué de loin ou de près à la réalisation de ce travail.

Table de matière

Titres	***P***
Liste des abréviations……	*1*
Liste des symbols……	*2*
Liste des tableaux……	*3*
Liste des figures……	*4*
Introduction générale……	*5*
Chapitre I : Généralités sur les systèmes Photovoltaïques	
I .1. Introduction……	*8*
I.2. Contexte énergétique mondial……	*8*
1.3. Contexte énergétique national……	*11*
I.4. Technologie des cellules photovoltaïques……	13
I.4.1. 1ère génération : silicium cristallin……	*15*
I.4.1.1. Le silicium monocristallin (Mono c-Si)……	*16*
I.4.1.2. Le silicium polycristallin (Multi c-Si)……	*16*
I.4.2. 2ème génération : couches minces……	*17*
I.4.2.1. Le silicium amorphe (a-Si)……	*18*
I.4.2.2. Tellure de cadmium (CdTe)……	*18*
I.4.2.3. Cuivre-indium-diséléniure / cuivre-indium-gallium-sélénium (CIS/CIGS)……	*19*
I.4.3. 3ème génération……	*19*
I.4.3.1. Cellule organique (OPV)……	*19*
I.4.3.2. Cellule multi-jonction (Multi-j)……	*20*
I.4.3.3. Photovoltaïque concentré CPV……	*21*
I.4.4. Comparaison des technologies……	*21*
I.5. Architecture d'un système photovoltaïque……	*22*
I.5.1. Module PV……	*22*
I.5.2. String PV……	*23*
I.5.3. Champ PV……	*23*
I.5.4. Convertisseur……	*23*
I.5.5. Système de Protection……	*24*
I.6. L'impact des défauts sur la production……	*24*
Chapitre II : Défauts liés aux systèmes photovoltaïques et méthodes de diagnostic	
II.1. Introduction……	*27*
II.2. Défauts dans le système photovoltaïque……	*27*
II.2.1. Défaut de Fissure……	*29*
II.2.2. Défaut de point chaud……	*19*
II.2.3. Dégradation……	*30*
II.2.4. Ombrage……	*30*
II.2.5. Défaut de circuit ouvert……	*30*
II.2.6. Défaut de court-circuit……	*31*

II.2.7. Défaut d'encapsulation…… *31*
II.2.8. Décoloration…… *31*
II.3. Méthodes de détection et de diagnostic des défauts d'un système PV…… *32*
II.3.1. Méthodes non –électriques…… *33*
II.3.1.1. Méthode de l'imagerie numérique infrarouge thermique…… *33*
II.3.1.2. Méthode de réflectométrie…… *34*
II.3.2. Méthodes électriques…… *35*
II.3.2.1. Méthode d'analyse de la puissance produite…… *35*
II.3.2.2. Méthode d'analyse des caractéristiques I-V et P-V…… *35*
II.3.2.3. Méthode d'analyse du point de fonctionnement…… *36*
II.4. Méthodes basées sur des techniques d'intelligence artificielle (IA)…… *36*
II.4.1. Réseaux de neurones artificiels (ANN)…… *37*
II.4.2. Apprentissage automatique (Machine Learning - ML)…… *37*
II.4.3. Apprentissage profond (Deep Learning - DL)…… *37*
II.4.3.1. Réseaux de neurones convolutifs (CNN)…… *37*
II.4.3.2. Réseaux récurrents (RNN) et variantes (LSTM, GRU)…… *38*
II.4.3.3. Auto-encodeurs…… *38*
II.4.3.4. GAN (Generative Adversarial Networks)…… *38*
II.4.3.5. Transformers pour la vision – Vision Transformer (ViT)…… *38*
II.5. Choix de l'approche de diagnostic…… *39*
II.6.Conclusion…… *39*

Chapitre III : Détection Intelligente des Défauts dans les Systèmes Photovoltaïques

III.1. Introduction…… *41*
III.2. Diagnostic d'un système PV à base deep Learning vision transformer…… *41*
III.2.1. La base de données…… *42*
III.2.2. Prétraitement des images…… *44*
III.2.3. Filtrage des images…… *44*
III.2.4. Traitement du déséquilibre des classes…… *45*
III.3. Utilisation de Vision Transformer (ViT) pour la Classification d'Anomalies PV…… *46*
III.4. Résultats et Discussion…… *48*
III.5. Conclusion…… *58*

Conclusion générale…… *60*
Références Bibliographiques…… *62*

Liste des abréviations

Abréviation	***Signification***
AI	*Artificial Intelligence (Intelligence artificielle)*
ANN	*Artificial Neural Network (Réseau de neurones artificiels)*
CNN	*Convolutional Neural Network (Réseau de neurones convolutifs)*
DL	*Deep Learning (Apprentissage profond)*
DNN	*Deep Neural Network (Réseau de neurones profond)*
IR	*Infrared (Infrarouge)*
I-V	*Courant-Tension (Current-Voltage)*
ML	*Machine Learning (Apprentissage automatique)*
MPP	*Maximum Power Point (Point de puissance maximale)*
MPPT	*Maximum Power Point Tracking (Suivi du point de puissance maximale)*
PV	*Photovoltaic (Photovoltaïque)*
RGB	*Red Green Blue (Codage de couleur)*
RNN	*Recurrent Neural Network (Réseau de neurones récurrents)*
SMOTE	*Synthetic Minority Over-sampling Technique*
SVM	*Support Vector Machine (Machine à vecteurs de support)*
ViT	*Vision Transformer*
VOC	*Open-Circuit Voltage (Tension en circuit ouvert)*
VGG	*Visual Geometry Group (Architecture de CNN)*
LSTM	*Long Short-Term Memory (Mémoire à long court terme, type de RNN)*
GAN	*Generative Adversarial Network (Réseau antagoniste génératif)*
EVA	*Ethylene Vinyl Acetate (Encapsulant des modules PV)*
k-NN	*k-Nearest Neighbors (Algorithme des k plus proches voisins)*
IoT	*Internet of Things (Internet des objets)*
DC	*Direct Current (Courant continu)*
AC	*Alternating Current (Courant alternatif)*
ICLR	*International Conference on Learning Representations*

Liste des symbols

Symbole	Définition
V	*Tension électrique (Volts)*
I	*Courant électrique (Ampères)*
P	*Puissance électrique (Watts)*
V_oc	*Tension à vide (Open-Circuit Voltage)*
I_sc	*Courant de court-circuit (Short-Circuit Current)*
P_max	*Puissance maximale délivrée par le module*
V_mpp	*Tension au point de puissance maximale*
I_mpp	*Courant au point de puissance maximale*
FF	*Facteur de forme (Form Factor)*
H	*Rendement de conversion*
G	*Irradiance solaire incidente (W/m²)*
T	*Température (°C ou K)*
R_s	*Résistance série*
R_sh	*Résistance shunt*
ΔT	*Écart de température (points chauds)*
S	*Coefficient d'accentuation (filtrage de netteté)*
M	*Moyenne (statistique)*
Σ	*Écart-type*
TP	*Vrai positif (True Positive)*
FP	*Faux positif (False Positive)*
FN	*Faux négatif (False Negative)*
TN	*Vrai négatif (True Negative)*
Acc	*Taux global de bonnes classifications (Accuracy)*
Prec	*Précision (Precision)*
Rec	*Rappel (Recall)*
F1	*Score F1*
D	*Dimension d'entrée de l'image (pixels)*
P	*Taille des patches dans ViT*
L	*Nombre de couches dans le modèle Transformer*
D	*Dimension des vecteurs d'embedding*
M	*Nombre total de classes (défauts classifiés)*

Liste des tableaux

Tableau N°	Titre	page
Tableau I.1 :	Comparaison des technologies CPV avec le PV c-Si.....	21
Tableau I.1 :	Comparaison des technologies des cellules PV.....	22
T ableauII.1 :	présente la répartition des défauts principaux identifiés dans les installations photovoltaïques.....	29
Tableau III.1 :	Distribution détaillée, description et quelques exemples d'anomalies du jeu de données.....	43
Tableau III.2 :	Résultats des métriques de test pour la détection des défauts.....	53
Tableau III.3 :	Résultats des métriques de test pour la classification des 11 classes.....	53
Tableau III.4 :	Comparaison du modèle proposé avec les modèles précédents pour le même ensemble des don données	57

Introduction générale

La transition énergétique, aujourd'hui au cœur des préoccupations internationales, implique une transformation en profondeur des modes de production et de consommation de l'énergie. Face à l'épuisement progressif des ressources fossiles et à l'accélération du changement climatique, le recours aux énergies renouvelables s'impose comme une nécessité stratégique et environnementale. Parmi ces alternatives durables, l'énergie solaire photovoltaïque se distingue par son abondance, sa propreté et sa facilité d'intégration, notamment dans les régions fortement ensoleillées comme l'Algérie.

Dans ce contexte, le déploiement massif des systèmes photovoltaïques (PV) constitue un levier essentiel pour répondre aux objectifs de diversification énergétique. Toutefois, la performance de ces installations reste fortement tributaire de leur fiabilité et de leur bon fonctionnement. En effet, divers types de défauts – qu'ils soient liés à l'environnement, à l'installation, à la fabrication ou au vieillissement – peuvent altérer considérablement la production d'énergie. Ces défaillances, souvent difficiles à détecter visuellement ou manuellement, peuvent entraîner des pertes économiques importantes et compromettre la durabilité des équipements.

Ainsi, le développement de systèmes de diagnostic intelligents, rapides et non-invasifs s'avère indispensable. Si les méthodes classiques, qu'elles soient électriques ou thermographiques, offrent des résultats partiels, elles peinent à répondre aux exigences de précision et d'adaptabilité nécessaires au suivi moderne des installations solaires. C'est dans ce cadre que l'intelligence artificielle (IA), et plus particulièrement les techniques d'apprentissage profond (Deep Learning), trouvent une application pertinente. Leur capacité à extraire automatiquement des caractéristiques discriminantes à partir de données complexes en fait un outil puissant pour le diagnostic automatisé des défauts PV.

Le présent travail s'inscrit dans cette perspective. Il a pour objectif de proposer une approche innovante basée sur le Vision Transformer (ViT), une architecture récente de Deep Learning appliquée au traitement d'images. Contrairement aux réseaux de neurones convolutionnels (CNN), les ViT permettent d'appréhender l'image dans sa globalité grâce à des mécanismes d'attention, ce qui les rend particulièrement efficaces pour détecter des anomalies diffuses ou non localisées sur les modules photovoltaïques. Le modèle est entraîné sur une base

de données de 20 000 images thermographiques collectées à l'échelle mondiale, représentant une diversité d'anomalies et de conditions réelles d'exploitation.

Cette étude a permis d'évaluer et de valider une architecture de type Vision Transformer (ViT) pour la classification automatisée de défauts photovoltaïques à partir d'images thermiques. Comparé à des architectures CNN de référence (ResNet50, EfficientNetB0), le modèle proposé atteint des performances supérieures avec un accuracy de 98,23 % en détection et 96,19 % en classification multi-classes. Ces résultats confirment l'efficacité des mécanismes d'attention globale du ViT dans l'analyse d'anomalies complexes et dispersées.

Le prétraitement par filtrage d'image et le rééquilibrage des classes par SMOTE ont significativement contribué à l'amélioration des performances du modèle. Par ailleurs, la base de données utilisée, collectée dans des conditions réelles sur plusieurs continents, confère une forte généralisabilité au système.

Ces avancées ouvrent la voie à l'intégration de modèles ViT dans des systèmes embarqués pour une supervision continue et autonome des installations PV. Des perspectives incluent notamment le traitement de flux vidéo thermique, l'optimisation du temps de calcul pour des applications temps réel, ainsi que l'exploration de variantes hybrides CNN-ViT.

Ce mémoire s'organise en trois chapitres complémentaires, Le premier chapitre introduit les principes fondamentaux des systèmes photovoltaïques, leurs composants, ainsi que les technologies de cellules solaires, tout en mettant en évidence l'impact des défauts sur la performance globale du système.

Le deuxième chapitre est consacré à la classification des principaux types de défauts rencontrés dans les installations PV, ainsi qu'aux différentes techniques de détection et de diagnostic, en mettant l'accent sur l'apport des méthodes fondées sur l'intelligence artificielle.

Le troisième chapitre détaille la méthodologie proposée, incluant le prétraitement des images, l'architecture Vision Transformer, les protocoles d'entraînement, ainsi que l'évaluation comparative des résultats obtenus.



Chapitre I : Généralités sur les systèmes Photovoltaïques

I .1. Introduction

Ce premier chapitre vise à poser les bases nécessaires à la compréhension du fonctionnement d'un système photovoltaïque. Il présente les principes fondamentaux de la conversion photovoltaïque, la structure des modules solaires, ainsi que les différents composants intervenant dans un système PV. En outre, il aborde les classifications des systèmes (connectés au réseau ou autonomes), leurs performances, et les principaux facteurs influençant leur rendement.

La maîtrise de ces notions est essentielle pour aborder, dans les chapitres suivants, les problématiques liées aux défauts, à leur détection et aux méthodes de diagnostic. Ce socle théorique permettra ainsi de mieux appréhender les enjeux techniques et scientifiques liés à la fiabilité et à l'optimisation des installations photovoltaïques.

I.2. Contexte énergétique mondial

Le 19ème siècle a marqué un tournant historique, car ce dernier a été témoin d'une révolution industrielle qui a changé le modèle de la vie humaine. Cette révolution n'aurait pas été possible sans l'exploitation de toutes les ressources énergétiques disponibles sur la planète. Cette exploitation n'a cessé de croître de façon spectaculaire depuis cette époque (Figure I.1). Sans parler de l'explosion démographique que le monde a connue et qui a suivi la fin de la seconde guerre mondiale. Tous ces facteurs ont conduit à une augmentation de la demande énergétique mondiale, ce qui fait que la question d'approvisionnement énergétique est devenue l'une des préoccupations majeures de la planète.

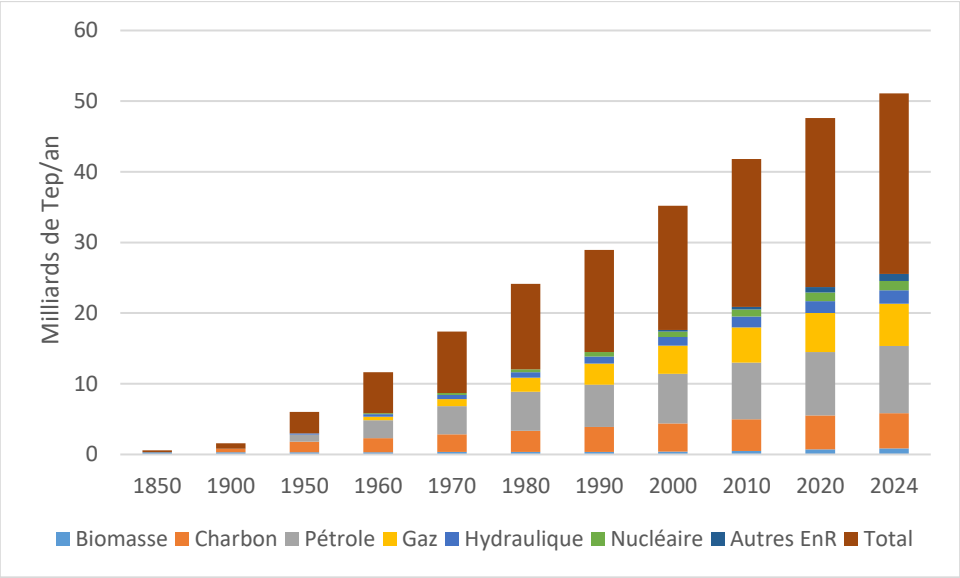


Figure I.1.*Consommation mondiale d'énergie par source*

Sur les 20 dernières années, la consommation mondiale d'énergie est passée d'environ 14 000 Mtep en 2004 à près de 18 140 Mtep en 2024 [1], ce qui correspond à une croissance d'environ 37%. Cette augmentation témoigne d'une demande énergétique mondiale soutenue, portée notamment par le développement économique des pays émergents et l'augmentation de la population mondiale. Si cette tendance devait se poursuivre au même rythme au cours des prochaines décennies, la consommation mondiale d'énergie pourrait atteindre des niveaux bien supérieurs d'ici 2050, accentuant ainsi les enjeux liés à la transition énergétique et à la lutte contre le changement climatique.

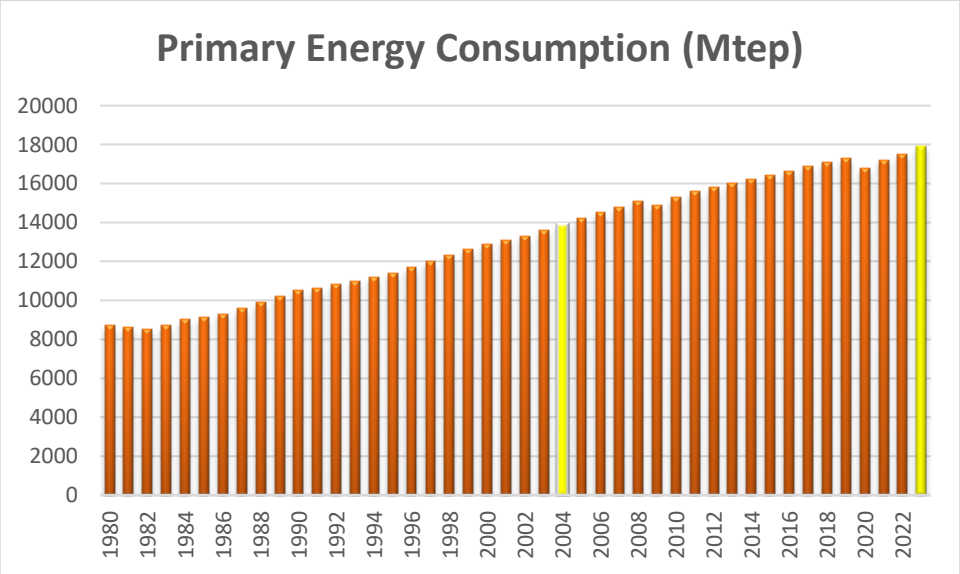


Figure I.2.*Consommation mondiale d'énergie primaire en Mtep*

A l'heure actuelle, les énergies fossiles constituent la principale source du mix énergétique mondial avec une part de 84,3% (contre 84,7% en 2023) [2] (Figure 1.3), Les ressources de ces énergies sont non-renouvelables. L'utilisation massive de ces ressources énergétiques contribue à plusieurs problèmes environnementaux tels que la pollution et le réchauffement climatique (Figure 1.3).

