



الجمهورية الديمقراطية الجزائرية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire



وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche
scientifique

جامعة 20 أوت 1955 – سكيكدة
Université 20 Août 1955 – SKIKDA

Faculté de Technologie
Département de Pétrochimie

Mémoire

En vue d'obtention du diplôme de master

Filière : Industries Pétrochimiques

Spécialité : Automatisation en industries pétrochimiques

THÈME :

**Diagnostic des pannes dans un système
photovoltaïque basé sur la technique d'intelligence
artificielle**

Présenté par : REHAIL Haitem

BENZENACHE Tadj eddine

Soutenu devant le jury :

Président	ZIGHED Lilia	PROF	Université 20 Août 1955- Skikda
Rapporteur	CHETTAH Chouaib	MCA	Université 20 Août 1955- Skikda
Examineur	DEBBAH Abdessalem	MCB	Université 20 Août 1955- Skikda

Année universitaire 2022/2023

Remerciements

Avant tout, nous tenons à remercier Allah tout-puissant de nous avoir accordé la force, le courage et la patience nécessaires pour mener à bien ce travail.

Nous exprimons notre gratitude envers notre encadreur, le Dr CHETTIH Chouaib, pour son aide, son encouragement et sa patience.

Nous souhaitons également remercier sincèrement les membres du jury qui nous font l'honneur d'évaluer ce travail.

Nos vifs remerciements vont également aux enseignants et au personnel du département de pétrochimie.

Dédicace

Tout d'abord, je tiens à remercier le Tout-Puissant de m'avoir donné le courage et la patience nécessaires pour atteindre ce stade et réaliser ce travail.

Je dédie ce travail :

À ma très chère mère, qui n'a jamais cessé de prier pour moi.

À mon très cher papa, pour ses encouragements.

À mes très chers frères.

À toute ma grande famille REHAIL & BOUANNANE.

À mes amis les plus chers, en les nommant individuellement.

Enfin, je dédie très chaleureusement ce mémoire à tous ceux qui m'ont aidé de près ou de loin dans la réalisation de ce travail.

REHAIL Haitem

Dédicace

Je dédie cet humble travail à :

Mes chers parents

Mes sœurs et mes frères

À tous mes amis

Tous les enseignants qui m'ont aidé de près ou de loin à réaliser mon rêve de devenir un jour ingénieur

À tous ceux qui nous ont aidés et encouragés à terminer ce mémoire.

BENZENACHE Tadj eddine

SOMMAIRE

REMERCIEMENTS	I
DEDICACE.....	II
SOMMAIRE	IV
LISTE DES FIGURES.....	VIII
LISTE DES TABLEAUX.....	X
RÉSUMÉ.....	XI
INTRODUCTION GENERALE.....	1
CHAPITRE I : GENERALITES SUR LES SYSTÈMES PHOTOVOLTAÏQUES.....	4
I.1. INTRODUCTION	4
I.2. HISTORIQUE	4
I.3. L'EFFET PHOTOVOLTAÏQUE.....	4
I.4. PRINCIPE GENERALE D'UNE CELLULE PHOTOVOLTAÏQUE	5
I.5. CELLULE PHOTOVOLTAÏQUE	6
I.5.1. Les types des cellules photovoltaïques	7
I.5.1.1. La cellule mono- cristallin	7
I.5.1.2. La cellule poly- cristallin	8
I.5.1.3. La cellule amorphe à couche mince.....	9
I.5.1.4. La cellule solaire HIT	9
I.5.2. Caractéristique électrique d'une cellule PV	10
I.5.2.1. La courbe courant-tension	10
I.5.2.2. Le courant de court-circuit I_{cc} (pour $V_{co} = 0$)	11
I.5.2.3. La tension de circuit ouvert V_{co} (pour $I_{cc} = 0$).....	11
I.5.2.4. La puissance maximale, Le point de puissance maximale (PPM).....	11
I.5.2.5. Facteur de forme (FF).....	12
I.5.3.6. Rendement de la conversion (η).....	12
I.6. FONCTIONNEMENT D'UNE CELLULE PHOTOVOLTAÏQUE	12
I.6.1. Interaction lumière-matière	12
I.6.2. Transfère d'énergie des photons aux électrons	13
I.6.3. Collecte des charges électriques	13
I.7. LE MODULE PHOTOVOLTAÏQUE	13
I.7.1. String et champ photovoltaïque	14
I.7.2. Protection des modules photovoltaïques.....	15
I.7.2.1. Diodes de by-pass	15
I.7.2.2. Diodes anti-retour	16
I.8. SYSTEME PHOTOVOLTAÏQUE.....	16
I.8.1. Eléments d'un système photovoltaïque	16
I.8.2. Différents types de système photovoltaïques	17
I.8.2.1. Système PV autonome	17

I.8.2.2. Systèmes couplés au réseau	18
I.8.2.3. Systèmes hybrides	19
I.9. CONCLUSION.....	19