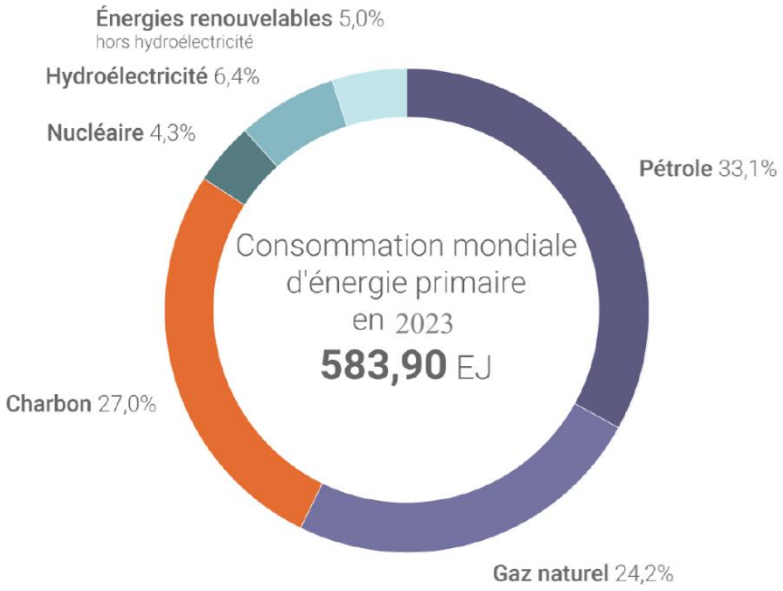


Figure I.3. *Mix énergétique mondial*

Deux problématiques se posent, la première concerne la sécurité énergétique et la seconde concerne la sécurité environnementale [3]. Ce qui a poussé les pays du monde et notamment l'Algerie à adopter une politique de transition énergétique. Cette transition consiste à réduire la demande en énergie, décarboniser la production énergétique et exploiter les énergies renouvelables.

L'électricité compte pour 16,6% de la consommation primaire d'énergie dans le monde en 2019. Pour que l'électrification puisse contribuer à la transition énergétique « bas carbone » au niveau mondial, la production électrique doit naturellement être elle-même décarbonée. Or, le charbon est toujours la principale source d'électricité dans le monde. Ce combustible a compté 36,4% de la production mondiale d'électricité en 2023 (Figure 1.5). Un recul de 2,8% par rapport à 2022 a été enregistré (38,2% en 2022), tandis que cette diminution reste loin des ambitions de la transition énergétique Figure I.4.

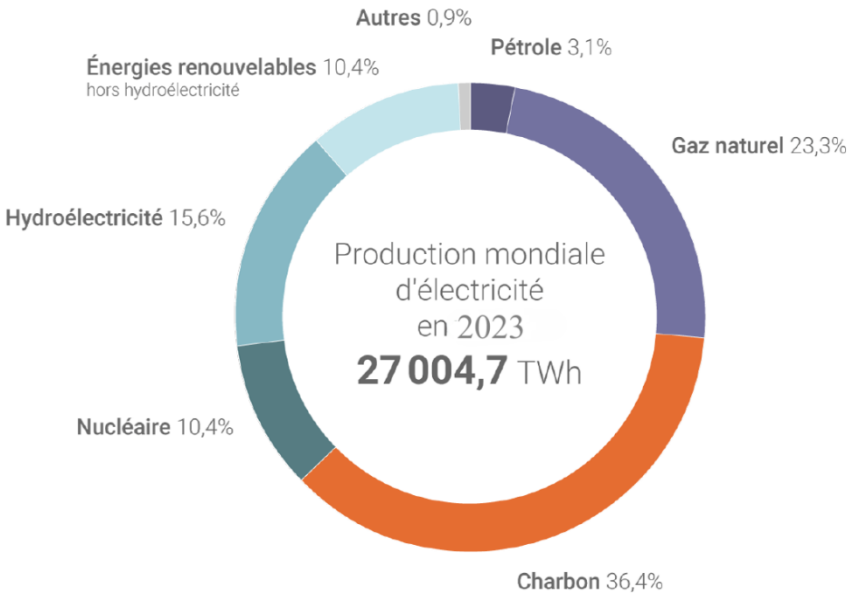


Figure I.5. *Production d'électricité en 2023.*

I.3. Contexte énergétique national

La transition énergétique en Algérie représente une orientation stratégique majeure visant à diversifier le mix énergétique national, historiquement dominé par les hydrocarbures. Consciente de l'épuisement progressif de ses ressources fossiles et de la nécessité de réduire son empreinte carbone, l'Algérie s'engage progressivement dans le développement des énergies renouvelables, notamment le solaire photovoltaïque, qui bénéficie d'un potentiel exceptionnel grâce à l'ensoleillement du territoire. Le pays s'est fixé l'objectif ambitieux d'atteindre une capacité installée de 15 000 MW en énergies renouvelables d'ici 2035, tout en renforçant l'efficacité énergétique et en promouvant l'innovation technologique. Cette transition énergétique s'inscrit également dans une logique économique, visant à préserver les exportations d'hydrocarbures tout en assurant la sécurité énergétique nationale sur le long terme. Toutefois, malgré des avancées notables, des défis subsistent, notamment en matière de financement, de développement industriel local et d'adaptation des infrastructures

Avant 2010, l'Algérie ne disposait pas de production significative d'électricité solaire photovoltaïque. C'est en 2011 que le pays a amorcé une véritable dynamique dans ce domaine, avec le lancement du Programme national de développement des énergies renouvelables et de l'efficacité énergétique, dont l'objectif principal est de diversifier les sources d'énergie et de réduire la dépendance aux combustibles fossiles. En 2018, cette stratégie a commencé à porter ses fruits avec la mise en service de 24 centrales photovoltaïques, totalisant une capacité

installée de 344,1 MW. La progression s'est poursuivie : en 2021, la capacité installée a atteint 423 MW selon l'Agence internationale pour les énergies renouvelables (IRENA). En 2023, cette capacité est passée à 436,8 MW, avec plusieurs projets supplémentaires en cours pour continuer à renforcer la part du solaire dans le mix énergétique national.

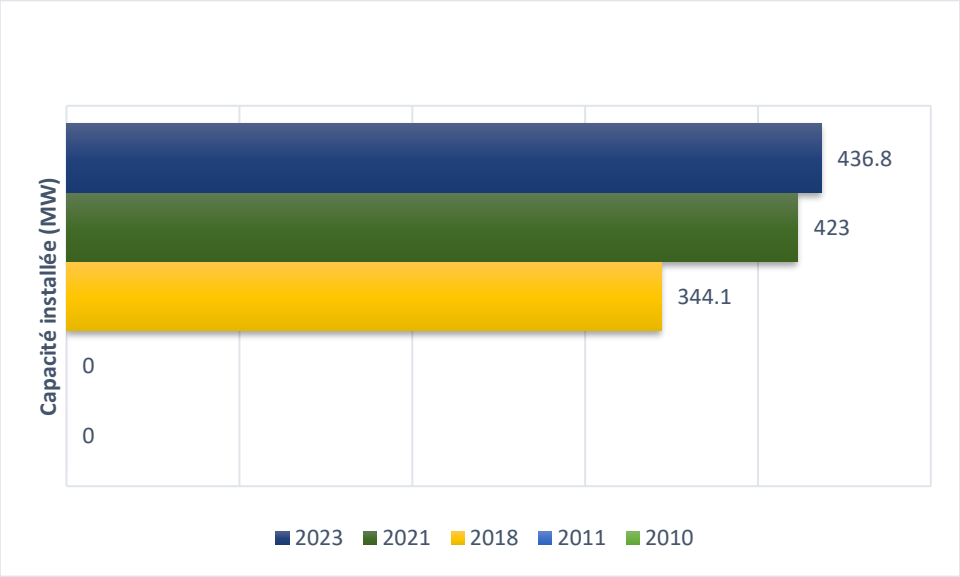


Figure I.6. *Évolution de la capacité installée de production solaire photovoltaïque en Algérie*

Afin d'accompagner ce développement économique et cette transition énergétique, diverses recherches s'intéressent aujourd'hui à l'énergie photovoltaïque. Ces recherches visent principalement à améliorer les performances des installations photovoltaïques. Cette amélioration passe par l'intégration de fonctionnalités d'identification et détection de défauts dans les systèmes de supervision des centrales PV. Mon travail a pour objectif de développer un système de détection de défauts dans les installations photovoltaïques. Ce système à développer doit aboutir à résoudre les problématiques suivantes :

- La détection : détecter l'existence du défaut dans une installation PV.
- L'identification : Identifier la nature du défaut (ombrage, salissure, résistance série, résistance shunt…).

I.4. Technologie des cellules photovoltaïques

La cellule PV est le composant le plus élémentaire du système PV, elle permet de transformer un rayonnement solaire en énergie électrique grâce à l'effet photovoltaïque. Cet effet découvert par le physicien Alexandre Edmond Becquerel en 1839, permet de convertir directement l'énergie lumineuse des rayons solaire en énergie électrique par le biais de la

production et du transport dans un matériau semi-conducteur de charges électriques positives et négatives sous l'effet de la lumière.

En effet, le matériau semi-conducteur comporte deux zones, une zone noté N et une zone noté P. La zone N possède un excès d'électrons dû à son dopage négatif et l'autre zone P possède un déficit d'électrons dû à son dopage positif. Lorsque les deux couches sont juxtaposées une jonction PN est formée, les électrons et les trous diffusent spontanément d'une zone à l'autre, créant ainsi une zone de déplétion et donnant naissance à un champ électrique qui tend à repousser les électrons dans la zone N et les trous vers la zone P (Figure I.7).

Lorsque la jonction PN est éclairée, les photons ayant une énergie égale ou supérieure au gap du matériau semi-conducteur communiquent leur énergie aux atomes en déplaçant les électrons de la bande de valence vers la bande de conduction tout en laissant des trous capables de se déplacer, engendrant ainsi des paires électron-trou.

En faisant connecter les bornes de la jonction PN nous obtenons une cellule photovoltaïque, lorsqu'on branche une charge aux bornes de cette cellule, les électrons de la zone N rejoignent les trous dans la zone P en traversant la charge électrique, le déplacement de ces charges représente le courant électrique et donnant naissance à une différence de potentiel. La cellule PV possède une caractéristique courant-tension similaire à la caractéristique de la diode au silicium classique avec, sous illumination, l'apparition d'un photo-courant indépendant de la tension et proportionnel au flux lumineux.

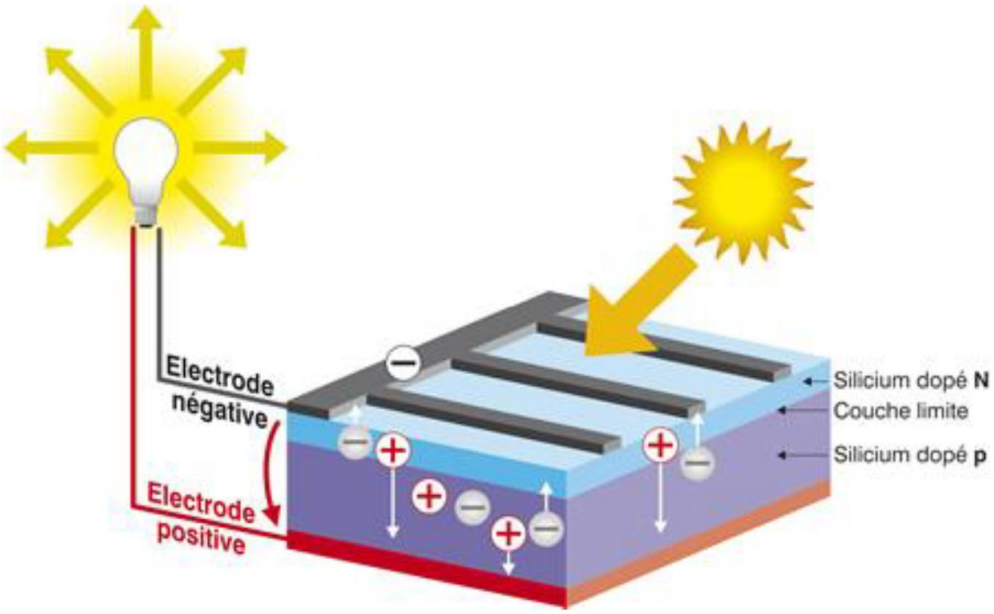


Figure I.7. *Illustration de l'effet photovoltaïque [4]*

A l'heure actuelle, plusieurs cellules photovoltaïques sont commercialisées. Les plus répandues sont constituées de semi-conducteurs, principalement à base de silicium (Si) et plus rarement d'autres semi-conducteurs : séléniure de cuivre et séléniure d'indium (CuIn(Se)2 ou CuInGa(Se)2), tellurure de cadmium (CdTe), etc. On distingue aujourd'hui trois générations technologiques des cellules : le silicium cristallin, les couches minces, les cellules organiques et multi-jonctions.

La technologie du silicium cristallin domine le marché du photovoltaïque aujourd'hui en occupant 93% (69% pour le polycristallin et 24% pour le monocristallin). (Figure I.8).

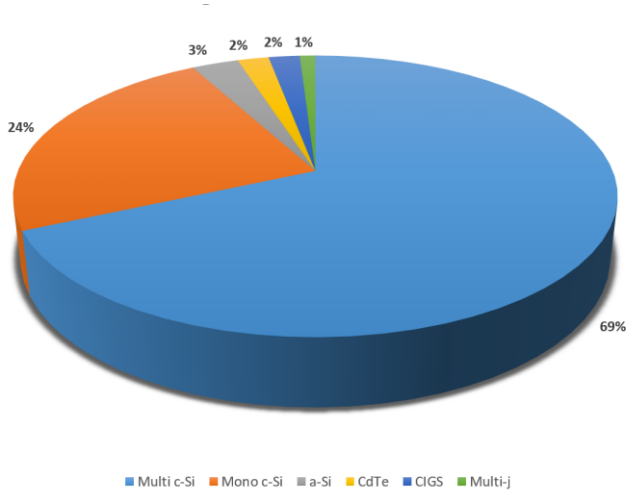


***Figure I.8**. Les parts des technologies dans le marché du PV*

Le graphe ci-dessous (Figure I.9) représente la réponse spectrale de plusieurs matériaux en fonction de la longueur d'onde. On constate que la technologie monocristalline et poly cristalline couvre une bande plus large que celle du spectre visible, par contre les couches minces ont un spectre plus étroit à l'exception de la technologie CIGS.

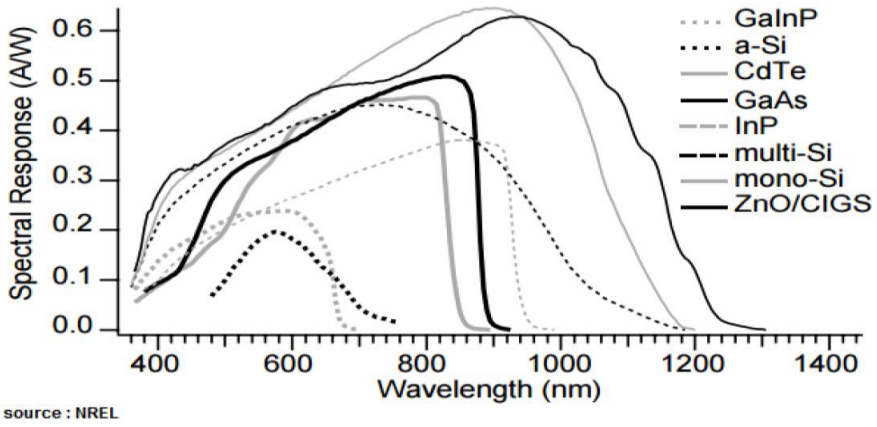


***Figure I.9.**La réponse spectrale en fonction des longueurs d'ondes de différentes technologies*

I.4.1. 1ère génération : silicium cristallin

La filière du silicium cristallin (1ère génération) est la plus dominante du marché mondial jusqu'à aujourd'hui. Le matériau utilisé par cette filière est le silicium, élément abondant et non toxique, ses propriétés de semi-conducteur font de lui le matériau privilégié pour la fabrication des composants électroniques. On distingue deux variétés de cette génération : silicium monocristallin ; silicium poly cristallin. La différence entre les deux variétés est au niveau du processus de fabrication. En effet, Le silicium est fondu puis refroidi afin d'obtenir un cristal (lingot) qui sera découpé en fines tranches (les wafers), les tranches du silicium font des épaisseurs de 150 à 300 µm [5], les cellules photovoltaïques sont obtenues après "dopage" et traitement de surface (Figure 1.12). Cette méthode de production est très énergivore et donc très coûteuse [6]. Elle nécessite par ailleurs un silicium de grande pureté. Les cellules monocristallines nécessitent un temps de refroidissement plus lent que les cellules poly cristallines.

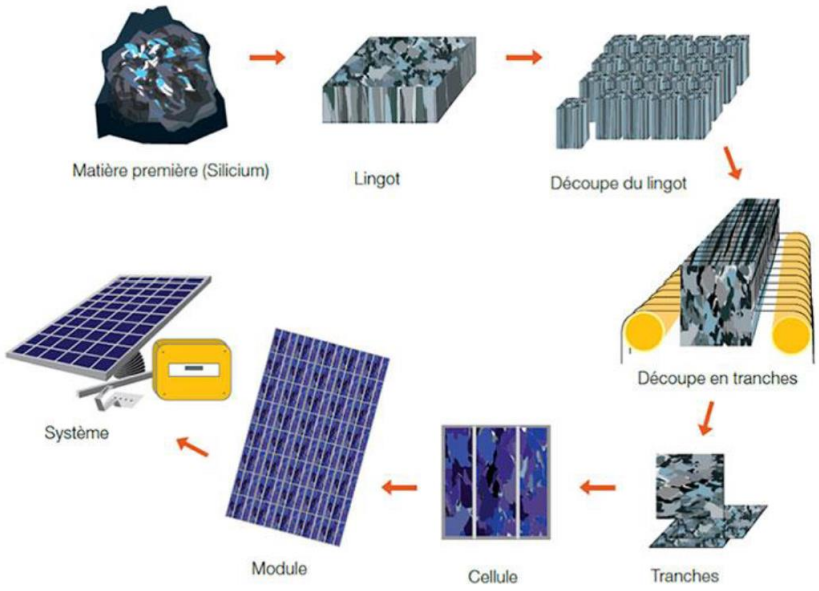


Figure I.12. *Les étapes de fabrication des cellules photovoltaïques de silicium [7]*

I.4.1.1. Le silicium monocristallin (Mono c-Si)

Le silicium monocristallin est difficile à obtenir. En effet, il est caractérisé par son taux de pureté trop élevé (99,99999%) [8] ce qui nécessite plusieurs étapes de purification. Ses cellules sont constituées de cristaux très purs obtenus par un contrôle strict et progressif du refroidissement du silicium. Elles ont un aspect bleu uniforme (Figure I.13). La technologie

mono dispose d'un rendement très important mais son coût reste toujours élevé par rapport à la technologie poly



Figure I.13: Cellule de silicium monocristallin

I.4.1.2. Le silicium polycristallin (Multi c-Si)

Les cellules en silicium polycristallin sont les plus commercialisées avec une part de marché de 69% (contre 24% pour le mono) grâce à leur bon rapport qualité-prix. Ce genre de cellule est de couleur bleu comme le monocristallin, mais pas uniforme. On distingue plusieurs cristaux de tailles et d'orientations différentes (Figure 1.14).

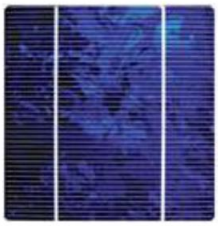


Figure I.13.*Cellule de silicium polycristallin*

I.4.2. 2ème génération : couches minces

La maturité et la maitrise de la première génération (silicium cristallin) a été démontrée sur le long terme grâce à l'abondance du silicium et les rendements élevés aboutis [9]. Cependant, le caractère énergivore de la production des cellules [9] de la première génération a poussé la recherche scientifique à développer des technologies alternatives, nécessitant peu ou pas de silicium. Ces technologies appelées de 2ème génération (couches minces) ont vu le jour dans les années 1970. L'enjeu de développement de cette filière (couches minces) était de trouver un compromis entre la quantité du silicium utilisée et l'efficacité. Les matériaux qui ont pu satisfaire cet enjeu sont les matériaux ayant un coefficient d'absorption plus élevé [9].

Parmi ces matériaux, on trouve : le silicium amorphe (a-Si) ; le disélénium de cuivre indium (CIS), le tellure de cadnium (CdTe). Le principe de la conversion photovoltaïque des cellules en couche minces reste pratiquement le même que celui de la première génération. Sauf

que les cellules de la 2ème génération possèdent une épaisseur beaucoup plus fine de 1 à 10 µm [10], ce qui permet d'avoir l'avantage de faire des dépôts de cellules sur des substrats souples et flexibles (Figure 1.15). Les premières applications commercialisées étaient les calculatrices solaires [9]. Les couches minces occupent aujourd'hui une part de 7 % du marché mondial.



Figure I.14. *Cellule en couche mince*

I.4.2.1. Le silicium amorphe (a-Si)

Les cellules photovoltaïques en silicium amorphe sont obtenues par dépôts successifs de couches dopées et non dopées de silicium purifié en phase gazeuse [10] Une des techniques les plus utilisées étant la PECVD (Dépôt chimique en phase vapeur assisté par plasma) [9], [10]. Dans le cas des couches minces, la couche de semi-conducteur est directement déposée sur un substrat à bas prix tel que du verre, de l'acier inoxydable ou du plastique [11].

La production de ce type de cellules est moins coûteuse que celle de 1ère génération puisqu'elle consomme moins de matériaux semi-conducteurs et ne nécessite pas de passer par l'étape de transformation en « wafers » [6]. C'est le silicium amorphe que l'on trouve le plus souvent dans les produits de consommation comme les calculatrices, les montres, etc. [12].

Les cellules amorphes captent très bien la composante diffuse du rayonnement solaire. Elles sont donc moins sensibles aux variations de rayonnement direct. Ce qui fait de ces cellules une très bonne alternative aux cellules de première génération sur des sites soumis à des contraintes d'ombrages sévères.

Le silicium amorphe est un matériau dit métastable (les propriétés sont stables ensuite) [12]. Ceci se traduit par des propriétés électriques meilleures au bout de quelques mois d'utilisation en extérieur qu'en sortie d'usine. Ce phénomène dit de « stabilisation » conduit parfois à des malentendus sur les performances annoncées par le fabricant.

I.4.2.2. Tellure de cadmium (CdTe)

Cette technologie a montré depuis son apparition une évolution ambitieuse, surtout pour son coût de fabrication très bas. Cependant, cette technologie souffre de divers problèmes [16] :

- La maîtrise des procédés industriels.
- La stabilité des performances.
- La rareté de l'élément de tellure (Te).
- La toxicité de l'élément du cadmium (Cd).

Le groupe Américain First Solar est le leader mondial de la technologie CdTe. Des modules PV commercialisés permettent aujourd'hui d'avoir un rendement de 18,3% (First Solar Series 6 Plus™) [13].

I.4.2.3. Cuivre-indium-diséléniure / cuivre-indium-gallium-sélénium (CIS/CIGS)

Cette technologie s'appuie sur un alliage de cuivre (Cu), indium (In) et sélénium (Se), auquel s'ajoute parfois du gallium (Ga). Ces deux variantes de technologie permettent une très bonne absorption de la lumière, mais les ressources en gallium sont limitées et l'indium est déjà très utilisé par les fabricants des écrans plats des télévisions.

Les cellules (CIS/CIGS) utilisent, comme les technologies au silicium (m-Si, p-Si, a-Si) et au CdTe, le principe de la jonction PN. Elles se démarquent des autres pour deux raisons :

- Le remplacement du silicium nécessitant des étapes de purification.
- La réduction de la quantité ou l'élimination du Cadmium toxique (pour certaines cellules le dépôt sous vide se fait sur une sous couche de sulfure de cadmium (CdS)).

I.4.3. 3ème génération

La troisième génération vise à dépasser le rendement des cellules de 1ère et de 2ème génération, qui est d'environ 20%. Plusieurs concepts sont envisagés pour atteindre cet objectif :

- Cellules à électrons chauds produisant plus de paires d'électrons/trous pour des énergies supérieures à la bande d'énergie.
- Conversion des photons pour ajuster le spectre de la lumière solaire aux caractéristiques du semi-conducteur.

- Superposition de multiples cellules. Ce type de cellules est déjà commercialisé, mais principalement pour des applications spatiales.
- Cellules à concentration : concentration à partir d'un miroir parabolique ou d'une lentille de Fresnel (photovoltaïque à concentration).

I.4.3.1. Cellule organique (OPV)

L'émergence de cette technologie est associée à la découverte des propriétés semi-conductrices de quelques polymères (polyacétylène, polyaniline, etc. [14]) au début des années 2000 [10]. Ces cellules possèdent l'avantage de souplesse vu qu'elles sont partiellement ou complétement faites de plastique. Les polymères garantissent une technologie propre et facile à fabriquer. Leur choix comme matériaux de base a permis aux industriels de n'avoir recours pour l'ensemble de l'ingénierie de fabrication (du substrat à la capsule protectrice) qu'à un seul et unique processus peu couteux. Cette technologie possède un atout environnemental car les matières de fabrication pourraient être issues des déchets recyclés.

Les principaux obstacles de cette technologie sont :

- Un faible rendement (environ 11,1% au laboratoire) [9].
- Une durée de vie courte (environ 1000 heures) [15].

I.4.3.2. Cellule multi-jonction (Multi-j)

Aujourd'hui, la plupart des cellules photovoltaïques sont constituées d'une simple jonction PN. Dans cette jonction, seuls les photons dont l'énergie est égale ou supérieure à la bande interdite du matériau (notée Eg en eV) sont capables de créer des paires électron-trou. En d'autres termes, la réponse spectrale d'une cellule simple jonction est limitée. Seule la proportion du spectre solaire dont l'énergie des photons est supérieure au gap d'absorption du matériau est utile.

D'autre part, même si l'énergie des photons est suffisante, la probabilité de rencontrer un électron est faible. Ainsi, la plupart des photons traversent le matériau sans avoir transférer leur énergie. Les cellules multi-jonction constituent une solution pour limiter ces pertes. Cette technologie consiste à superposer des couches minces des semi-conducteurs traitées de manière à absorber des rayons solaires spécifiques, une couche peut par exemple absorber la lumière bleue, une autre absorbe la lumière verte (Figure 1.16). Les couches empilées possèdent des gaps décroissants. Le grand avantage de cette technologie c'est qu'il est possible d'exploiter le

spectre solaire dans sa quasi-totalité avec des rendements de conversion très élevés et qui peuvent dépasser 40% [16].

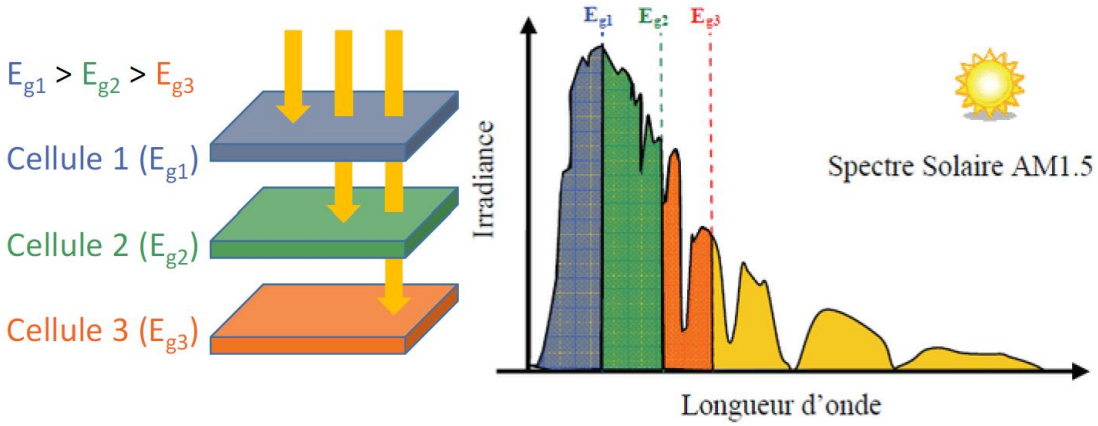


Figure 1.16. *Principe des cellules multi-jonction [17]*

I.4.3.3. Photovoltaïque concentré CPV

Le CPV est souvent considéré comme technologie différente aux autres, alors qu'en vérité, c'est plutôt un concept, car, dans cette technologie appelée CPV (photovoltaïque concentré), les cellules en silicium et en multi-jonction sont utilisées. Le CPV consiste à concentrer la lumière provenant du soleil sur la surface de la cellule ayant de faibles dimensions par rapport aux cellules utilisées sans concentration. La concentration de la lumière se fait par des miroirs paraboliques ou des lentilles de Fresnel (Figure I.17). Le rapport de concentration de la lumière sur la surface de la cellule s'exprime en unité dite « soleil » ; il représente le coefficient de multiplication de l'énergie incidente du soleil.

On distingue deux catégories de concentration (Tableau I.1) :

- Faible concentration LCPV (Lowe Concentration Photovoltaic).
- Haute concentration HCPV (High Concentration Photovoltaic).



Figure I.17. *Systèmes de CPV: lentilles de Fresnel à gauche et miroirs à droite*

Tableau 1.4. *Comparaison des technologies CPV avec le PV c-Si [14]*

	PV	LCPV	HCPV
Rendement module	20%	20%	>30%
Tracker	-	1 axe	2 axes
Rayonnement capté	Global	Direct & une partie du diffus	Direct

I.4.4. Comparaison des technologies

Le Tableau I.2 présente une comparaison entre les différentes technologies :

Tableau 1.5. *Comparaison des technologies des cellules PV [18]*

	1ère génération		2ème génération			3ème génération		
	Monocristallin	Polycristallin	CdTe	CIS/CIGS	a-SI	Organique	Multi-jonction	CPV
Rendement du module en laboratoire (%)	26,1-27,6	22,8	22,1	23,3-23,4	14	17,4-28	39,2-47,7	-
Rendement du module (%)	12-20	11-15	7-13	9-14	5-9	-	30	-
Durée de vie (ans)	25-30	25-30	25-30	25-30	25-30	5	+25	-
Prix (US $ /W_c)	0,26-0,45	0,21-0,29	1-1,5	1-1,15	0,5-1,5	0,55	+300	-
Part du marché (%)	24	69	2	2	3	Au stade de la recherche	<1	-
Utilisation	civile		civile			civile	spatiale	civile
Niveau de développement	Technologie mature		Technologie en plein industrialisation			Au stade de la recherche	Au stade de la recherche	Au stade de la recherche
Sensibilité à la température	Forte		Faible			-	-	Forte, nécessité d'un système d'évacuation de la chaleur résiduelle
Flexibilité	Rigide		Flexible			Flexible	Rigide	Rigide
Sensibilité aux rayonnements	Sensible au direct Moins sensible au diffus		Sensible au direct Sensible au diffus			Sensible au direct Sensible au diffus	-	-
Courbe de dégradation	0,7%/an		1,5%/an			-	-	-

I.5. Architecture d'un système photovoltaïque

L'énergie photovoltaïque est produite à partir du rayonnement solaire par des cellules. Cette énergie est produite grâce à l'effet photovoltaïque, elle passe par plusieurs étapes en traversant divers composants et équipements avant d'être arrivée aux consommateurs. L'objectif de cette partie est de définir les composants du système PV et de décrire leurs fonctionnements.

I.5.1. Module PV

Le module photovoltaïque est un circuit électrique souvent appelé photo-générateur ou panneau, constitué d'un assemblage de plusieurs cellules photovoltaïques. Cette association peut être une association série-parallèle ou série. La dernière est la plus utilisée parce qu'elle permet d'avoir à la sortie du module des valeurs de tension plus pratique, en passant par exemple d'une tension unitaire de cellule de 0,6 V à une tension de sortie du module de 40V.

Derrière les panneaux photovoltaïques on trouve des boîtiers de connexion pour interconnecter les modules entre eux, dans ces boîtes se trouvent les diodes by-pass. Ces dernières jouent un rôle très important afin de protéger les modules contre certains défauts que nous allons traiter dans le chapitre suivant On distingue deux type de module PV : module normal et module sous concentration (CPV).

I.5.2. String PV

Le string photovoltaïque, appelé également chaîne PV, désigne une association de plusieurs modules en série afin de générer une tension suffisante et adaptée à la tension de l'onduleur.

I.5.3. Champ PV

A l'identique de l'association en série des modules qui permet de monter en tension, nous faisons l'association en parallèle des strings afin de monter en courant et adapter sa valeur à la plage d'entrée de l'onduleur. Cette association des strings en parallèle est appelée champ photovoltaïque (Figure I.18).

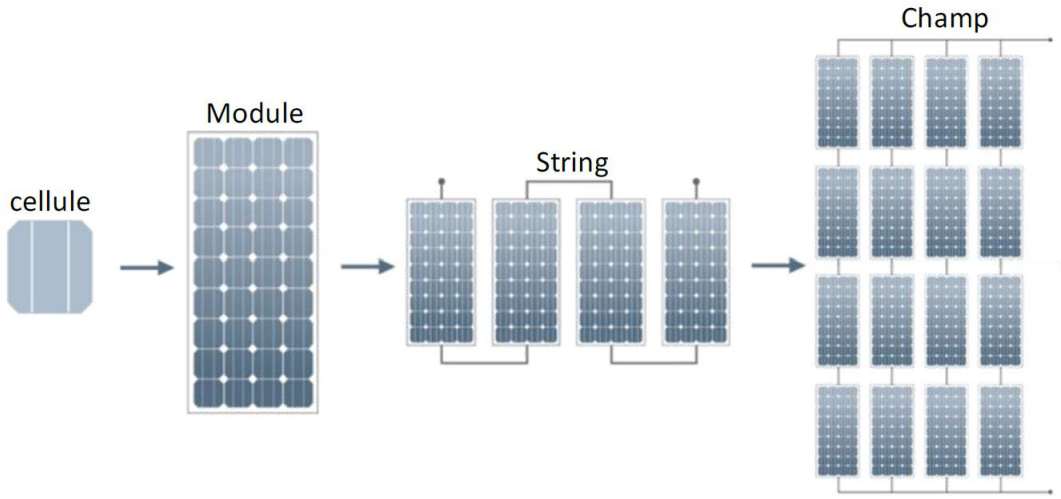


Figure I.18. *Cellule/Module/String/Champ PV [19]*

I.5.4. Convertisseur

Convertisseur appelé également onduleur, désigne le convertisseur DC/AC. Ce groupe se compose en réalité de deux blocs :

- Convertisseur DC/DC qui permet d'extraire la puissance maximale que peut fournir le module, string ou champ PV. Ce convertisseur est équipé d'une partie de commande appelée MPPT (Maximum Power Point Tracker).
- Convertisseur DC/AC qui permet de convertir la puissance DC extraite par le convertisseur DC/DC en puissance AC adaptée en tension, en phase et en fréquence avec le réseau électrique où elle sera injectée.

I.5.5. Système de Protection

Les équipements de protection possèdent une importance capitale afin d'assurer la robustesse et la fiabilité du système photovoltaïque.

- Diode de Bypass

Protège les cellules faibles ou ombragées contre la polarisation inverse, réduisant ainsi le sur chauffage et la dégradation.

- Diode Anti-Retour

Prévenir les courants inverses entre strings ayant des tensions différentes. Ces courants peuvent entraîner une baisse de production et endommager les modules traversés.

- L'utilisation d'une diode anti-retour provoque une légère perte d'énergie due à la chute de tension qu'elle engendre.
- Une alternative est l'utilisation de fusibles, mais ceux-ci ne protègent pas contre les courants inverses.

Le choix entre ces deux solutions dépend d'un compromis entre les pertes en fonctionnement normal (diode anti-retour) et les risques associés aux courants inverses (fusible).

I.6. L'impact des défauts sur la production

Comme nous venons de le voir sur la partie précédente, la chaîne de conversion d'énergie comprend de nombreuses pertes à différentes échelles. Ces pertes sont indépendantes de l'état de fonctionnement des panneaux PV. Tandis que, en cas de fonctionnement défaillant d'autres pertes s'ajoutent en provoquant une baisse d'indice de performance [20], [21], [23], voire même l'indisponibilité du système pour certains défauts. Les pertes annuelles dues aux défauts PV peuvent atteindre 18,9% [24].

Afin d'améliorer la performance et la disponibilité des installations photovoltaïques, le développement d'un outil de détection de défauts est indispensable aujourd'hui. Cet outil permettra de détecter et d'identifier les défauts afin de les diagnostiquer dans le minimum de temps, ceci pour de réduire leur impact sur l'indice de performance et la disponibilité du système.