CHAPITRE II : DEFAUTS LIES AUX SYSTEMES PHOTOVOLTAÏQUES ET METHODES DE DIAGNOSTIC

.....	20
II.1. INTRODUCTION.....	20
II.2. TERMINOLOGIE RELATIVE AU DIAGNOSTIC	20
II.2.1. Défaut	20
II.2.2. Défaillance.....	20
II.2.3. Panne	21
II.2.4. Dégradation	21
II.2.5. Perturbation	21
II.2.6. Anomalie	21
II.2.7. Symptôme.....	22
II.3. SYSTEME DE DIAGNOSTIC	22
II.3.1. Etapes du diagnostic	22
II.3.1.1. Prise de mesures	23
I.3.1.2. Détection.....	23
I.3.1.3. Localisation.....	23
I.3.1.4. Identification	23
I.3.1.5. Prise de décision	23
I.3.1.6. Correction	23
I.3.1.7. Adaptation.....	23
II.3.2. Performance d'une procédure de diagnostic.....	24
II.3.2.1. Détectabilité.....	24
II.3.2.2. Isolabilité	24
II.3.2.3. Sensibilité	24
II.3.2.4. Robustesse	25
II.3.3. Classification des méthodes de diagnostic	25
II.4. DEFAUTS DANS LE SYSTEME PHOTOVOLTAÏQUE.....	26
II.4.1. Défauts courants des systèmes photovoltaïques	26
II.4.1.1. Défaut de point chaud.....	26
II.4.1.2. Dégradation	27
II.4.1.3. Ombrage partiel	27
II.4.1.4. Défaut de circuit ouvert	27
II.4.1.5. Défaut de court-circuit.....	28
II.4.1.6. Défaut de mise à la terre	28
II.4.1.7. Défaut d'arc.....	28
II.4.1.8. Défaut de ligne à ligne	28
II.5. METHODES DE DETECTION ET DE DIAGNOSTIC DES DEFAUTS D'UN SYSTEME PV.....	28
II.5.1. Méthodes non –électriques	30

II.5.1.1. Méthode de l'imagerie numérique infrarouge thermique	30
II.5.1.2. Méthode de réflectométrie	31
II.5.2. Méthodes électriques	31
II.5.2.1. Méthode d'analyse de la puissance produite	31
II.5.2.2. Méthode d'analyse des caractéristiques I-V et P-V	32
II.5.2.3. Méthode d'analyse du point de fonctionnement.....	33
II.5.2.4. Méthodes basées sur des techniques d'intelligence artificielle IA	33
II.5.2.4.1. Les algorithmes génétiques (AG)	33
II.5.2.4.2. Machine à vecteur de support (SVM)	34
II.5.2.4.3. Logique floue (LF)	35
II.5.2.4.4. Réseaux de neurones artificiels (RNA)	35
II.5.2.4.5. Réseaux de neurones flous (neuro-floue).....	36
II.6. CHOIX DE L'APPROCHE DE DIAGNOSTIC	37
II.7. CONCLUSION	37
CHAPITRE III : RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS	39
III.1. INTRODUCTION.....	39
III.2. NEURONE ET LE RESEAU DE NEURONES	39
III.3. PROPRIETE DES RESEAUX DE NEURONES	40
III.4. LES STRUCTURES DES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS	40
III.4.1. Les réseaux de neurones non bouclés.....	41
III.4.2. Les réseaux de neurones bouclés.....	42
III.5. APPRENTISSAGE MACHINE	43
III.6. LES DIFFERENTS TYPES D'APPRENTISSAGE	44
III.6.1. Apprentissage non supervisé.....	44
III.6.2. Apprentissage supervisé.....	44
III.6.3. Apprentissage semi-supervisé.....	45
III.6.4. Apprentissage par renforcement.....	45
III.6.5. Apprentissage partiellement supervisé.....	45
III.6.6. Apprentissage par réseaux de neurones.....	46
III.7. LES DIFFERENTS MODELES DE RESEAUX DE NEURONES	47
III.7.1. Réseaux de neurones monocouches	47
III.7.2. Réseaux de neurones multi couches	48
III.8. DOMAINE D'APPLICATION.....	49
III.9. CONCLUSION	49
CHAPITRE IV : DIAGNOSTIC DES DEFAUTS D'UN SYSTÈME PHOTOVOLTAÏQUE PAR L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE.....	51
IV.1. INTRODUCTION	51
IV.2. SIMULATION DU GENERATEUR PHOTOVOLTAÏQUE	51
IV.2.1. Choix et caractérisation du module photovoltaïque.....	51

IV.2.2. Simulation du module PV	52
IV.2.3. Simulation du système PV dans MATLAB/SIMULINK	52
IV.2.4. Simulation de générateur photovoltaïque dans MATLAB/SIMULINK.....	53
IV.2.5. Simulation de défauts dans le générateur photovoltaïque.....	54
IV.2.6. Courbes de différents types de défauts d'un système PV	55
IV.3. DIAGNOSTIC D'UN SYSTEM PV A BASE DES RNAs	56
IV.3.1. Test sur un système photovoltaïque en ligne	57
IV.3.2. Représentation du réseau de neurones avec trois entrées et une sortie	58
IV.3.3. Représentation du réseau de neurones avec trois entrées et quatre sorties	64
IV.3.4. Détection de fautes.....	71
IV.3.4.1. Quelques résultats de détection de défauts.....	72
IV.4. CONCLUSION.....	74
CONCLUSION GÉNÉRALE	76
RÉFÉRENCES	78

LISTE DES FIGURES

Figure I.1 : La lumière que nous recevons du Soleil est composée de petites unités, les photons, chacun possédant une énergie qui lui est propre et qui dépend de sa fréquence/de sa couleur.....	5
Figure I.2 : Le Principe de la cellule photovoltaïque.....	6
Figure I.3 : Structure basique d'une cellule photovoltaïque.....	7
Figure I.4 : La cellule monocristallin.....	8
Figure I.5 : La cellule poly-cristallin.....	8
Figure I.6 : La cellule amorphe à couche mince.....	9
Figure I.7 : La cellule solaire HIT.....	10
Figure I.8 : Caractéristique électrique I-V d'une cellule PV.....	11
Figure I.9 : Module photovoltaïque.....	14
Figure I.10 : Champ photovoltaïque composé de N strings en parallèle.....	14
Figure I.11 : Fonctionnement des diodes bypass.....	15
Figure I.12 : Schéma d'un champ photovoltaïque avec diodes by- pass et diode anti-retour.....	16
Figure I.13 : Installation photovoltaïque autonome.....	18
Figure I.14 : Installation photovoltaïque couplée au réseau.....	18
Figure I.15 : Système hybride.....	19
Figure II.1 : Transition d'un état de bon fonctionnement à un état de panne causée par une défaillance..	22
Figure II.2 : Etapes du diagnostic industriel.....	24
Figure II.3 : Une classification des méthodes de diagnostic.....	25
Figure II.4 : Défaut de point chaud.....	27
Figure II.5 : Méthodes de diagnostic de défauts d'un générateur PV.....	29
Figure II.6 : Quelques exemples de la localisation de défauts par la caméra thermique.....	30
Figure II.7 : Principe de la réflectométrie pour localiser le défaut dans un string PV.....	31
Figure III.1 : Neurone artificielle.....	39
Figure III.2 : Réseau de neurones complètement connecté.....	41
Figure III.3 : Réseau de neurones à couche.....	42
Figure III.4 : Forme canonique d'un réseau de neurones bouclé.....	43
Figure III.5 : L'apprentissage machine.....	43
Figure III.6 Schéma bloc de l'apprentissage non supervisé d'un réseau de neurone.....	44