Chapitre II: Défauts liés aux systèmes Photovoltaïques et méthode de diagnostic

II.1. Introduction

Les systèmes photovoltaïques, bien qu'étant une solution énergétique durable et de plus en plus répandue, sont soumis à divers types de défauts pouvant compromettre leur performance, leur fiabilité et leur durée de vie. Ces défauts, d'origine interne ou externe, peuvent affecter aussi bien les cellules solaires que les modules, les boîtiers de connexion ou les structures de montage. Leur apparition peut être liée à des imperfections de fabrication, à des conditions environnementales sévères ou encore à des phénomènes de vieillissement naturel. La détection et le diagnostic précis de ces anomalies sont donc essentiels pour garantir une production énergétique optimale, assurer la sécurité du système et planifier une maintenance efficace. Ce chapitre présente une classification détaillée des principaux défauts rencontrés dans les installations photovoltaïques, suivie d'un aperçu des différentes techniques de diagnostic, qu'elles soient traditionnelles ou basées sur des approches avancées telles que l'imagerie infrarouge, l'analyse des courbes I-V, ou encore les méthodes d'intelligence artificielle.

II.2. Défauts dans le système photovoltaïque

Une installation photovoltaïque, bien qu'optimisée pour assurer un fonctionnement fiable et performant, demeure exposée à divers types de défauts et d'anomalies au cours de son exploitation. Ces défaillances sont généralement liées à plusieurs facteurs, notamment la conception initiale du système, les conditions d'installation, les modalités d'exploitation ainsi que la qualité de la maintenance assurée. Leur apparition peut engendrer une dégradation significative du rendement énergétique et affecter la durabilité globale de l'installation. Ces défauts sont répartis en plusieurs grandes familles, selon les composants concernés :

Les générateurs photovoltaïques sont sujets à divers problèmes tels que la dégradation des cellules (corrosion, fissures, échauffement), la pollution de surface (présence de poussière, sable, feuilles), l'infiltration d'humidité ou encore des erreurs de montage comme les panneaux inversés ou endommagés.

Les boîtes de jonction peuvent présenter des défauts tels que de court-circuit, des ruptures de liaison ou la corrosion des connexions internes.

Les câbles et connecteurs sont également concernés par des défauts électriques comme les circuits ouverts, le court-circuit, la corrosion des contacts ou un câblage incorrect.

Les diodes de protection, quant à elles, peuvent être absentes, mal raccordées, inversées ou endommagées, compromettant ainsi la sécurité du circuit.

Ces anomalies ont été hiérarchisées en fonction de leur fréquence d'occurrence et de leur impact potentiel sur le fonctionnement du système. Cette classification constitue une base essentielle pour l'étude des méthodes de diagnostic présentées dans la section suivante. Le tableau II.1 résume les principaux défauts recensés dans les installations photovoltaïques.

Tableau II.1. *Présente la répartition des défauts principaux identifiés dans les installations photovoltaïques*. [5]

Composant	Défauts fréquents	Causes possibles	Manifestations	Impacts sur le système
Générateur PV	Corrosion, fissures, échauffement, pollution, humidité, panneaux cassés ou inversés	Vieillissement, conditions climatiques, erreurs d'installation	Baisse de rendement, points chauds, pertes d'isolement	Réduction de la production, dégradation accélérée
Boîte de jonction	Court-circuit, éruption de circuits, corrosion des connexions	Surchauffe, infiltration d'eau, mauvaise qualité des matériaux	Dysfonctionnements électriques, pertes d'énergie	Risque de panne, pertes de puissance
Câbles et connecteurs	Circuit ouvert, court-circuit, corrosion, câblage incorrect	Vieillissement, conditions environnementales, erreurs de pose	Interruption ou instabilité du courant	Pertes d'énergie, risques électriques
Diodes de protection	Destruction, absence, inversion de polarité, mauvaise connexion	Défaut de fabrication, erreur de câblage	Échauffement local, déséquilibre de tension	Pertes d'énergie, danger pour les modules

Parmi l'ensemble des défauts recensés, notre étude se concentrera spécifiquement sur ceux affectant la partie génératrice du système photovoltaïque, en raison de leur fréquence d'apparition et de leur impact direct sur la production d'énergie.

II.2.1. Défaut de Fissure

La fissure "cracking" en anglais est un problème courant rencontrer dans les modules photovoltaïques. Il peut se développer à différents stades de la durée de vie du module cependant, survient dans la plupart des cas lors de l'installation, de l'entretien et lors ce que du transport des modules vers leurs sites. En outre, le craquage est affecté par les contraintes thermiques à haute température d'une cellule et les contraintes thermomécaniques induites par le cycle thermique, les charges mécaniques dues au vent (pression et vibrations) et à la neige (pression). [25] Les modules cassés ou avec des fissures peuvent continuer à fonctionner correctement voir la Figure II-1.

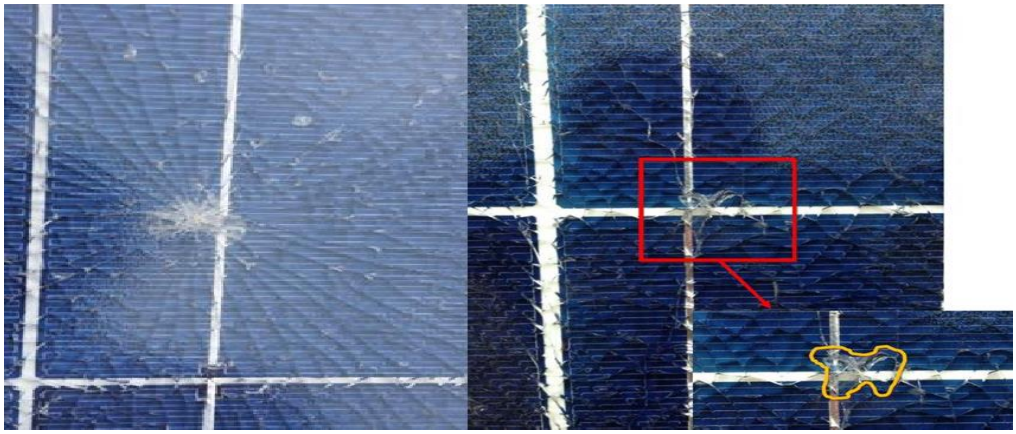


Figure II.1.*Défaut de Fissure*

II.2.2. Défaut de point chaud

Les points chauds des modules peuvent se produire lorsque des cellules individuelles sont ombragées ou brisées. Ces cellules produisent beaucoup moins de courant que les autres cellules de la chaîne et peuvent être polarisées en sens inverse, ce qui entraîne une dissipation de puissance au lieu d'une production [26]. Ce phénomène affecte les cellules en silicium cristallin (c-Si) et est généralement le résultat de l'encrassement, de l'ombrage, des cellules endommagées ou des diodes de dérivation endommagées. Les cellules des points chauds dissipent de l'énergie, ce qui entraîne une augmentation de la température de surface et, par conséquent, les défauts des points chauds sont principalement diagnostiqués à l'aide d'analyses

infrarouges et thermiques [25]. Les points chauds persistants peuvent endommager les cellules solaires, les diodes de dérivation et provoquer des défauts de circuit ouvert [26].

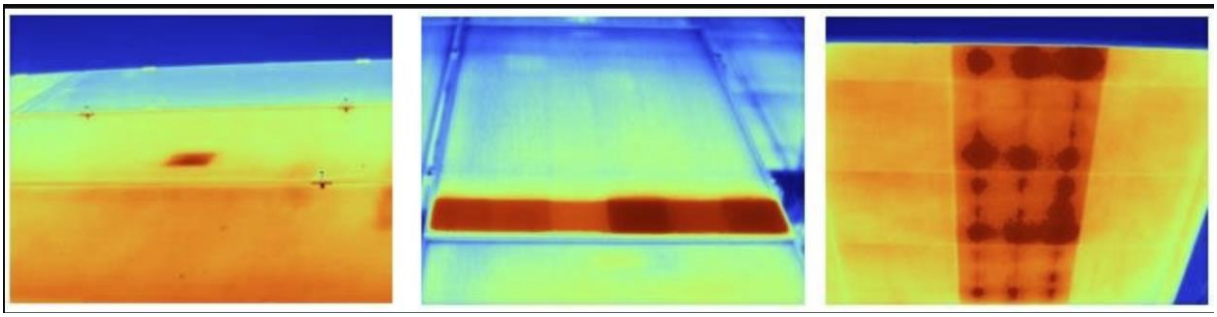


Figure II.2. Défaut de point chaud

II.2.3. Dégradation

La dégradation des modules entraîne une baisse de la puissance de sortie au fil du temps. Les défauts de dégradation peuvent être identifiés par une méthode électrique reposons sur les caractéristique I-V du module [27].

II.2.4. Ombrage

Les défauts d'ombrage sont causés lorsqu'une sous-section d'un module ou d'un système PV reçoit moins d'irradiation solaire en raison de l'obstruction et des ombres. L'ombrage peut être diagnostiqué en recherchant des baisses inattendues de courant [27]. Un événement d'ombrage donne des résultats similaires à ceux des chaînes en circuit ouvert, mais sont le plus souvent temporaires.



Figure.II.3. *Défaut d'ombrage*

II.2.5. Défaut de circuit ouvert

Les défauts de circuit ouvert font référence aux défauts de déconnexion dans les sous-systèmes PV. Cela inclut la déconnexion des cellules d'un module, des modules d'une chaîne ou des chaînes d'un réseau PV [28]. Le diagnostic au niveau d'un réseau peut être réalisé en inspectant les indicateurs de tension et de courant. La tension du réseau PV reste constante ;

cependant, le défaut entraîne une baisse de courant. Les défauts en circuit ouvert peuvent être causés par des cellules endommagées, des diodes défectueuses et des défauts de câblage [24].

II.2.6. Défaut de court-circuit

Tout comme les défauts de circuit ouvert, les défauts de court-circuit peuvent se produire dans différents sous-systèmes de l'installation photovoltaïque. Les modules court-circuités dans une chaîne entraînent une chute importante de la tension du réseau, tandis que le courant du réseau augmente légèrement [29].

II.2.7. Défaut d'encapsulation

L'échec de l'encapsulation est causé par un délaminage ou une décoloration du module PV. La principale raison de ce défaut est l'accumulation de sels, la pénétration de l'humidité et d'autres facteurs externes [30].

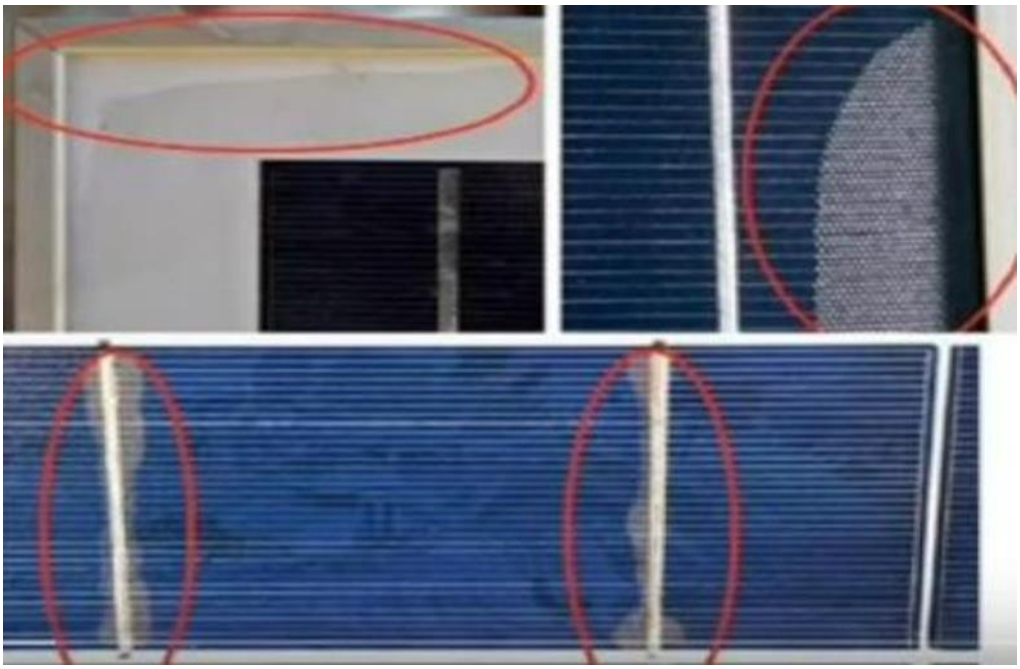


Figure.II.4. *Défaut d'encapsulation*

II.2.8. Décoloration

Le défaut de Décoloration est la décoloration (brunissement ou jaunissement) de l'encapsulant, ce qui peut être aidé par le fait que la décoloration est également le mode le plus perceptible, par inspection visuelle. Elle est principalement causée par la dégradation de l'encapsulant éthylène acétate de vinyle (EVA). Les principales raisons de la dégradation de l'EVA sont les rayons ultraviolets (UV) combinés à l'eau sous des températures supérieures à 50°C.

Les changements de couleur du matériau encapsulant produisent une variation de la transmittance de la lumière atteignant les cellules solaires et, par conséquent, une réduction de la puissance générée.

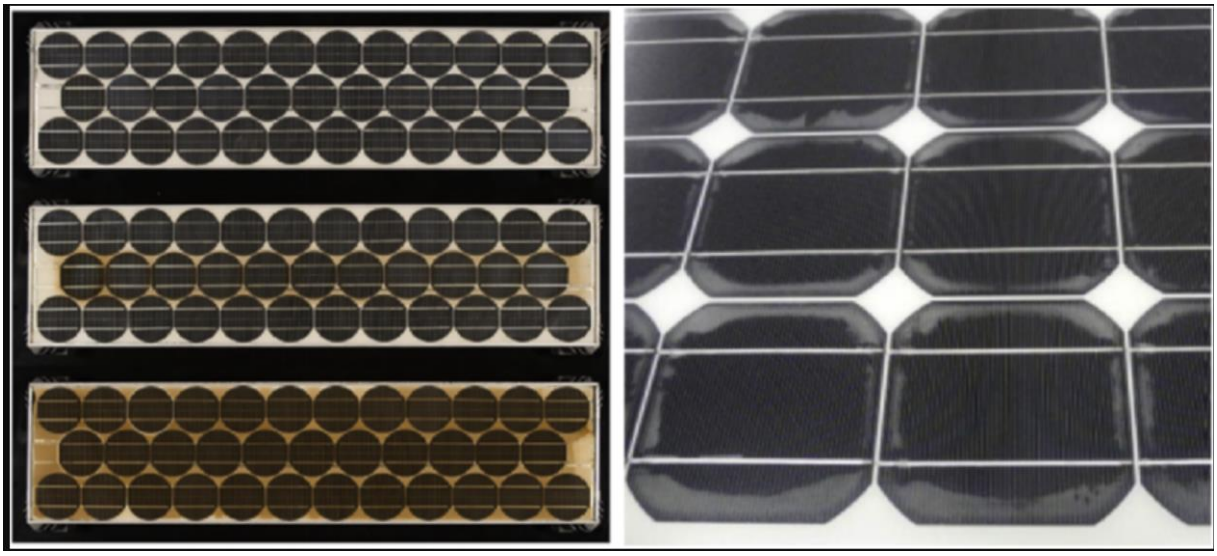


Figure.II.5. *Défaut décoloration*

II.3. Méthodes de détection et de diagnostic des défauts d'un système PV

Les conditions climatiques (les effets d'ombrage, l'encrassement des modules), conditions d'exploitation (vieillissement des modules PV) et des défauts de fabrication sont la cause principale à l'anomalie apparue dans les différents étages du système photovoltaïque, du module puis le câblage et la protection et enfin les convertisseurs de puissance [25].

Semblable à tous les systèmes industriels, les systèmes de surveillance jouent un rôle essential dans les installations photovoltaïques, car ils remplissent la tâche de contrôle et la détection des défauts [25].

Dans ce contexte, les chercheurs ont proposé plusieurs méthodes de diagnostic dédié aux centrales photovoltaïques. Trois fonctionnalités de base qui distingue une méthode à l'autre, à savoir la rapidité de détection de l'anomalie, l'optimisation des donnés d'entré et la sélectivité (c'est-à-dire la capacité à distinguer les différents défauts). Ils peuvent être classés globalement en deux catégories principales [32] :

- Méthodes visuelles et thermiques [32,33] (non électriques), qui peuvent être utilisées pour détecter la décoloration, le brunissement, les salissures de surface, les points chauds, la rupture et la délamination.

- Méthodes électriques pouvant être utilisées pour détecter et diagnostiquer les modules PV, les chaînes et les réseaux défectueux, y compris les défauts d'arc, les défauts de mise à la terre, les diodes, etc.

Le graphe suivant présente les différentes méthodes de diagnostic.

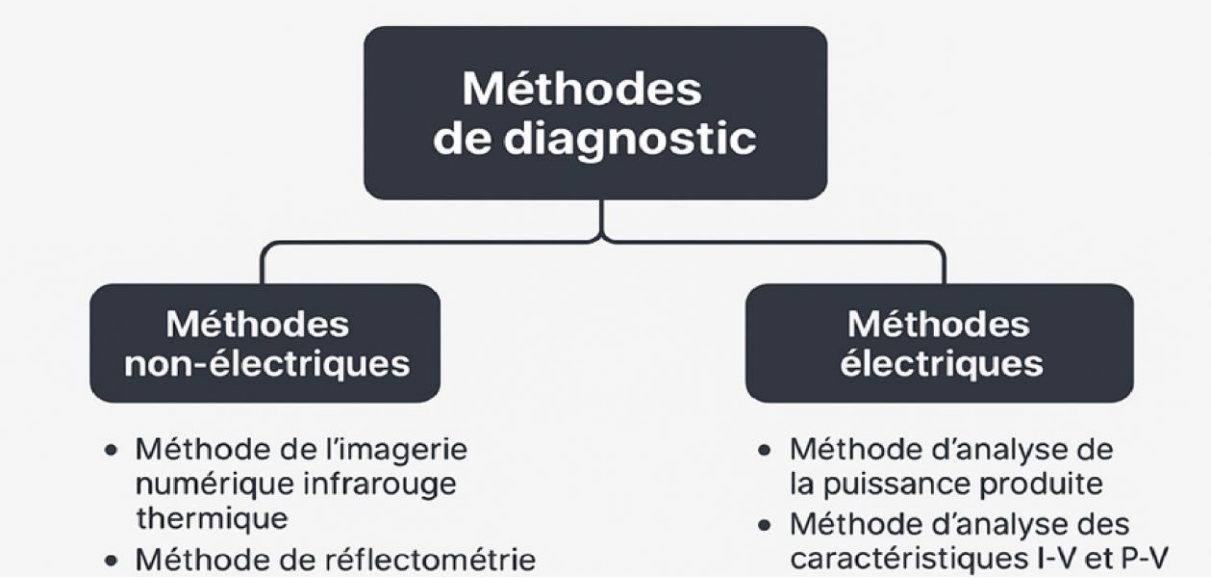


Figure II.6. *Méthodes de diagnostic de défauts d'un générateur PV.*

II.3.1. Méthodes non –électriques

Cette catégorie de méthodes est principalement destinée à la détection de la fissure. On peut citer comme méthodes : les essais mécaniques de flexion, l'imagerie par photoluminescence et électroluminescence. Dans notre cas (diagnostic des modules PV) l'imagerie infra rouge et réflectométrie sont les plus répondu [34].

II.3.1.1. Méthode de l'imagerie numérique infrarouge thermique

Les inspections visuelles et l'analyse de l'imagerie infrarouge et thermique pour la détection et la localisation des défauts sont classées comme des méthodes non électriques. Ces méthodes n'exigent pas de données électriques mesurées du système PV. Les méthodes visuelles et thermiques sont utilisées spécifiquement pour détecter la décoloration, le brunissement, les salissures, points chauds, rupture et délaminage des modules PV [24-25]. L'inspection visuelle des modules est long et ne convient pas aux systèmes PV à grande échelle.

Les méthodes de détection des défauts thermiques et infrarouges dépendent généralement aux équipements (caméras thermiques ou infrarouges, drones, etc.) et Les vitesses de détection sont basées sur la fréquence de la surveillance des plantes. Ces méthodes sont révélées efficaces [33], mais elles ne sont pas adaptées aux installations photovoltaïques de petite échelle.

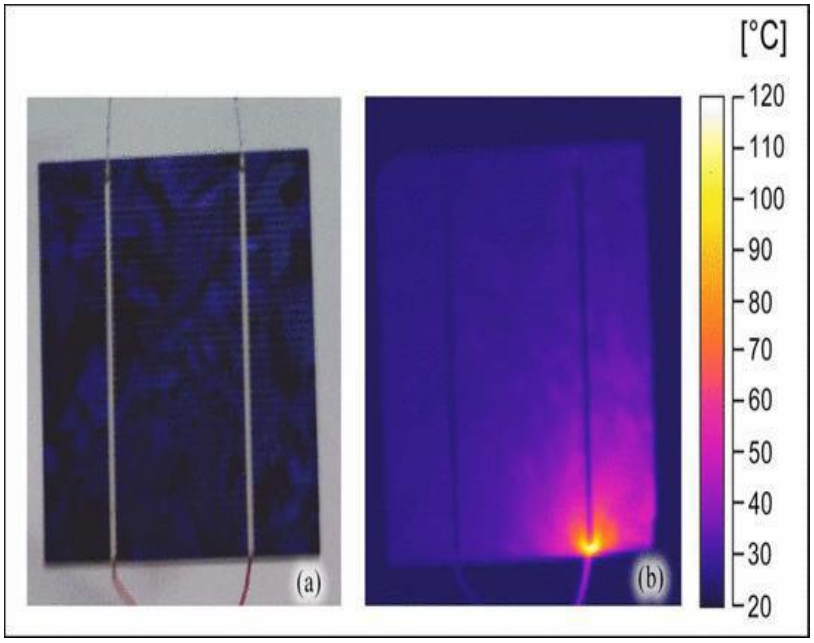


Figure II.7. *Exemple de la localisation de défauts par la caméra thermique*

II.3.1.2. 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 diagnostiquer. N'importe quelle discontinuité (fissure, défaut, court-circuit, circuit ouvert) se comporte comme un obstacle à cette impulsion incidente et provoque une réflexion. Puis de mesurer les échos retournés. Le retard et l'amplitude des échos sont utilisés pour obtenir des informations sur la localisation, la caractérisation et éventuellement la prédiction du défaut. Elle a seulement besoin d'un point d'accès, qu'il demande une précision dans leur détermination. Néanmoins, elle est adaptée pour les réseaux de topologie complexes.

Aussi, elle peut être intégrée dans les systèmes de contrôle. Cependant, la détection précoce de défauts d'un champ PV nécessite un traitement de données puissant avec un échantillonnage très rapide, ce qui augmente la complexité et le coût du système de diagnostic.

Cette méthode a été est utilisée par [35-36], et par "T. Takashima et all" [37]. Dans le but de détecter le défaut de type "circuit ouvert", "court-circuit" et "augmentation de l'impédance de la connectique", dans un string photovoltaïque.

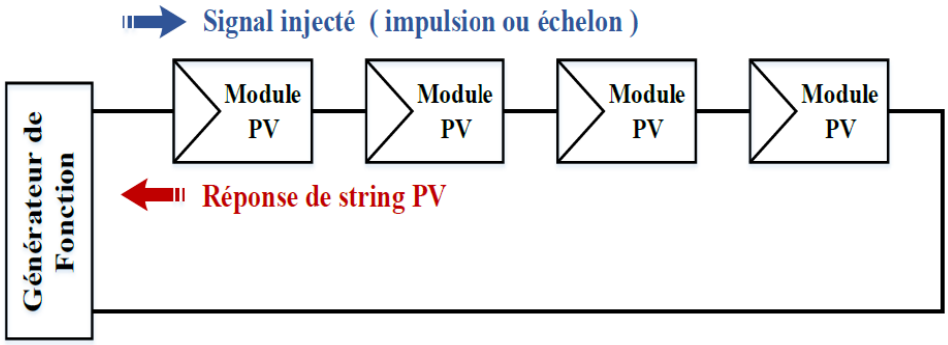


Figure II.8. *Principe de la réflectométrie pour localiser le défaut dans un string PV.*

II.3.2. Méthodes électriques

Les données d'entré pour ces méthodes sont les paramètre électriques (courant, tension et puissance). Trois principaux type de méthode sont proposée dans la littérature sur laquelle nous nous concentrons dans ce paragraphe.

II.3.2.1. Méthode d'analyse de la puissance produite

Elle est appliquée par [38-39]. Elle est efficace pour déterminer si un champ PV fonctionne normal ou non. Cette méthode utilise l'irradiation solaire et les données de température des modules pour prédire la sortie du panneau photovoltaïque avec un modèle de circuit équivalent. Deux indicateurs correspondant aux pertes thermiques et aux pertes de puissance sont définis.

L'algorithme de détection reconnaît un fonctionnement défectueux du système lorsque les pertes mesurées sont beaucoup plus élevées que les pertes simulées. Des indicateurs basés sur les rapports des valeurs de courant et de tension simulées et mesurées sont alors utilisés pour identifier les défauts de chaîne ou les défauts d'ombrage [40].

II.3.2.2. Méthode d'analyse des caractéristiques I-V et P-V

Le recueil de grandeurs mesurées (courant et tension) à différents points du champ photovoltaïque permet de détecter et de localiser précisément l'emplacement du défaut à l'aide des capteurs placés dans le champ PV. Plusieurs études sont menées dans ce cadre par différents auteurs [41,42].

II.3.2.3. Méthode d'analyse du point de fonctionnement

Cette méthode repose sur l'analyse et la comparaison du point de puissance maximale actuel de l'installation PV et celui attendu. Cette méthode offre la possibilité de détecter automatiquement la présence d'un défaut sans interrompre le système.

II.4. Méthodes basées sur des techniques d'intelligence artificielle (IA)

Le diagnostic des systèmes photovoltaïques (PV), souvent complexes et sujets à des défaillances multiples et variables, nécessite des approches capables de traiter des données hétérogènes, non linéaires et parfois incomplètes. Les méthodes classiques fondées uniquement sur des modèles mathématiques atteignent rapidement leurs limites. Pour pallier ces insuffisances, les techniques d'intelligence artificielle (IA) ont été introduites afin de reproduire le raisonnement humain dans les processus de diagnostic et de décision. Elles permettent d'améliorer la précision, la rapidité et l'efficacité de la détection des défauts.

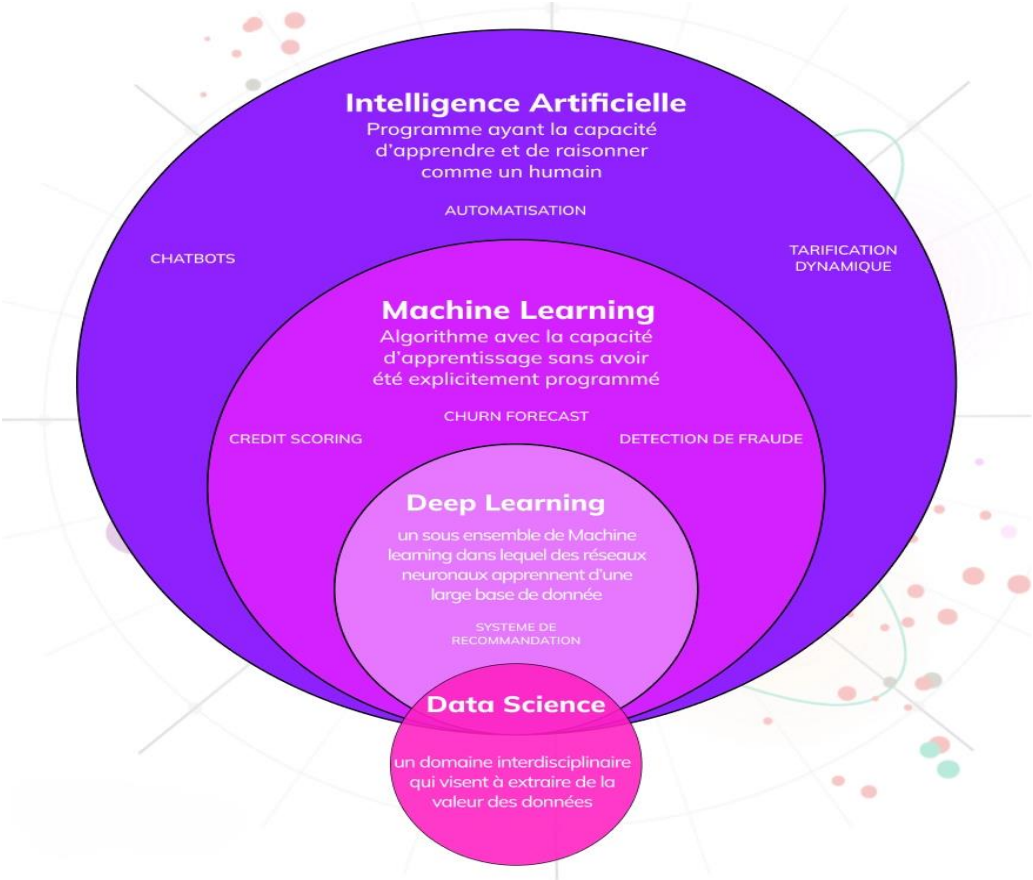


Figure.II.9. *IA, Machine Learning, Deep Learning*

II.4.1. Réseaux de neurones artificiels (ANN)

Les réseaux de neurones sont conçus pour imiter le fonctionnement du cerveau humain. Ils sont particulièrement efficaces pour reconnaître des modèles complexes à partir de données d'entrée, même en présence de bruit. Dans le domaine PV, ils sont utilisés pour estimer les paramètres électriques, détecter les anomalies et classifier les types de défauts.

II.4.2. Apprentissage automatique (Machine Learning - ML)

La machine Learning repose sur l'utilisation d'algorithmes capables d'apprendre automatiquement à partir de données historiques. Dans le contexte PV, il permet de classer les défauts, de prédire la performance ou encore de détecter des comportements anormaux. Des algorithmes comme les arbres de décision, les forêts aléatoires, les machines à vecteurs de support (SVM) ou encore le k plus proches voisins (k-NN) sont couramment utilisés.

II.4.3. Apprentissage profond (Deep Learning - DL)

L'apprentissage profond (Deep Learning) est une branche avancée de l'intelligence artificielle, issue de la machine Learning, qui repose principalement sur l'utilisation de réseaux de neurones profonds. Ces architectures comportent plusieurs couches cachées, leur permettant d'apprendre des représentations hiérarchiques et complexes des données d'entrée. Le Deep Learning est particulièrement efficace pour traiter des volumes importants de données, notamment les images, les signaux temporels ou encore les séries temporelles. Ces dernières années, les méthodes d'apprentissage profond ont connu un essor considérable dans le domaine du diagnostic des défauts photovoltaïques, en raison de leur capacité à extraire automatiquement des caractéristiques discriminantes à partir de données brutes, sans besoin d'ingénierie manuelle des factures. Principales architectures utilisées en Deep Learning :

II.4.3.1. Réseaux de neurones convolutifs (CNN)

Largement adoptés pour les tâches de vision par ordinateur, les CNN sont capables d'extraire des caractéristiques locales à partir des images, telles que les contours, textures ou motifs, ce qui les rend adaptés à la classification d'images IR ou RGB de panneaux photovoltaïques. Ils ont prouvé leur efficacité dans la détection de défauts comme les points chauds, les microfissures ou les décolorations.

II.4.3.2. Réseaux récurrents (RNN) et variantes (LSTM, GRU)

Bien qu'ils soient davantage utilisés pour les données séquentielles, les RNN peuvent être exploités pour modéliser l'évolution temporelle des performances d'un système PV, par exemple dans le suivi longitudinal des dégradations.

II.4.3.3. Auto-encodeurs

Utilisés pour la détection non supervisée de défauts, les auto-encodeurs apprennent à reconstruire les données d'entrée. Toute anomalie est identifiée à partir d'une erreur de reconstruction élevée. Ils sont utiles dans les cas où les données défectueuses sont rares ou non étiquetées.

II.4.3.4. GAN (Generative Adversarial Networks)

Ces réseaux peuvent générer des données synthétiques, ce qui est précieux pour augmenter artificiellement les jeux de données, notamment dans le cas de déséquilibres entre classes de défauts. Ils permettent aussi la simulation d'images thermiques.

II.4.3.5. Transformeres pour la vision – Vision Transformer (ViT)

Récemment introduits, les Vision Transformers (ViT) représentent une rupture par rapport aux CNN. Ils divisent l'image en patches, puis les traitent comme une séquence, utilisant des mécanismes d'attention pour modéliser les relations globales entre les différentes régions de l'image. Cette approche s'est révélée particulièrement performante pour des tâches de classification complexes où les défauts sont subtils ou répartis de manière irrégulière sur le panneau.

Contrairement aux réseaux convolutifs (CNN), qui analysent les images à l'aide de filtres locaux glissant sur de petites régions (réceptive fields), les Vision Transformers (ViT) adoptent une approche globale fondée sur des mécanismes d'attention. Alors que les CNN sont efficaces pour détecter des motifs locaux (comme les bords ou les textures), ils ont tendance à perdre l'information contextuelle à longue portée, surtout dans les couches profondes. Les ViT, en revanche, traitent l'image sous forme de séquence de patches et peuvent ainsi modéliser directement les relations à longue distance entre différentes régions de l'image. Cette capacité à capter des dépendances globales rend les ViT particulièrement efficaces pour des tâches où les défauts ne sont pas nécessairement concentrés ou bien délimités, comme c'est le cas dans les images thermiques de panneaux photovoltaïques.

II.5. Choix de l'approche de diagnostic

Dans le cadre de cette étude, nous avons opté pour l'utilisation du Vision Transformer (ViT) comme modèle principal de diagnostic des défauts photovoltaïques à partir d'images infrarouges. Cette décision est motivée par la capacité du ViT à capturer des dépendances globales et contextuelles sur l'ensemble de l'image, contrairement aux CNN, qui se limitent à des relations locales. Cette caractéristique est particulièrement pertinente dans le contexte du diagnostic IR, où certains défauts, tels que les points chauds, la dégradation localisée, l'encapsulation ou la décoloration, peuvent s'exprimer de manière diffuse ou non centrée.

Le ViT permet donc une meilleure représentation globale de l'image thermique, ce qui améliore la sensibilité et la précision du modèle dans la détection de défauts variés et parfois discrets.

II.6.Conclusion

L'analyse approfondie des différents types de défauts rencontrés dans les installations photovoltaïques a permis de mettre en évidence l'importance d'un diagnostic précis et rapide pour garantir la performance et la durabilité des systèmes. Parmi les nombreux défauts identifiés, ceux affectant la partie génératrice, tels que les points chauds, les ombrages, les défauts de circuit ouvert ou de court-circuit, la dégradation, la décoloration et les problèmes d'encapsulation, se révèlent particulièrement critiques. Ces défauts impactent directement la production d'énergie et peuvent être à l'origine de pertes significatives si non détectés à temps.

Face aux limites des méthodes de diagnostic classiques, les approches fondées sur l'intelligence artificielle, notamment le machine learning et le deep learning, offrent des solutions innovantes, plus flexibles et adaptées à la complexité croissante des installations. Dans cette optique, notre étude adopte une méthode avancée basée sur l'architecture Vision Transformer (ViT), capable de traiter efficacement les images thermiques des modules PV tout en capturant des relations spatiales globales entre les pixels. Cette approche permettra une détection plus fine et plus robuste des défauts, ouvrant la voie à un diagnostic automatisé et intelligent des systèmes photovoltaïques.



Chapitre III : Détection Intelligente des Défauts dans les Systèmes Photovoltaïques

III.1. Introduction

La nécessité de trouver une méthode qui rende cette tâche simple et précise est due au besoin des systèmes photovoltaïques qui puisse détecter les défauts de manière automatisée sans nécessiter l'intervention d'experts pour aider à la maintenance du système PV et protéger le système contre les pertes d'énergie ou d'autres risques différents.

En proposant méthodologie sans contact pour détecter et classer les défaillances des modules photovoltaïques en fonction d'une base de donnée images thermiques et de l'apprentissage profond utilisant des réseaux neuronaux de transformateurs, dont la précision de modélisation a été démontrée comme étant comparable à celle des réseaux neuronaux convolutionnels (CNN), il peut surpasser de nombreux modèles CNN. Dans notre chapitre, nous présentons une méthode de FDD PV qui est appliquée à un ensemble de données de 20 000 images infrarouges qui ont été collectées à partir de champs PV réels à grande échelle dans 25 pays sur six continents. Les contributions de la méthodologie proposée sont les suivantes :

- Le jeu de données est prétraité à l'aide de filtres d'image pour accentuer les contours et améliorer la visibilité des défauts. La technique SMOTE est utilisée pour équilibrer les classes.
- Un modèle Vision Transformer ViT est proposé pour la détection des défauts photovoltaïques. Ce modèle exploite le mécanisme d'auto-attention pour analyser l'image dans sa globalité, contrairement aux CNN qui se focalisent sur des régions locales.
- Le modèle est ensuite entraîné et évalué pour la détection des défauts, puis pour classifier les différents types de défauts.