Figure III.7 : Schéma bloc de l'apprentissage supervisé d'un réseau de neurone.....	44
Figure III.8 : Cas pour l'apprentissage partiellement supervisé.....	45
Figure III. 9 : Réseau de neurones monocouche.....	48
Figure III. 10 : Réseau de neurones multicouches.....	48
Figure IV.1 : Simulation de la caractéristique (I-V) et (P-V) du module PV - KC130GHT ($G=1000 \text{ W/m}^2$, $T=25^\circ\text{C}$).....	52
Figure IV.2 : Simulation du module de panneaux photovoltaïque sous Matlab.....	53
Figure IV.3 : Simulation du système photovoltaïque sous Matlab.....	54
Figure IV.4 : Schéma de simulation des défauts du générateur PV sous Matlab/simulink.....	55
Figure IV.5 : Caractéristique I-V des différents défauts d'un système PV.....	56
Figure IV.6 : Caractéristique P-V des différents défauts d'un système PV.....	56
Figure IV.7 : Le bloc du système de détection des défauts par la méthode RNA.....	57
Figure IV.8 : Représentation du réseau avec une seul sortie.....	59
Figure IV.9 : Fenêtre d'entraînement du RNA.....	60
Figure IV.10 : Courbes de gradient, Mu et la valeur d'échec.....	61
Figure IV.11 : Graphe de l'erreur d'apprentissage, de test et de validation.....	61
Figure IV.12 : Histogramme d'erreur.....	63
Figure IV.13 : Courbes de régression.....	64
Figure IV.14 : Représentation du réseau avec cinq sorties.....	65
Figure IV.15 : Graphe de l'erreur d'apprentissage, de test et de validation.....	66
Figure IV.16 : Histogramme d'erreur.....	67
Figure IV.17 : Courbe de régression.....	68
Figure IV.18 : Matrice de confusion.....	69
Figure IV.19 : Courbe ROC.....	70
Figure IV.20 : Matrice de confusion de classification pour le réseau RNA, (a) Résultats obtenus par [90], (b) Résultats obtenus par [91].....	71
Figure IV.21 : Entrée du modèle de détection de défaut ($x_1=I_{cc}$, $x_2=V_{co}$, $x_3=P_{mpp}$).....	72
Figure IV.22 : Première entrée dans le modèle de détection de défaut.....	73
Figure IV.23 : Le défauts de circuit ouvert affiché dans la fenêtre de commande.....	73
Figure IV.24 : Deuxième entrée du modèle de détection de défauts.....	74
Figure IV.25 : Sortie défaut 3 affichée dans la fenêtre de commande.....	74

LISTE DES TABLEAUX

Tableau IV.1 : Caractéristiques électriques du module PV KC130GHT.....51

RÉSUMÉ

Les énergies renouvelables jouent un rôle central dans toutes les activités humaines modernes, car elles sont considérées comme inépuisables. Cependant, la fiabilité et l'efficacité des systèmes d'énergies renouvelables demeurent un sujet d'actualité. Tout comme les systèmes industriels, les installations d'énergies renouvelables sont sujettes à des dysfonctionnements et des défaillances au fil du temps. Ces systèmes peuvent tomber en panne et se détériorer pendant leur période d'exploitation. C'est pourquoi il est essentiel de développer un système de diagnostic visant à détecter les défauts et à maintenir la production d'énergie des systèmes photovoltaïques. Les recherches actuelles se concentrent sur l'utilisation de l'intelligence artificielle pour diagnostiquer les défauts dans les systèmes photovoltaïques. Cette étude propose le développement d'un algorithme fondé sur les réseaux de neurones artificiels afin de détecter les défauts du système photovoltaïque.

Mots-clés : systèmes d'énergie renouvelable, diagnostic des défauts, système photovoltaïque, Réseau de neurones artificiels.

**INTRODUCTION
GÉNÉRALE**

INTRODUCTION GENERALE

Aujourd'hui, l'énergie joue un rôle essentiel dans le progrès économique et social d'un pays. L'un des principaux défis auxquels la société moderne est confrontée est la question de la demande énergétique, qui reste non résolue en raison de l'épuisement des ressources énergétiques conventionnelles telles que les combustibles nucléaires et fossiles [1]. Malgré les problèmes associés à ces sources d'énergie, tels que la pollution, elles demeurent essentielles pour la production d'électricité [2]. Le gaz naturel et le pétrole, par exemple, sont des sources de combustible importantes pour la production d'électricité, mais ils ont également des effets négatifs sur l'environnement.

La présence de pollution atmosphérique entraîne divers problèmes environnementaux tels que la formation de pluies acides et de smog. De plus, l'accumulation de dioxyde de carbone résultant de cette pollution contribue au réchauffement climatique. D'autre part, l'énergie nucléaire est une technologie à la fois complexe et coûteuse, et son combustible présente également des dangers nécessitant des mesures de sécurité et des précautions avancées [3-4]. De plus, les déchets nucléaires posent principalement des problèmes de sécurité et de pollution pour l'environnement et la terre [5].