III.2. Diagnostic d'un système PV à base deep Learning vision transformer

Pour atténuer les risques potentiels pour le système photovoltaïque, nous proposons une technique d'apprentissage profond qui améliore les systèmes de diagnostic des pannes grâce à l'utilisation d'un système de détection des pannes basé sur les données qui a réussi à classer diverses pannes de modules PV à partir d'images thermographiques. Cela permet de protéger le système solaire sans nécessiter l'intervention d'un expert ou de méthodes destructives

III.2.1. La base de données

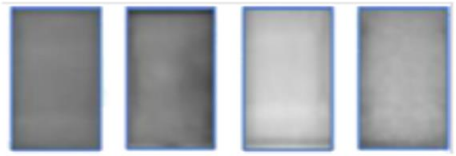
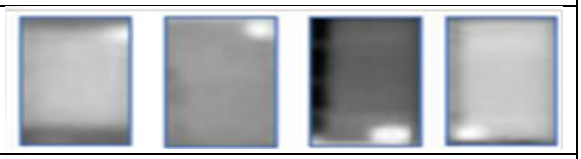
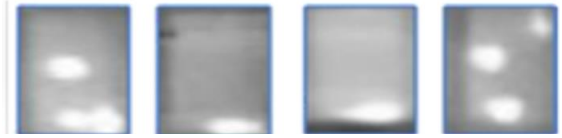
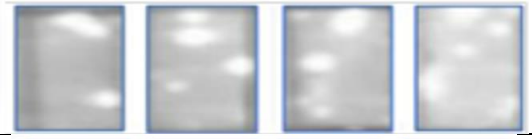
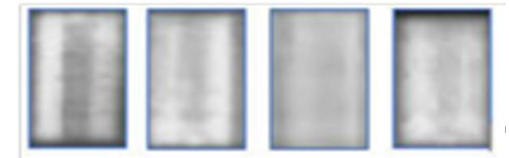
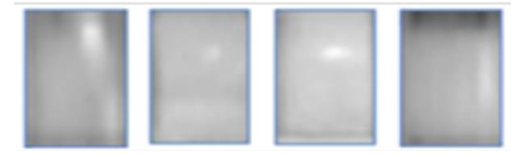
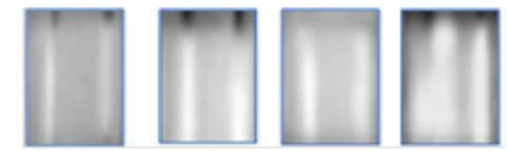
Le jeu de données utilisé a été initialement publié lors de l'atelier ICLR 2020 sur l'IA appliquée aux sciences de la Terre [43]. Il comprend un total de 20 000 images infrarouges, chacune ayant des dimensions de 24 x 40 pixels. La résolution de ces images varie entre 3,0 et 15,0 cm par pixel, permettant de capturer des détails de haute précision des modules photovoltaïques. Ces images ont été collectées à partir de champs photovoltaïques à grande échelle, situés dans 25 pays répartis sur six continents, offrant ainsi une couverture géographique diversifiée. Cela permet au jeu de données de refléter une variété de conditions environnementales et de configurations de panneaux photovoltaïques.

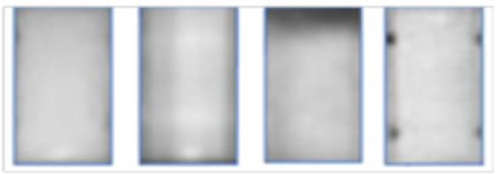
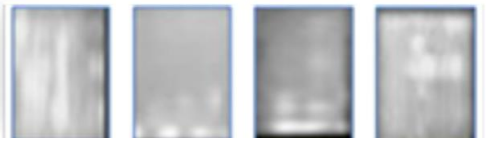
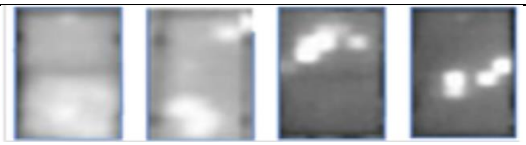
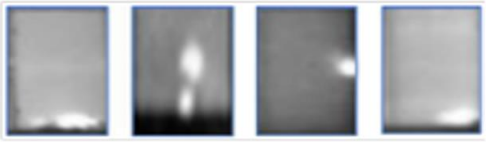
L'ensemble de données est composé de 12 classes distinctes de modules solaires. Parmi celles-ci, 11 classes correspondent à des anomalies spécifiques observées sur les panneaux, telles que des défaillances dues à l'encrassement, la fissuration, les points chauds, etc. La dernière classe représente des modules photovoltaïques en parfait état, sans aucun défaut visible. Ce dernier groupe sert de référence pour la classification des modules sains.

Les images ont été regroupées par l'équipe de Raptor Maps, qui a utilisé des drones équipés de capteurs d'imagerie infrarouge dans les spectres moyens à long (3-13,5 µm) ainsi que dans le spectre visible. Ces drones ont effectué des survols de champs photovoltaïques afin de capturer des images de haute qualité qui sont représentatives des défauts rencontrés dans des conditions réelles. Ces images infrarouges sont particulièrement utiles pour détecter des anomalies invisibles à l'œil nu, telles que les points chauds ou les défauts de connexion.

Le tableau 1 illustre la répartition des images par classe, mettant en évidence un déséquilibre significatif entre les différentes catégories. Certaines anomalies, comme les défaillances mineures, sont beaucoup moins fréquentes que d'autres, telles que les modules en bon état ou les défauts majeurs comme les points chauds. Ce déséquilibre est représentatif de la réalité du terrain, où certaines défaillances sont plus communes que d'autres. Toutefois, l'équipe de collecte des données de Raptor Maps a fait en sorte de garantir la qualité et la précision des informations recueillies. Grâce à cette attention particulière, les chercheurs peuvent ajuster les proportions de chaque classe dans le jeu de données selon les exigences spécifiques de leurs travaux, par exemple, en utilisant des techniques d'augmentation de données pour compenser les classes sous-représentées.

Tableau III.1. *Distribution détaillée, description et quelques exemples d'anomalies du jeu de données.*

Anomalie	**Sous-catégorie**	**Description**	
Pas d'anomalie		Module en fonctionnement normal sans aucune anomalie	
Anomalie	Cellule	Une seule cellule présente un point chaud carré	
	Cellule multiple	Plusieurs cellules présentent des points chauds carrés	
	Fissure	Surface du module fissurée	
	Diode	Une diode de dérivation activée typique affecte environ un tiers du module	
	Diodes multiples	Plusieurs diodes de dérivation actives affectant généralement deux tiers du module	
	Point chaud	Un module à couche mince présente un point chaud ponctuel	
	Points chauds multiples	Module ou piste d'escargot avec plusieurs points chauds ponctuels	

	Module déconnecté	Le module entier est déconnecté et chauffé	
	Ombrage	Plantes, structures humaines ou rangées contiguës bloquant la lumière	
	Encrassement	Débris sur la surface du module, comme de la saleté ou de la poussière	
	Végétation	Végétation, par exemple arbres bloquant les panneaux photovoltaïques	

III.2.2. Prétraitement des images

Dans la méthodologie proposée, nous préparons les images thermographiques issues du jeu de données afin d'extraire les informations les plus pertinentes relatives aux anomalies photovoltaïques (PV). Le processus de prétraitement s'articule autour de deux étapes principales : l'amélioration de la qualité des images à l'aide d'un filtrage par accentuation, et l'équilibrage des classes via la technique SMOTE.

III.2.3. Filtrage des images

Compte tenu de la faible résolution des images PV (24 × 40 pixels) du jeu de données, il est nécessaire d'améliorer et de clarifier leurs détails pour faciliter la tâche de classification et améliorer la précision du modèle. Un filtrage adéquat est essentiel, car un filtre inadapté pourrait altérer les caractéristiques critiques des images.

La première étape du prétraitement consiste à appliquer un filtrage par renforcement de la netteté. Ce filtrage est particulièrement pertinent lorsque les images présentent de faibles niveaux de bruit, comme c'est le cas ici en raison de leur résolution limitée. Le filtre de netteté agit en accentuant les zones de transition à haute fréquence dans l'image, rendant ainsi les bords plus visibles.

Le processus s'effectue en plusieurs étapes :

- Lissage de l'image originale : I (x, y) pour produire une version floutée I_{smooth} (x, y) en appliquant un filtre passe-bas (filtre médian ou gaussien).
- Extraction des contours : en soustrayant l'image lissée de l'image d'origine, ce qui donne l'image des bords I_{edge} (x, y) selon l'équation (III.1) :

$$Iedge(x,y) = I(x,y) - Ismooth(x,y) \qquad (III.1)$$

- Création de l'image : accentuée en ajoutant à l'image originale une version pondérée de l'image des bords selon l'équation (III.2) :

$$Isharp(x,y) = I(x,y) + S \times Iedge(x,y) \qquad (III.2)$$

S est un facteur d'amplification compris entre 0,2 et 0,7.

Dans notre méthodologie, le filtrage a été mis en œuvre à l'aide de la fonction « ImageFilter. UnsharpMask() » de la bibliothèque « Pillow » en Python, avec un rayon de flou fixé à 2 et une intensité de netteté de 150 %.

L'application de ce filtrage contribue significativement à améliorer la précision de la méthodologie proposée. En renforçant la visibilité des bords caractéristiques des défauts — par exemple, les contours nets des points chauds carrés dans la classe des anomalies cellulaires, ou les délimitations précises des anomalies des couches minces , le modèle présente une sensibilité et un score F améliorés dans la classification des onze types de défauts photovoltaïques.

III.2.4.Traitement du déséquilibre des classes

Pour corriger le déséquilibre important entre les classes du jeu de données, nous avons appliqué la technique SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique). Cette méthode permet de générer de nouveaux exemples synthétiques pour les classes minoritaires, augmentant ainsi leur représentation dans le jeu de données.

Le recours à SMOTE est essentiel pour éviter que le modèle d'apprentissage ne privilégie la classe majoritaire au détriment des classes rares, ce qui pourrait entraîner des erreurs de détection critiques dans des scénarios réels. L'application de cette technique assure une meilleure représentativité des anomalies rares et contribue à renforcer la robustesse et l'équité des performances du modèle.

La figure III.1 illustre la répartition des classes avant et après application de SMOTE.

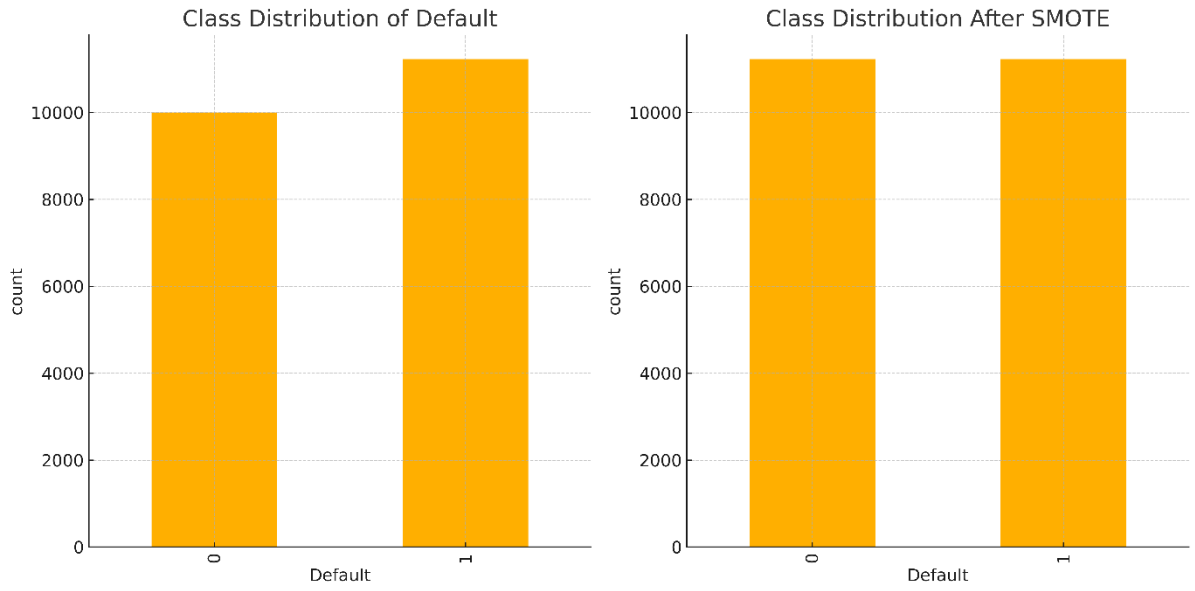


Figure .III.1. *Distribution des classes après SMOTE*

III.3. Utilisation de Vision Transformer (ViT) pour la Classification d'Anomalies PV

Avec l'évolution rapide des techniques de vision par ordinateur, les réseaux de neurones basés sur des architectures Transformer ont montré des performances remarquables, notamment pour l'analyse d'images complexes. Contrairement aux approches traditionnelles basées sur les Convolutional Neural Networks (CNNs), le Vision Transformer (ViT) propose de traiter les images comme des séquences de patchs, analogues aux mots dans une phrase, permettant ainsi de capturer efficacement des relations spatiales globales à travers toute l'image.

Dans notre étude, les images thermographiques des panneaux photovoltaïques, représentant diverses anomalies (par exemple : points chauds, fissures, diodes défectueuses, encrassement, végétation, etc.), seront utilisées comme entrées dans un modèle ViT. Chaque image sera découpée en petits patchs de taille fixe, lesquels seront ensuite linéarisés, encodés, et traités par des blocs Transformer pour permettre une classification précise de l'anomalie détectée comme représenter dans la figure 2.

L'utilisation de ViT est particulièrement pertinente ici car :

- Les anomalies peuvent apparaître n'importe où dans le module, nécessitant une vision globale de l'image.
- Certaines anomalies ont des motifs fins et complexes (comme les fissures ou les encrassements), bien capturés par les relations longues distances modélisées par ViT.

- ViT est capable d'apprendre des représentations plus générales avec moins de biais inductifs que les CNNs, ce qui peut être bénéfique avec des anomalies variées.

Ainsi, la combinaison de ViT avec des techniques d'augmentation de données et un pré-entraînement sur des jeux de données d'images plus larges permettra d'améliorer significativement les performances de détection et de classification des défauts photovoltaïques.

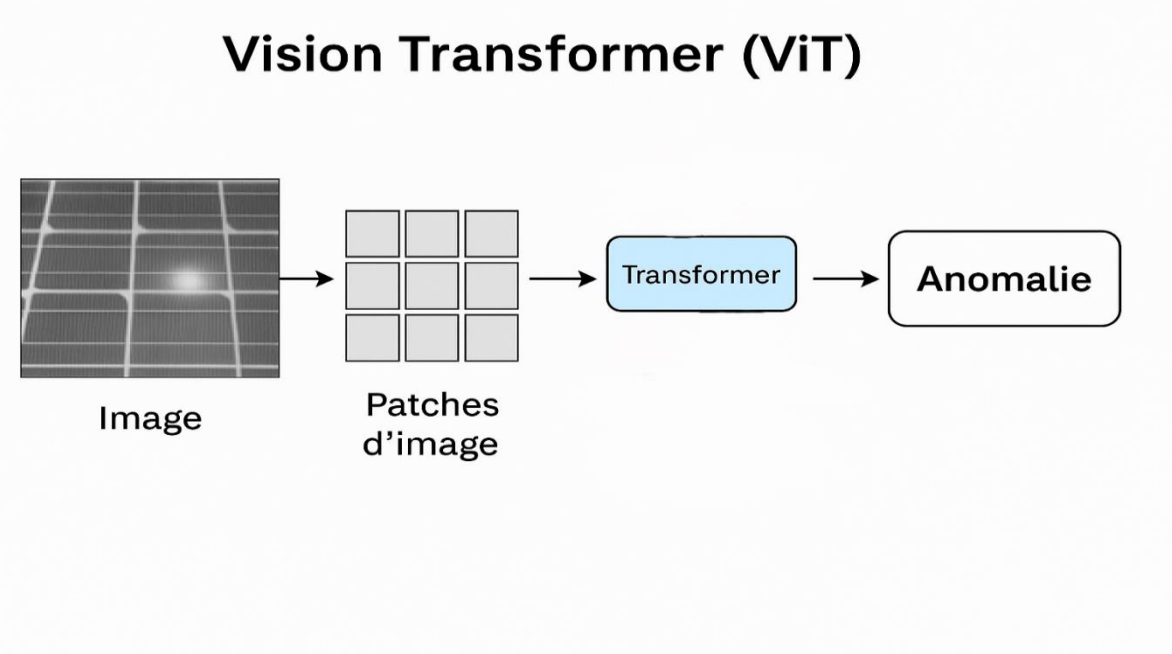


Figure.III.2. *Étapes du traitement des défauts*

Une évaluation de la performance des classificateurs est réalisée en s'appuyant sur l'utilisation de la matrice de confusion comme outil d'analyse critique. La matrice de confusion constitue une méthode largement utilisée pour mesurer l'efficacité d'un modèle de classification. Elle confronte les prédictions du modèle aux observations réelles, permettant ainsi d'identifier le nombre de classifications correctes ou erronées.

À partir de cette matrice, plusieurs indicateurs de performance peuvent être calculés :

- Accuracy (Exactitude) : Proportion globale de prédictions correctes (positives et négatives), définie par :

$$A = \frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN} \qquad (III.3)$$

- Précision : Proportion de prédictions positives correctes parmi toutes les prédictions positives, donnée par :

$$P = \frac{VP}{VP + FP} \qquad (III.4)$$

- Recall (Rappel) : Proportion de réels positifs correctement prédits, exprimée par :

$$R = \frac{VP}{VP + FN} \qquad (III.5)$$

- Score F1 : Moyenne harmonique entre la précision et le rappel, calculée par :

$$F1 = 2 \times \frac{P \times R}{P + R} \qquad (III.6)$$

où :

- **Vrai Positif (VP)** : Le modèle détecte correctement une cellule photovoltaïque (PV) défectueuse.
- **Faux Négatif (FN)** : Le modèle échoue à détecter un défaut (erreur critique).
- **Faux Positif (FP)** : Le modèle signale à tort un défaut inexistant (fausse alerte).
- **Vrai Négatif (VN)** : Le modèle identifie correctement une cellule PV en bon état.