Les énergies renouvelables constituent la seule catégorie de ressources considérée comme durable. Elles ont la capacité de réduire les dommages environnementaux associés aux combustibles nucléaires et fossiles. Les sources d'énergie renouvelable, qui sont déjà partiellement utilisées, sont à la fois naturelles et économiquement viables. L'énergie éolienne, solaire, la biomasse, l'hydroélectricité, les vagues et les marées sont toutes des formes d'énergie renouvelable sûres, inépuisables et durables pour répondre aux besoins énergétiques. En conséquence, les gouvernements ont lancé des initiatives pour rechercher des sources d'énergie alternatives et atteindre les objectifs de réduction de la pollution [6].

La technologie solaire photovoltaïque (PV) est l'une des sources d'énergie renouvelable les plus avancées pour la production d'électricité à l'échelle mondiale [3]. Au cours de la dernière décennie, la demande de systèmes photovoltaïques d'occasion a considérablement augmenté en raison de nombreux avantages. Ces avantages comprennent la disponibilité mondiale, l'absence de pollution et de bruit, la facilité d'installation et la possibilité de les intégrer aux bâtiments existants. De plus, l'utilisation de la technologie électronique et informatique a encore amélioré l'utilité de ces systèmes.

En 2018, le marché photovoltaïque a connu une expansion impressionnante de 100 GW, portant la capacité mondiale totale à un remarquable 505 GW [2]. Avec une vaste étendue de désert, l'Algérie dispose d'une ressource solaire précieuse. Les chercheurs souhaitent exploiter cette ressource, ce qui fait de l'Algérie l'un des pays ayant un immense potentiel d'exportation d'énergie électrique solaire dans le monde [4].

Le générateur photovoltaïque est la seule technologie capable de convertir directement le rayonnement solaire en énergie électrique en utilisant des panneaux photovoltaïques (PV) [5]. Il présente le potentiel de produire une électricité à la fois renouvelable et durable.

La production d'électricité à partir de sources renouvelables facilement accessibles constitue un défi majeur pour les fournisseurs d'énergie, compte tenu des contraintes des environnements locaux et mondiaux. Par exemple, les panneaux solaires peuvent être partiellement ou totalement ombragés en raison de divers facteurs tels que les nuages, les arbres, la poussière, la neige, les ombres des feuilles et des bâtiments. Les systèmes photovoltaïques ont une large gamme d'applications, y compris les configurations autonomes et connectées au réseau. L'utilisation de l'énergie solaire s'étend au pompage de l'eau, à la réfrigération, à la climatisation, à l'éclairage, aux véhicules électriques, aux centrales photovoltaïques, aux applications militaires, à l'espace et aux systèmes hybrides [6].

Les performances des systèmes photovoltaïques peuvent être affectées par divers facteurs, tels que les conditions atmosphériques externes et les dysfonctionnements internes, pouvant entraîner une instabilité et une diminution des rendements de production. Il est donc essentiel de détecter et de traiter de manière précise ces défauts afin d'éviter les temps d'arrêt ou les pannes du système, tout en améliorant l'efficacité, la sécurité et la rentabilité. Alors que l'utilisation des systèmes PV continue de croître et que la fiabilité devient de plus en plus importante, le développement de méthodes de diagnostic efficaces pour identifier ces défauts est à la fois nécessaire et urgent [6].

Ce mémoire est structuré en quatre chapitres, qui sont présentés de la manière suivante :

Dans le premier chapitre, nous aborderons les généralités sur les systèmes photovoltaïques, en expliquant la construction des cellules photovoltaïques, leur effet et le principe de fonctionnement global des systèmes PV.

Le deuxième chapitre traitera des principaux défauts qui peuvent survenir dans les systèmes photovoltaïques. Nous fournirons également un aperçu des différentes techniques de détection des problèmes dans ces systèmes.

Dans le troisième chapitre, nous donnons un bref aperçu des réseaux neuronaux.

Le quatrième chapitre sera consacré au diagnostic des pannes dans les systèmes photovoltaïques à l'aide de réseaux de neurones. Nous présenterons les résultats de diverses simulations de défauts photovoltaïques, en fournissant une discussion approfondie sur ces résultats. Nous nous concentrerons notamment sur la classification des défauts tels que les circuits ouverts dans les GPV, les courts-circuits, les diodes de dérivation inversées et les ombrages partiels. Pour cela, nous utiliserons des architectures de réseaux de neurones multicouches avec une ou cinq sorties.

Enfin, nous concluons ce mémoire en dressant une conclusion générale et en proposant des perspectives pour de futures recherches dans ce domaine.

CHAPITRE I : GÉNÉRALITÉS SUR LES SYSTÈMES PHOTOVOLTAÏQUES

I.1. INTRODUCTION

L'énergie solaire est une énergie renouvelable, abondante, et présente sur toute la planète. Son coût d'exploitation ne cesse de diminuer à cause des avancées technologiques. La planète terre reçoit chaque jour du soleil l'équivalent d'un an de ces besoins énergétiques. L'Agence Internationale de l'Énergie (AIE) a calculé qu'une surface de 145 000 km² (soit 4 % de la surface des déserts les plus arides dans le monde) serait suffisante pour couvrir la totalité des besoins en électricité de la planète [7].

La technologie solaire électrique ou photovoltaïque (PV) est l'une des ressources d'énergie renouvelable à croissance la plus novatrice pour produire de l'électricité dans le monde. Les avantages les plus importants sont permanents, disponibles partout dans le monde, propres, gratuits, sans pollution et nécessitant peu de maintenance [8].