III.4. Résultats et Discussion

De nombreuses expériences ont été réalisées pour entraîner et évaluer la validité de l'approche proposée.

Dans un premier temps, notre modèle est formé et testé sur un nouvel ensemble de données, résultant de deux étapes de prétraitement appliquées aux données brutes. Ensuite, les résultats obtenus sont comparés à deux modèles CNN pré-entraînés bien connus. Cette comparaison est également étendue aux résultats de référence publiés utilisant le même ensemble de données.

Les modèles CNN utilisés pour la comparaison sont ResNet50 et EfficientNetB0. Ces réseaux ont été pré-entraînés sur l'ensemble de données Image Net (contenant 1000 classes), leur permettant d'extraire des caractéristiques profondes essentielles.

Contrairement aux approches où les couches pré-entraînées sont figées, ici tous les poids sont mis à jour durant l'entraînement afin d'améliorer la précision. Il est en effet observé que la précision globale diminue fortement lorsque les couches pré-entraînées sont gelées, en raison des grandes différences entre la nature des images Image Net et celle des images infrarouges (IR) de notre ensemble de données. Cela souligne la nécessité critique de ré-entraîner entièrement les modèles.

Le modèle ResNet50, constitué de 50 couches, repose sur l'empilement de blocs résiduels utilisant le mécanisme des connexions de saut (Skip Connections), permettant d'améliorer la transmission du gradient lors de l'apprentissage.

Quant au modèle EfficientNetB0, il applique une méthode de mise à l'échelle composée pour ajuster simultanément la résolution, la profondeur et la largeur du réseau, maximisant ainsi son efficacité. Les caractéristiques détaillées des modèles comparés sont récapitulées dans le Tableau 2.

Concernant la validation des performances, nous utilisons une technique de validation croisée par séparation simple ("hold-out validation"). L'ensemble de données est divisé en trois parties :

- 80 % pour l'entraînement,
- 10 % pour la validation,
- 10 % pour le test.

Le modèle est entraîné sur l'ensemble d'entraînement, et son évaluation intermédiaire sur l'ensemble de validation permet d'éviter le sur apprentissage (overfitting). Enfin, le modèle est testé de manière impartiale sur les données non vues issues de l'ensemble de test.

Après augmentation des données, l'ensemble compte environ 40 000 images :

- 20 000 images pour la classe No Anomaly,
- 20 000 images pour la classe Anomaly.

Cela permet de maintenir un équilibre des classes pendant l'apprentissage.

Pour la classification de 11 types d'anomalies photovoltaïques différents, 2100 images par classe sont utilisées, soit 23 100 images au total. Lorsqu'on considère également la classe No Anomaly (12 classes au total), l'ensemble atteint 25 200 images.

Toutes les images sont redimensionnées à 160 × 160 × 3 pixels. L'entraînement est réalisé avec:

- Une taille de lot de 8,
- Environ 50 époques.

La phase de formation débute ainsi sur des bases équilibrées et robustes.

Afin d'assurer une comparaison rigoureuse, chaque modèle a été entraîné et validé de manière indépendante. Les courbes d'entraînement et de validation associées aux détection et aux classification sont présentées dans les Figure 3 et 4**.**

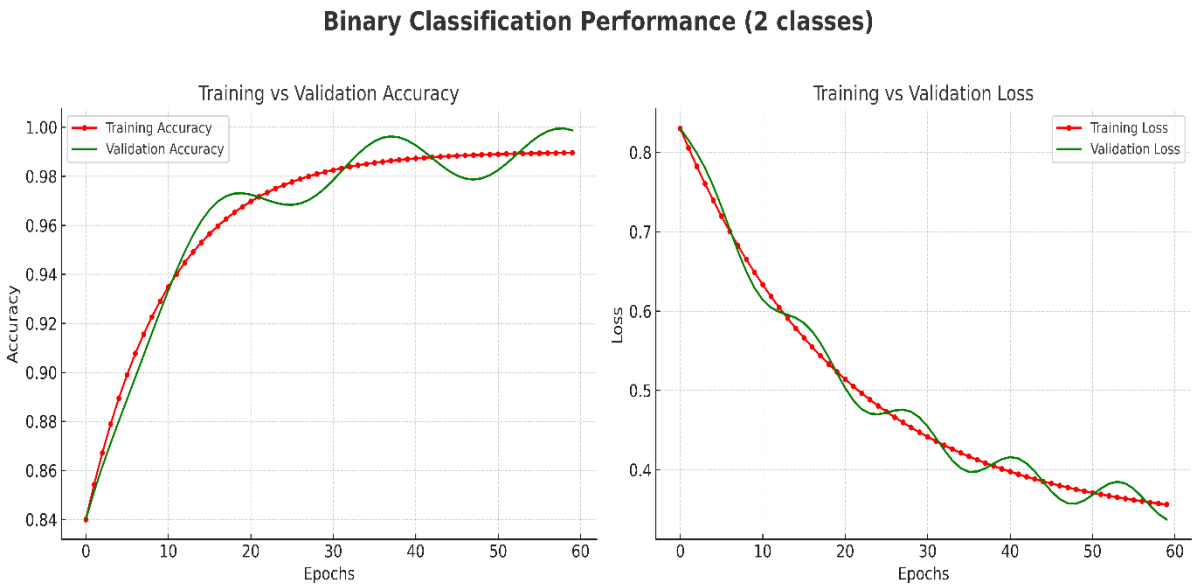


Figure.III.3. *Accuracy, l_{oss} d'entrainement et validation de détection des défauts*

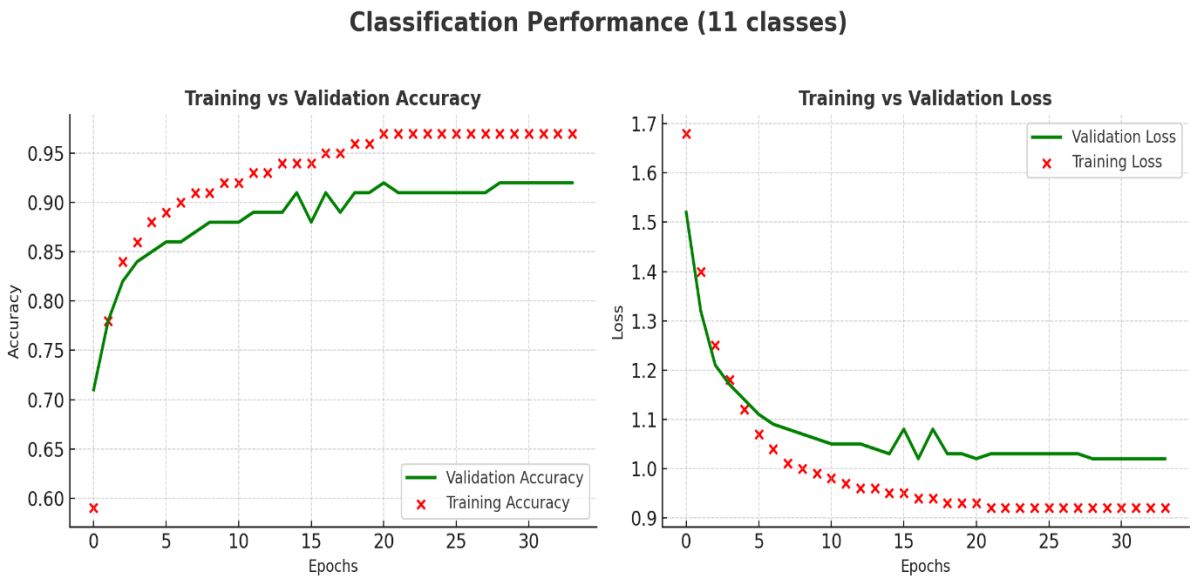


Figure.III.4. *Accuracy, loss d'entrainement et validation de classification des défauts*

Les résultats obtenus témoignent d'un apprentissage efficace du modèle sur la tâche de détection et de classification ciblée. La qualité de l'ajustement ainsi que la stabilité des performances confirment la pertinence des choix méthodologiques retenus, tant au niveau de l'architecture que de la stratégie d'entraînement adoptée.

Le modèle Vision Transformer a atteint une précision de validation de 98,23 % en détection et de 96,19 % en classification, surpassant ainsi les performances des autres modèles évalués dans cette étude. Les Tableaux III.2 et III.3 illustrent les performances des différents modèles évalués respectivement pour la détection (deux classes) et la classification multi-classes (11 classes). Les métriques considérées sont la précision globale (Accuracy), la précision (Precision), le rappel (Recall) et le F1-score

Tableau III.2. *Résultats des métriques de test pour la détection des défauts.*

Modèle	Précision (Accuracy)	Précision (Precision)	Rappel (Recall)	F1-score
ResNet50	0.9380	0.9400	0.9400	0.9400
EfficientNet-B0	0.9620	0.9621	0.9620	0.9620
Modèle proposé	0.9823	0.9823	0.9823	0.9823

Tableau III.3. *Résultats des métriques de test pour la classification des 11 classes*

Modèle	Précision (Accuracy)	Précision (Precision)	Rappel (Recall)	F1-score
ResNet50	0.8896	0.8900	0.8900	0.8900
EfficientNet-B0	0.9299	0.9300	0.9300	0.9300
Modèle proposé	0.9619	0.9600	0.9600	0.9600

Les matrices de confusion, illustrée dans les Figure III.5 et III.6, ainsi que les courbes Précision-Rappel présentées dans la Figure III.7, permettent de réaliser une analyse fine et détaillée des performances de classification pour chacune des catégories de défauts détectés dans les modules photovoltaïques. Ces outils sont essentiels pour identifier les types d'erreurs commises par le modèle, notamment les confusions entre classes similaires, et pour évaluer sa capacité à distinguer correctement les différentes classes de défauts, même dans des cas complexes ou faiblement représentés.

La matrice de confusion fournit une vue quantitative du nombre de classifications correctes et incorrectes pour chaque catégorie, mettant en évidence les classes pour lesquelles le modèle est particulièrement performant ou, au contraire, celles où des erreurs persistent. De son côté, la courbe Précision-Rappel, particulièrement utile en présence de classes déséquilibrées, permet de mieux appréhender l'équilibre entre la capacité du modèle à éviter les faux positifs et à capturer l'ensemble des instances positives.

Par ailleurs, le diagramme des prédictions correctes vs incorrectes par classe, présenté dans la Figure III.8, propose une visualisation intuitive de la répartition des performances par défaut. Ce graphique facilite l'identification immédiate des classes pour lesquelles l'algorithme atteint un haut niveau de fiabilité, ainsi que celles nécessitant des améliorations supplémentaires.

En combinant ces trois représentations complémentaires, il est possible d'obtenir une évaluation complète et robuste de l'efficacité du modèle de classification, au-delà des simples indicateurs globaux de précision.

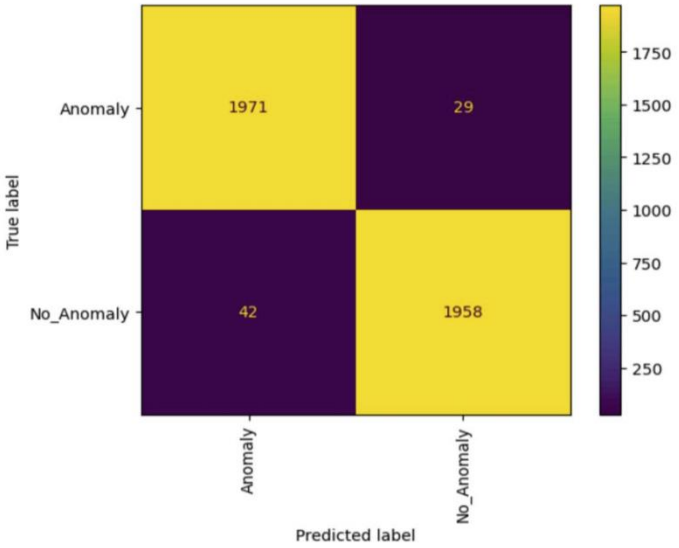


Figure.III.5. *Matrice de confusion de la détection des défauts*

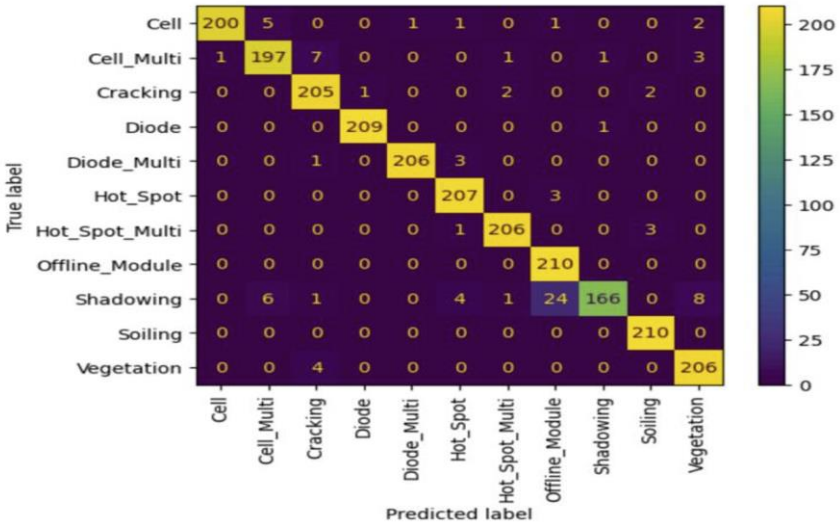


Figure.III.6. *Matrice de confusion de diagnostic des défauts*

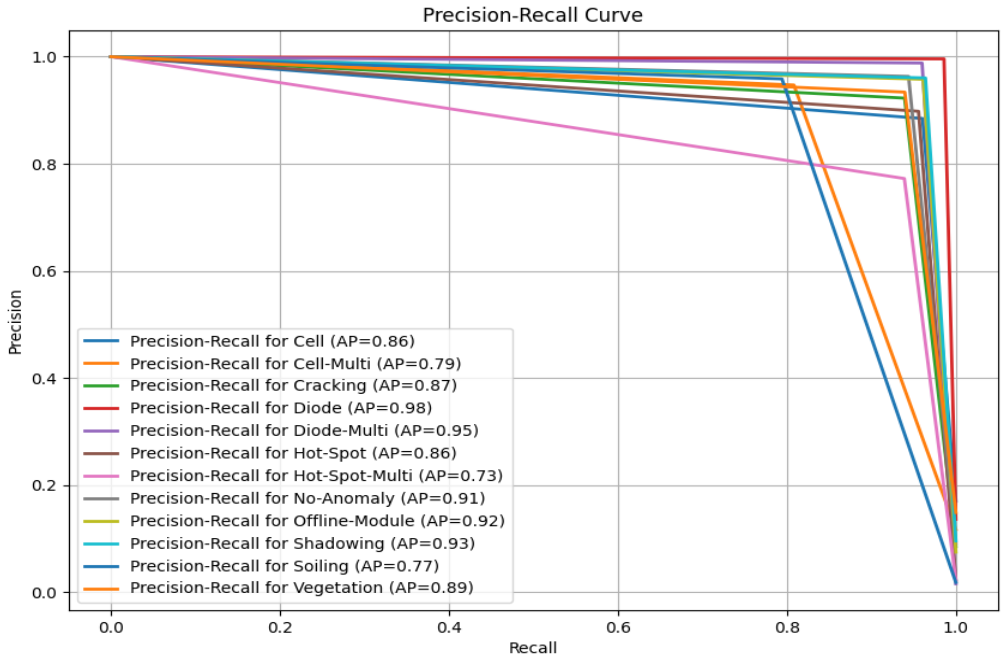


Figure.III.7. *Precision recall curve*

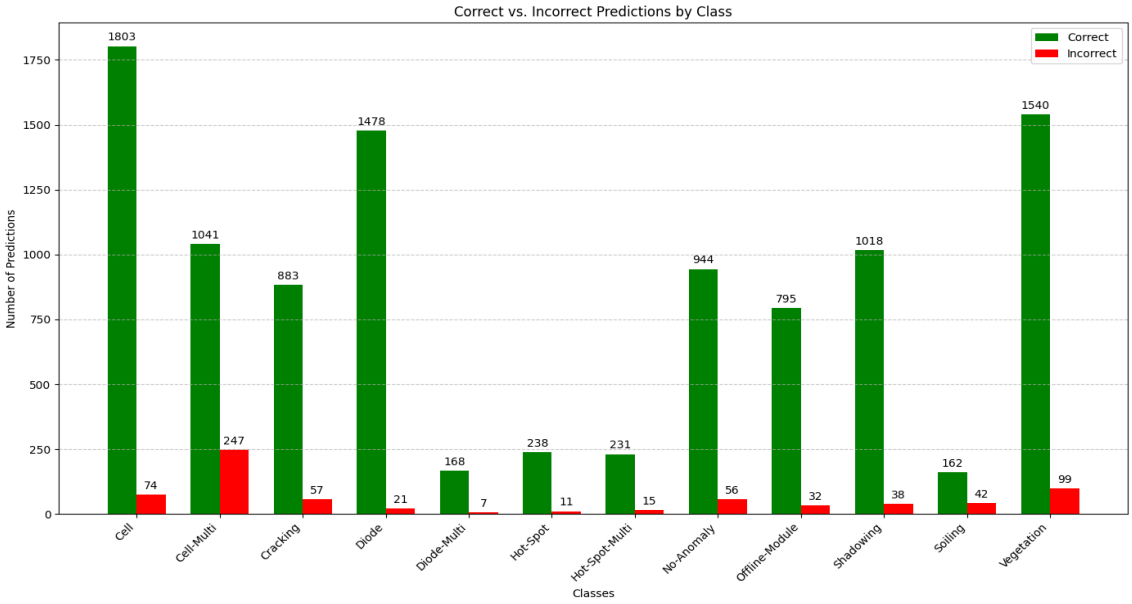


Figure.III.8. Correct vs incorrect prediction by class

La matrice de confusion révèle un taux d'erreur très faible pour la détection des défauts avec 71 images mal classées sur 4000. Les performances par classe sont les suivantes : Anomalie : 97,91 % de précision, Pas d'anomalie : 98,54 % de précision.

Pour la classification notre modèle a obtenu une précision de 96 %. Le modèle présente d'excellentes performances sur certains types de défauts, notamment :

Défauts "Diode" et "Diode-Multi" : avec des AP (Average Precision) très élevés de 0,98 Cependant, pour d'autres catégories telles que Soiling ou Hot-Spot, les performances sont légèrement inférieures. Cela pourrait suggérer une nécessité d'améliorer la sensibilité du modèle à ces types d'anomalies.