I.2. HISTORIQUE

Le rayonnement solaire est converti en électricité au moyen de l'énergie solaire, qui est basée sur l'effet PV. L'effet PV est un phénomène physique qui implique la transformation de l'énergie du rayonnement électromagnétique optique en énergie électrique. Le terme "effet PV" fait généralement référence à la production d'une différence de potentiel à la jonction de deux matériaux différents en réponse au rayonnement visible ou à d'autres formes de rayonnement. Cet effet a été découvert par Alexandre Edmond Becquerel en 1839, qui a observé que certains matériaux génèrent un courant électrique lorsqu'ils sont exposés à la lumière.

En 1877, le premier rapport sur l'effet PV a été publié par deux scientifiques de Cambridge, Adams et Day [9]. Charles Fritts a construit une cellule solaire au sélénium en 1883, qui avait un rendement inférieur à 1 %. En 1954, Chapin et al. a dévoilé le premier élément solaire jamais fabriqué avec une jonction p-n et une efficacité de 6% [8]. Aujourd'hui, les cellules photovoltaïques ont le potentiel d'atteindre un taux d'efficacité de 20 % [10]. La majorité des dispositifs photovoltaïques sont construits à partir de matériaux semi-conducteurs capables d'absorber efficacement une partie importante du spectre solaire [10].

I.3. L'EFFET PHOTOVOLTAÏQUE

On a vérifié expérimentalement sur des échantillons de silicium une relation prévue par l'étude théorique : pour chaque longueur d'onde l'effet photovoltaïque de surface est proportionnel à $KL/(1 + KL)$, où K représente le coefficient d'absorption correspondant, et L la longueur de diffusion des porteurs minoritaires dans l'échantillon. La relation étant vérifiée dans un petit intervalle de longueur d'onde dans les conditions expérimentales utilisées, on a pu

déterminer des valeurs de la durée de vie des porteurs minoritaires en accord satisfaisant avec les résultats de la méthode de Valdès. [11]

L'étude de l'effet photovoltaïque dans les couches minces évaporées de sulfure de cadmium a conduit à définir un modèle pour en expliquer les caractères particuliers. L'explication proposée consiste en une jonction NN' entre deux régions où la durée de vie des électrons est très différente. La région N, dépourvue de centres pièges, où la durée de vie est élevée ; la région N' où la durée de vie, faible dans l'obscurité augmente sous l'effet de la lumière, par le peuplement des centres pièges et la réduction de leur section efficace de capture [12].

Dans un premier temps, intéressons-nous à l'énergie qui nous vient du Soleil. Cette énergie nous arrive sous forme de lumière, divisée en unités insécables que l'on appelle photons. Ces photons ont chacun une énergie bien spécifique qui dépend de leur couleur. Bien que la lumière du Soleil nous paraisse blanche, elle est en fait composée d'une infinité de couleurs différentes (on les voit notamment sur les arcs-en-ciel). Les couleurs tendant vers le bleu correspondent à des photons plus énergétiques, et celles tendant vers le rouge à des photons qui le sont moins [13] (Figure 1).

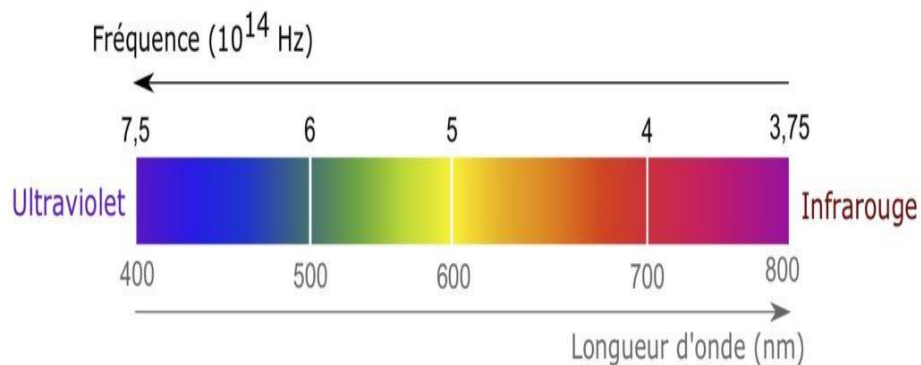


Figure I.1 : La lumière que nous recevons du Soleil est composée de petites unités, les photons, chacun possédant une énergie qui lui est propre et qui dépend de sa fréquence/de sa couleur [13].

I.4. PRINCIPE GENERALE D'UNE CELLULE PHOTOVOLTAÏQUE

Le fonctionnement de la cellule photovoltaïque est basé sur les propriétés de semi-conducteurs qui, percutés par les photons, mettent en mouvement un flux d'électrons. Lorsque les photons frappent un élément semi-conducteur comme le silicium, ils séparent des électrons à ses atomes. Ces électrons se déplacent au hasard pour se mettre dans des trous, mais la

présence de courant électrique est liée à la continuité du mouvement des électrons aillent tous dans le même sens. Pour les y aider, on va associer deux types de silicium.

La face exposée au soleil est "dopée" avec des atomes de phosphore qui contiennent plus d'électrons que le silicium, l'autre face est dopée avec des atomes de bore qui contiennent moins d'électrons. : le côté très chargé en électrons devient la borne négative (N), le côté avec moins d'électrons devient la borne positive (P). Entre les deux il se crée un champ électrique (Figure 2) [14].