De manière générale, les résultats obtenus sont solides, avec des AP supérieurs à 0,90 pour la majorité des classes, comme illustré dans la figure 9. Cela confirme l'efficacité du modèle dans la détection et la classification fine des défauts photovoltaïques.

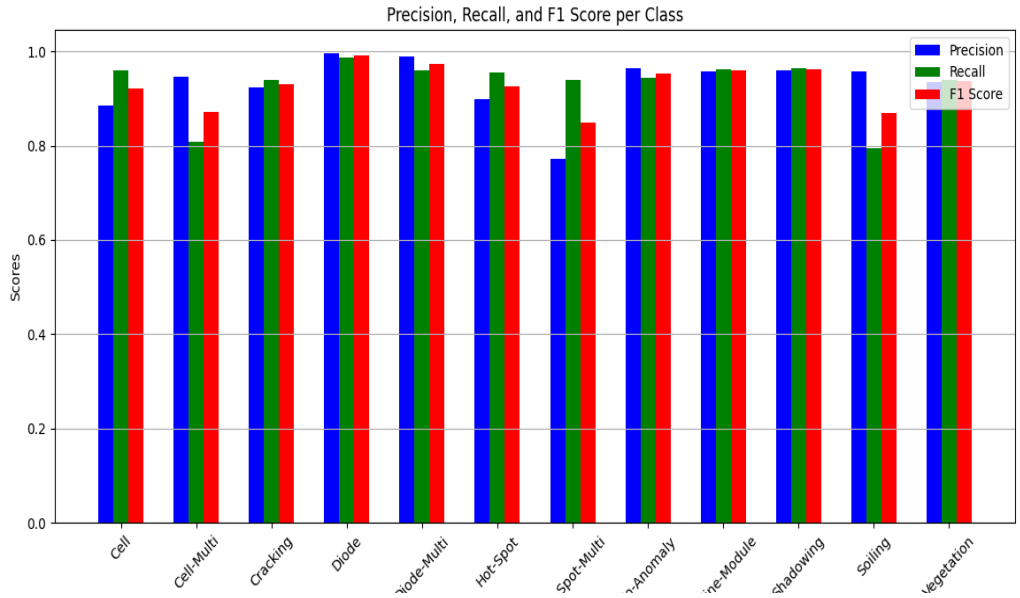


Figure.III.9. *Precision, Recall, and F1 score per class*

Nous avons effectué une comparaison avec la littérature publiée récemment qui catégorise le même ensemble de données des 11 classes de défauts des modules PV pour une évaluation plus complète du modèle proposé. Les modèles comparés utilisaient différents modèles d'apprentissage profond, comme illustré dans le tableau 4.

Tableau .III.4. *Comparaison du modèle proposé avec les modèles précédents pour le même ensemble données*

Modèle/Référence		Précision (%)	Précision (%)	Rappel (%)	F1 (%)
CNN [44]	2 classes	92,50	92,00	92,00	92,00
	11 classes	78,85	-	-	-
	12 classes	66,43	-	-	-
Ensemble résiduel [45]	2 classes	94,40	-	-	-
	12 classes	85,90	-	-	-
Alex-Net Multiscale [46]	2 classes	97,32	97,63	97,00	97,32
	12 classes	93,51	93,52	93,51	93,49
Appareils CNN-Edge [47]	12 classes	85,40	-	-	-
K-means et Inception & Résiduel [48]	12 classes	89,00	72,00	70,00	69,00
Efficaceb0 & NCA & SVM [49]	12 classes	93,93	91,50	88,28	89,82
Modèle proposé	2 classes	98,23	98,23	98,23	98,23
	11 classes	96,19	96,00	96,00	96,00
	12 classes	95,55	96,00	96,00	95,00

Afin d'évaluer les capacités d'inspection en temps réel, les auteurs de [47] ont mis en pratique le modèle CNN sur un périphérique de pointe avec une précision de 85,4 % pour classer les 12 classes. Dans [48], le modèle CNN avec un module de démarrage et un bloc résiduel est introduit pour augmenter la précision après avoir affiné l'ensemble de données à l'aide du clustering Kmeans, ce qui a permis au modèle CNN de classer huit défauts avec une précision moyenne de 89 % et une précision de 72 %. À l'aide du sélecteur de fonctionnalités NCA, 17 000 fonctionnalités de l'exemple de modèle Efficient b0 ont été choisies pour la technique de [49], puis un classificateur SVM a été utilisé pour effectuer la classification des 12 classes, avec une précision moyenne de 93,93 %. Une autre technique efficace est proposée dans [46], qui utilise un noyau de niveau de perception visuelle CNN multiéchelle basé sur la stratégie d'apprentissage par transfert, en utilisant les connaissances pré-entraînées d'AlexNet, ce qui donne une précision de 97,32 % et 93,51 % pour les classes 2 et 11, respectivement. Tous ces résultats comparés aux nôtres garantissent que notre modèle

de transformateur est en forte concurrence avec les modèles CNN et d'autres méthodes d'apprentissage automatique et donne les meilleurs résultats de performance.

Les résultats remarquables de notre méthodologie proposée peuvent améliorer le fonctionnement et l'efficacité du système PV, ce qui aidera à détecter en continu les pannes et à classer les types d'anomalies variables, à protéger le système contre les risques et à réduire ses pertes de puissance. Le système proposé aide également à la maintenance du système PV en prenant la bonne décision avec ces composants défectueux selon le type d'anomalie, comme le retrait de celui endommagé comme dans les fissures ou ayant simplement besoin d'être nettoyé comme dans les salissures.

III.5. Conclusion

Cette étude propose une méthode d'apprentissage profond basée sur un modèle Vision Transformer (ViT) pour détecter les anomalies dans les modules photovoltaïques à partir d'images thermographiques. Après un prétraitement et une augmentation des données, le modèle atteint des précisions de 98,23 % pour la détection des défauts et 96,19 % pour classification des class de défaut. Les résultats montrent que ViT est compétitif avec les CNN classiques. Des recommandations sont faites pour tester la méthode sur des ensembles plus variés, réduire la complexité du modèle et intégrer l'IoT pour des systèmes de détection en temps réel.



Conclusion

Conclusion

Face aux enjeux croissants de la transition énergétique et à la nécessité d'exploiter de manière optimale les sources d'énergie renouvelables, les systèmes photovoltaïques apparaissent comme une solution incontournable. Toutefois, leur efficacité reste tributaire de la capacité à surveiller en continu leur état de fonctionnement et à détecter les anomalies pouvant compromettre leur rendement ou leur durabilité.

Ce travail a permis d'explorer en profondeur les défauts affectant les systèmes photovoltaïques, leurs origines, ainsi que les méthodes de diagnostic disponibles, des approches traditionnelles aux techniques avancées d'intelligence artificielle. Dans un contexte où la complexité et la diversité des défauts exigent des outils performants, l'apprentissage profond s'est imposé comme une alternative prometteuse.

Nous avons proposé dans ce mémoire une méthodologie innovante basée sur l'utilisation du Vision Transformer (ViT) pour la détection et la classification des défauts à partir d'images thermographiques. Ce modèle a démontré une capacité remarquable à identifier automatiquement plusieurs types d'anomalies dans les modules photovoltaïques, avec un taux de précision élevé (jusqu'à 98,23 %), surpassant ainsi plusieurs architectures classiques de réseaux de neurones.

Les résultats obtenus montrent que le Vision Transformer offre non seulement une meilleure modélisation des relations globales dans l'image, mais aussi une grande robustesse face aux déséquilibres des classes, surtout après un prétraitement adapté (filtrage, SMOTE). De plus, l'exploitation d'une base de données riche, issue de plusieurs pays et conditions réelles, confère au modèle une généralisation solide pour des applications concrètes.

Ce travail ouvre ainsi la voie vers un diagnostic intelligent, rapide, précis et non-invasif des défauts photovoltaïques, capable d'être intégré à des systèmes de maintenance prédictive, et contribuant à la fiabilisation et à la performance des installations solaires.



Références Bibliographiques

Références Bibliographies

[1] « IEA – International Energy Agency », IEA. https://www.iea.org

*2+ BP Statistical Review of World Energy 2023: les chiffres clés de l'énergie dans le monde |

Connaissances des énergies », juin 17, 2023. https://www.connaissancedesenergies.org

*3+ J. Lamy, « D'un G8 à l'autre : sécurité énergétique et changement climatique », Polit.

Étrangère, vol. Printemps, no 1, p. 131, 2006, doi: 10.3917/pe.061.0131.

[4+ P. Mathieuco |, « Fonctionnement d'un panneau photovoltaïque – BCLT Energie ». https://bcltenergie.com/_home/2017/05/26/fonctionnement-dun-panneau-photovoltaique/

[5] A. Sagna, « Etude et élaboration par Close-Spaced Vapor Transport (CSVT), d'absorbeurs

Cu2ZnSnS4 en couches minces polycristallines destinées à la réalisation de photopiles à faible coût »,

p. 159.

[6] J.-M. Cottier, J. Graf, Schweiz, et Bundesamt für Konjunkturfragen, Centrales photovoltaïques:

guide pour le dimensionnement et la réalisation de projets : à l'usage des bureaux d'ingénieurs. Berne;

Lausanne (case postale 12, 1015): Office fédéral des questions conjoncturelles ; Diffusion :

Coordination romande du Programme d'action « Construction et énergie », EPFL-LESO, 1996.

[7+ Solaire photovoltaïque : les technologies et leurs trajectoires », Encyclopédie de l'énergie,

mars 01, 2019. https://www.encyclopedie-energie.org

[8] « Electricity from Sunlight: An Introduction to Photovoltaics | Wiley », Wiley.com. https://www.wiley.com/en-gb/Electricity+from+Sunlight%3A+An+Introduction+to+Photovoltaics-p 9781119965039

[9] K. Medjnoun, « Etude et réalisation de semi-conducteurs transparents ZnO dopé vanadium et

oxyde de vanadium en couches minces pour des applications photovoltaïques », These de doctorat,

Perpignan, 2015. http://www.theses.fr/2015PERP0020

[10] M. Belaqziz, « Association des procédés hydrothermal et CVD à courte distance pour l'élaboration de couches minces photovoltaiques à partir d'une source nanostructurée du composé Cu2SnS3 », p. 212.

[11] Z. Said-Bacar, « Elaboration et caractérisations de silicium polycristallin par cristallisation en phase liquide du silicium amorphe », p. 157.

[12] A. Labouret, P. Cumunel, et J.-P. Braun, « Cellules solaires les bases de l'énergie photovoltaïque 5 5 ». ETSF, Éd. techniques et scientifiques françaises : Dunod, Paris, 2010.

[13] « Series 6 ». https://www.firstsolar.com:443/Modules/Series 6

[14] M. T. Dang, « Elaboration de cellules solaires photovoltaïques à base de polymères conjugués : études des systèmes réticulables », These de doctorat, Bordeaux 1, 2009. https://www.theses.fr/2009BOR13892

[15] S. Vighetti, « Systèmes photovoltaïques raccordés au réseau: Choix et dimensionnement des étages de conversion », p. 185.

[16] G. N. Tiwari et S. Dubey, Fundamentals of photovoltaic modules and their applications. Cambridge: Royal Society of Chemistry, 2010.

[17] I. Bouchama et M. Dilmi, « PERFORMANCE STUDY OF InGaP/GaAs/Ge TANDEM SOLAR CELLS BY SIMULATION », 2016. doi: 10.13140/RG.2.2.16262.73289.

[18] C. Weick, « Vers un module photovoltaïque à concentration ultra-intégré : développement du concept et des moyens de caractérisations associés », Theses, Université Grenoble Alpes, 2017. https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01788752

[19] « Photovoltaic systems | YourHome ». https://www.yourhome.gov.au/energy/photovoltaic

[20] A. Migan-Dubois, C. Delpha, et D. Diallo, « New four-stage classification method for Fault Detection and Diagnosis applied to photovoltaic power plants », p. 5.

[21] M. Köntges, S. Kurtz, C. Packard, U. Jahn, K. A. Berger, et K. Kato, Performance and reliability of photovoltaic systems: subtask 3.2: Review of failures of photovoltaic modules: IEA PVPS task 13:

external final report IEA-PVPS. Sankt Ursen: International Energy Agency, Photovoltaic Power Systems Programme, 2014.

[22] Y. Zhao, « Fault detection, classification and protection in solar photovoltaic arrays », Northeastern University, 2015. doi: 10.17760/D20195700.

[23] S. K. Firth, K. J. Lomas, et S. J. Rees, « A simple model of PV system performance and its use in fault detection », Sol. Energy, vol. 84, no 4, p. 624-635, avr. 2010, doi: 10.1016/j.solener.2009.08.004.

[24] V. B. Andrade, « Fault Detection and Performance Monitoring in PV Systems », p. 102.

[25] M. Alonsogarcia, J. Ruiz, et F. Chenlo, « Experimental study of mismatch and shading effects in the – characteristic of a photovoltaic module », Sol. Energy Mater. Sol. Cells, vol. 90, no 3, p. 329-340, févr. 2006, doi: 10.1016/j.solmat.2005.04.022.

[26] C. Schill, S. Brachmann, et M. Koehl, « Impact of soiling on IV-curves and efficiency of PV modules », Sol. Energy, vol. 112, p. 259-262, févr. 2015, doi: 10.1016/j.solener.2014.12.003.

[27] S. Nema, R. K. Nema, et G. Agnihotri, « Matlab / simulink based study of photovoltaic cells / modules / array and their experimental verification », p. 15.

[28] E. E. van Dyk et E. L. Meyer, « Analysis of the effect of parasitic resistances on the performance of photovoltaic modules », Renew. Energy, vol. 29, no 3, p. 333-344, mars 2004, doi: 10.1016/S0960 1481(03)00250-7.

[29] E. L. Meyer et E. Ernest van Dyk, « The effect of reduced shunt resistance and shading on photovoltaic module performance », in Conference Record of the Thirty-first IEEE Photovoltaic Specialists Conference, 2005., Lake buena Vista, FL, USA, 2005, p. 1331-1334. doi: 10.1109/PVSC.2005.1488387.

[30] X. Jiang, « ÉTUDE COMPARATIVE DE STRUCTURES DE CONVERTISSEURS POUR LES SYSTÈMES PHOTOVOLTAÏQUES CONNECTÉS À UN RÉSEAU ÉLECTRIQUE MOYENNE TENSION », p. 110.

[31] A. D. Dhass, E. Natarajan, et L. Ponnusamy, « Influence of shunt resistance on the performance of solar photovoltaic cell », in 2012 International Conference on Emerging Trends in Electrical Engineering and Energy Management (ICETEEEM), Chennai, Tamil Nadu, India, déc. 2012, p. 382-386. doi: 10.1109/ICETEEEM.2012.6494522.

[32] « Electrical Engineering Software | Plexim ». https://www.plexim.com/

[33] A. Benzagmout, T. Martire, G. Beaufils, O. Fruchier, T. Talbert, et D. Gachon, « Measurement of the i (v) characteristics of photovoltaic arrays by the capacitive load method for fault detection », in 2018 IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT), 2018, p. 1031-1036.

[34] N. Yadav et D. K. Sambariya, « Mathematical Modelling and Simulation of Photovoltaic Module Using MATLAB/SIMULINK », in 2018 9th International Conference on Computing, Communication and Networking Technologies (ICCCNT), Bangalore, juill. 2018, p. 1-6. doi: 10.1109/ICCCNT.2018.8494167.

[35] S. Bader, X. Ma, et B. Oelmann, « One-diode photovoltaic model parameters at indoor illumination levels – A comparison », Sol. ergy, vol. 180, p. 707-716, mars 2019, doi: 10.1016/j.solener.2019.01.048.

[36] E. Duverger, « Réseau électrique intelligent pour les nouveaux usages », These de doctorat, Perpignan, 2019. https://www.theses.fr/2019PERP0027

[37] « National Renewable Energy Laboratory (NREL) Home Page ». https://www.nrel.gov/index.html.

[38] « Home - System Advisor Model (SAM) ». https://sam.nrel.gov/

[39] « SolarWorld Sunmodule Plus SW 285 Mono Solar Panel - Wholesale ». https://www.solarelectricsupply.com/solarworld-sunmodule-plus-sw-285-mono-solar-panel

[40+ « Choisir l'emplacement des capteurs *photovoltaïque+ », Energie Plus Le Site, août 09, 2010.

https://energieplus-lesite.be/concevoir/photovoltaique/choisir-l-emplacement-des-capteurs/

[41] E. Duran, J. M. Enrique, M. A. Bohorquez, M. Sidrach-de-Cardona, J. E. Carretero, et J. M. Andujar, « A new application of the coupled-inductors SEPIC converter to obtain I-V and P-V curves of photovoltaic modules », in 2005 European Conference on Power Electronics and Applications, Dresden, Germany, 2005, p. 10 pp.-P.10. doi: 10.1109/EPE.2005.219270.

[42] « Arduino - Home ». https://www.arduino.cc/

[43] Ali MU, Khan HF, Masud M, Kallu KD, Zafar A. A machine learning framework to identify the hotspot in photovoltaic module using infrared thermography. Sol Energy 2020;208:643–51. https://doi.org/10.1016/j.solener.2020.08.027.

[44] Alves RHF, de Deus JGA, Marra EG, Lemos RP. Automatic fault classification in photovoltaic modules using Convolutional Neural Networks. Renew Energy 2021; 179:502–16. https://doi.org/10.1016/j.renene.2021.07.070.

[45] Le M, Nguyen DK, Dao VD, Vu NH, Vu HHT. Remote anomaly detection and classification of solar photovoltaic modules based on deep neural network. Sustainable Energy Technol Assess 2021;48:101545. https://doi.org/10.1016/j. seta.2021.101545

[46] Korkmaz D, Acikgoz H. An efficient fault classification method in solar photovoltaic modules using transfer learning and multi-scale convolutional neural network. Eng Appl Artif Intel 2022;113:104959. https://doi.org/10.1016/j. engappai.2022.104959

[47] Le M, Le D, Vu HHT. Thermal inspection of photovoltaic modules with deep convolutional neural networks on edge devices in AUV. Measurement 2023;218: 113135. https://doi.org/10.1016/j.measurement.2023.113135.

[48] Lee SH, Yan LC, Yang CS. LIRNet: a lightweight inception residual convolutional network for solar panel defect classification. Energies 2023;16(5):2112. https:// doi.org/10.3390/en16052112.

[49] Duranay ZB. Fault detection in solar energy systems: a deep learning approach. Electronics 2023;12(21):4397. https://doi.org/10.3390/electronics12214397.