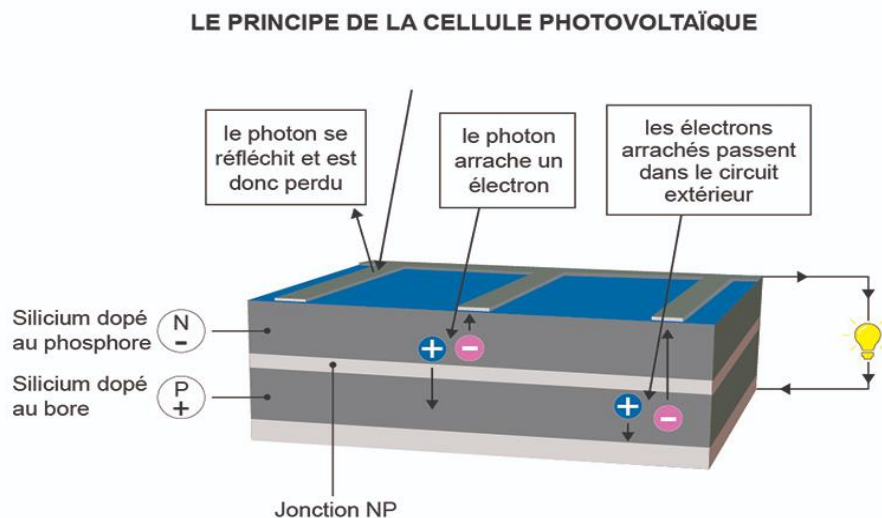


Figure I.2 : Le Principe de la cellule photovoltaïque.

I.5. CELLULE PHOTOVOLTAÏQUE

La cellule photovoltaïque (PV) est une technique permettant de capter l'énergie du soleil et de la transformer en électricité utilisable. Ceci est accompli grâce à un processus connu sous le nom « d'effet photovoltaïque ». Les cellules photovoltaïques se présentent sous diverses formes, mais toutes utilisent des semi-conducteurs pour interagir avec les photons solaires et créer un courant électrique.

La cellule photovoltaïque est construite en superposant différents matériaux, chaque couche possédant une fonction particulière. De toutes les couches d'une cellule photovoltaïque, la couche semi-conductrice traitée est la plus cruciale. Cette couche est composée de deux couches distinctes, de type p et de type n, et elle est responsable de la conversion de l'énergie solaire en électricité fonctionnelle, par un processus connu sous le nom d'effet photovoltaïque. De part et d'autre du semi-conducteur, il y a une couche conductrice, qui accumule l'électricité générée. Lors de la construction de cellules solaires, il est important de noter que le côté de la

cellule qui fait face au soleil peut avoir une couverture complète du conducteur, tandis que le côté qui fait face au soleil doit utiliser les conducteurs avec parcimonie afin d'éviter de bloquer trop de soleil, les rayons d'atteindre le semi-conducteur. En effet, par défaut, tous les semi-conducteurs ont tendance à réfléchir la lumière, ce qui peut entraîner des pertes importantes. Pour éviter cela, une couche de revêtement antireflet est ajoutée exclusivement sur le côté de la cellule exposé au soleil. Ce revêtement peut être comparé à ceux utilisés dans les lunettes et les caméras, et est conçu pour réduire la quantité de rayonnement solaire réfléchi par la surface de la cellule [15].

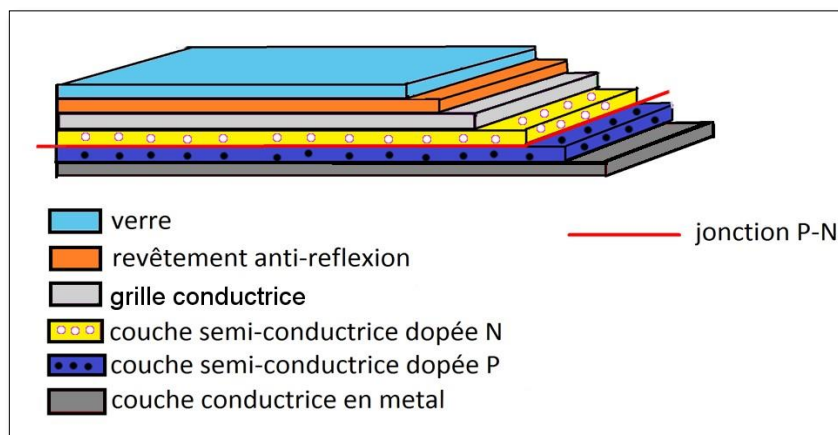


Figure I.3 : Structure basique d'une cellule photovoltaïque.

I.5.1. Les types des cellules photovoltaïques

Les cellules solaires à base de silicium sont développées à travers trois technologies principales : la cellule en silicium monocristallin, la cellule en silicium poly-cristallin et la cellule en silicium amorphe. Une quatrième technologie est également présente, appelée cellule à hétérojonction, qui consiste à mettre en contact les deux matériaux. Ce type de cellule est créé par le dépôt de silicium amorphe hydrogéné ultrafin sur le substrat cristallin. Chaque type de cellule a son propre taux d'efficacité ainsi que son coût, comme détaillé dans les sources [16-17].

I.5.1.1. La cellule mono- cristallin

Cette cellule est composée d'un cristal solitaire qui se divise en deux couches distinctes. Cette cellule particulière possède le plus haut degré d'efficacité, allant de 12 à 16 % dans les environnements pratiques et jusqu'à 23 % dans les environnements de laboratoire. C'est la cellule qui s'aligne le plus sur les modèles théoriques, mais qui a aussi le taux de fonctionnement

le plus rapide. Il est identifiable par ses quatre faces découpées et façonnées, résultat de son processus de fabrication complexe.

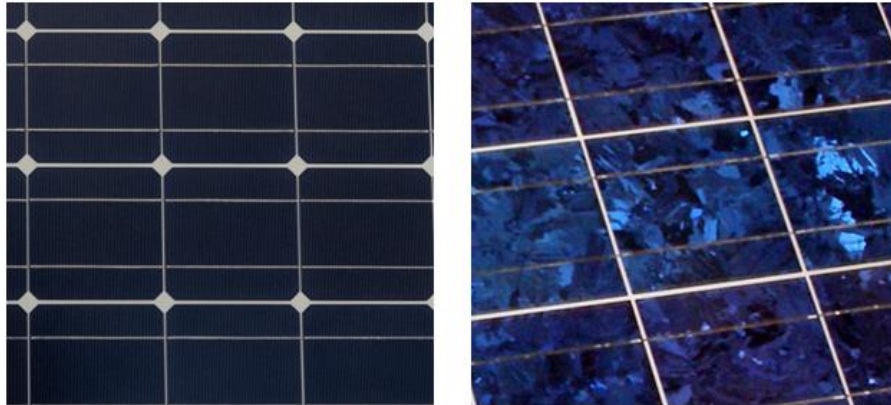


Figure I.4 : La cellule monocristalline.

I.5.1.2. La cellule poly- cristallin

Les panneaux solaires poly-cristallins sont une méthode de production d'énergie électrique. Il produit du courant continu. Il peut être stocké dans des piles et peut être consommé directement. Il est bleu clair et a des effets scintillants (voir la Figure 4). Les cellules poly-cristallines sont constituées de différents cristaux aux formes irrégulières. Ils représentent 60% des établissements. Ils sont moins chers à produire et ont un rendement entre 14 et 18 %. Le photovoltaïque poly-cristallin suit le même processus que tout autre système photovoltaïque. Ses applications sont très larges, de l'habitat aux équipements urbains et professionnels. Il peut être de petite taille pour alimenter divers appareils électroniques dans un endroit isolé. Il est souvent utilisé pour des équipements autonomes non connectés au réseau électrique.[16]



Figure I.5 : La cellule poly-cristallin.

I.5.1.3. La cellule amorphe à couche mince

La technique couche mince développée et exploitée à SOLEMS pour la production de ses cellules et modules photovoltaïques est celle du silicium amorphe, ou silicium en couche mince (figure I.6) [17]. Cette catégorie a un faible rendement (8% - 10% ; 13% en laboratoire), mais ne nécessitent que de très faibles épaisseurs de silicium déposé sur un support généralement flexible. Elle est utilisée couramment dans de petits produits de consommation tel que des calculatrices solaires ou encore des montres.

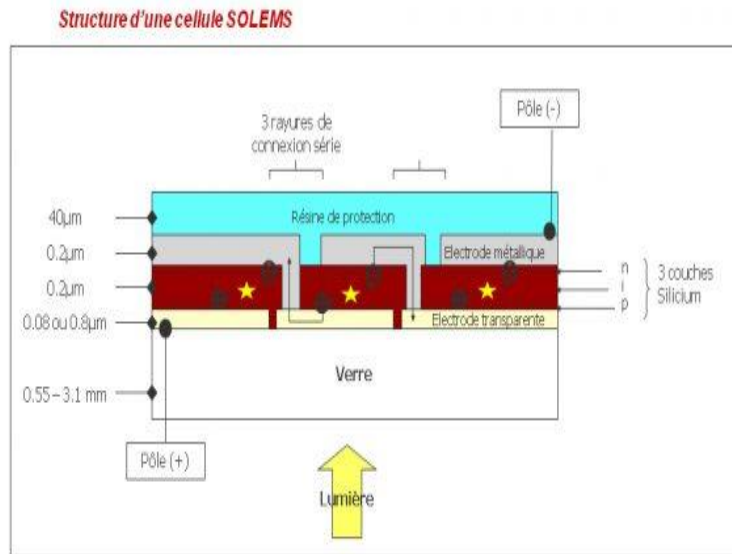


Figure I.6 : La cellule amorphe à couche mince.

I.5.1.4. La cellule solaire HIT

La construction d'une cellule solaire HIT implique une tranche de silicium monocristallin d'épaisseur minimale entourée de couches de silicium amorphe extrêmement fines [17]. Le nom HIT est dérivé de "hétérojonction à couche mince intrinsèque". Panasonic, une société d'électronique japonaise, est responsable de la production des cellules HIT. Les panneaux HIT ont un coefficient de température supérieur à celui des cellules solaires c-Si à homo-jonction p/n standard. Cela se traduit par des cellules solaires HIT fournissant plus de puissance que les cellules solaires c-Si conventionnelles lorsqu'elles sont utilisées.

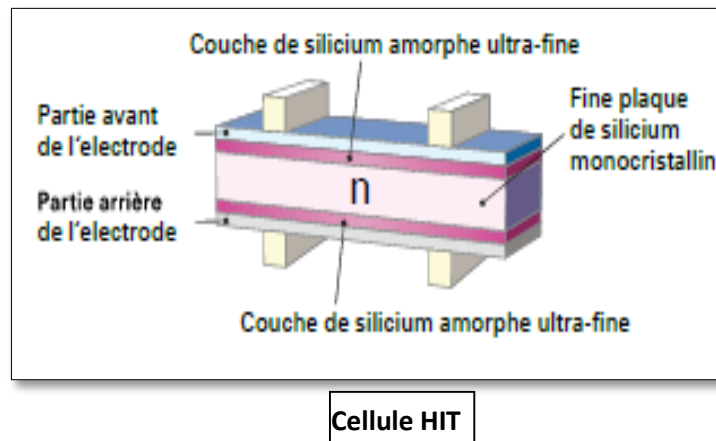


Figure I.7 : La cellule solaire HIT.

I.5.2. Caractéristique électrique d'une cellule PV

Les cellules photovoltaïques sont utilisées pour la production d'énergie par le biais d'un fonctionnement nominal, dans lequel elles génèrent une tension de circuit ouvert (V_{co}) et un courant de court-circuit (I_{sc}). Le courant de court-circuit est directement proportionnel à la surface de la cellule et à la quantité de lumière qu'elle absorbe. Lorsqu'aucun courant ne circule, la tension aux bornes de la cellule est appelée tension en circuit ouvert (V_{co}), comme illustré à la Figure I.8 [18].

I.5.2.1. La courbe courant-tension

La caractéristique I-V est la caractéristique essentielle de la cellule solaire qui répondra à toutes les charges possibles sous un ensemble particulier des conditions d'ensoleillement et de température. Il y a trois points importants dans cette courbe (Figure I.8) [18] :

- Le point **A** où la tension est égale à zéro et le courant est maximum (courant de court-circuit I_{cc}).
- Le point **B** c'est le point de fonctionnement optimal auquel la cellule fournit sa puissance maximale.
- Le point **C** où le courant est égal à zéro et la tension est maximale (tension de circuit ouvert, V_{co}).

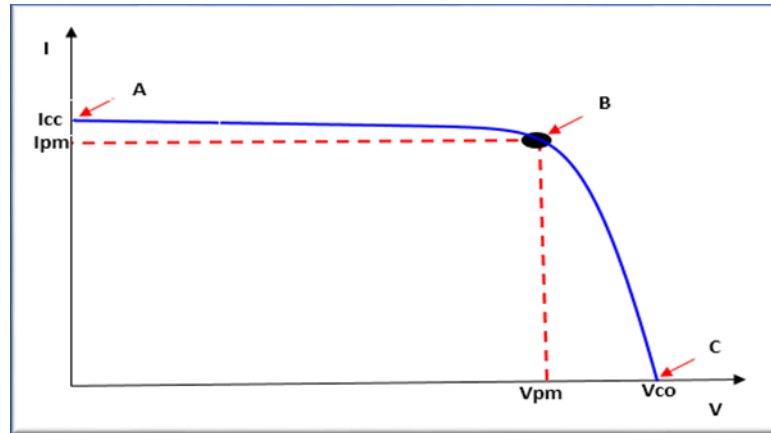


Figure I.8 : Caractéristique électrique I-V d'une cellule PV.

I.5.2.2. Le courant de court-circuit I_{cc} (pour $V_{co} = 0$)

Le courant de court-circuit I_{cc} : c'est le courant maximal généré par la cellule lorsqu'elle est soumise à un court-circuit $V = 0$ pour un éclairage « plein soleil », Il est directement proportionnel à l'énergie rayonnante reçue sur la surface de la cellule. On obtient sa valeur en branchant un ampèremètre aux bornes de la cellule. Puisque $R_s \ll R_{sh}$ on peut mettre $I_{cc} \approx I_{ph}$ [17].

I.5.2.3. La tension de circuit ouvert V_{co} (pour $I_{cc} = 0$)

La tension de circuit ouvert V_{co} : c'est la tension aux bornes de la cellule sans charge où le courant généré $I = 0$. En négligeant le courant qui passe dans la résistance parallèle R_{sh} , le V_{co} , s'obtient en branchant directement un voltmètre aux bornes de la cellule [18].

I.5.2.4. La puissance maximale, Le point de puissance maximale (PPM)

La cellule solaire fournit des puissances différentes selon le point de fonctionnement dans lequel elle est utilisée. Le point où la puissance maximale est prévue, est appelé le point de puissance maximale (PPM). Comme la puissance d'un point de fonctionnement correspond toujours à la surface $V \times I$, cette zone doit être au maximum dans le cas de PPM. Ce cas est représenté dans la Figure I.8. Où les valeurs du courant et de la tension associée au PPM sont appelés I_{PPM} et V_{PPM} [17]

$$P_{PPM} = V_{PPM} \times I_{PPM} \quad (I.1.)$$

I.5.2.5. Facteur de forme (FF)

Le FF est défini comme le rapport entre la puissance maximale de la cellule solaire et le produit de V_{oc} et I_{cc} , de sorte que :

$$x = \frac{V_{PPM} \times I_{PPM}}{V_{co} \times I_{cc}} = \frac{P_{PPM}}{V_{co} \times I_{cc}} \quad (I.2)$$

Il est de l'ordre de 0.7 pour les cellules performantes, et il diminue avec la température [17], son expression est donnée par : $FF = (\text{puissance maximale délivrée sur la charge}) / (V_{co} \times I_{cc})$.

I.5.3.6. Rendement de la conversion (η)

C'est la grandeur la plus importante dans l'étude d'une cellule solaire. Le rendement d'une cellule solaire est déterminé par la proportion de la puissance reçue qui est convertie en électricité et est défini comme suit [17] :

$$\eta = \frac{P_{PPM}}{P_{OPT}} = \frac{P_{PPM}}{E \times S} = \frac{V_{MAX} \times I_{MAX}}{E \times S} \quad (I.3)$$

Où,

S : La surface de la cellule solaire.

E : Rayonnement solaire.

I.6. FONCTIONNEMENT D'UNE CELLULE PHOTOVOLTAÏQUE

Le fonctionnement de la cellule photovoltaïque, qui consiste en l'absorption de photons de lumière, est assuré par le silicium, qui déplace une partie des électrons hors du métal. Un métal semi-conducteur ne permet aux électrons de se déplacer que dans une seule direction, et les électrons qui traversent la lumière doivent passer à l'extérieur du circuit pour revenir à leur place, générant ainsi du courant.[19]

I.6.1. Interaction lumière-matière

Les photons transportent de l'énergie solaire et que leur quantité d'énergie dépend de leur longueur d'onde. Le silicium absorbe les photons en fonction de leur longueur d'onde, avec les photons plus énergétiques (ultraviolets) étant absorbés dans le premier micromètre de la cellule, tandis que les photons de plus grande longueur d'onde (infrarouges) peuvent atteindre la face arrière et être réfléchis. La bande passante E_g est un facteur important car elle détermine le seuil d'absorption. Lorsqu'un photon interagit avec un électron, il peut transférer de l'énergie à l'électron.[20]

I.6.2. Transfère d'énergie des photons aux électrons

Les porteurs photo générés, sont des paires électron-trou créées par l'énergie de photons incidents. Ces porteurs, qui sont des porteurs minoritaires dans une substance dopée, diffusent vers l'interface sous l'effet des gradients de concentration. Ils sont ensuite déclenchés par le champ électrique et se déplacent vers la zone où ils sont majoritaires, contribuant ainsi au courant électrique qui traverse les dispositifs photosensibles. [20]

I.6.3. Collecte des charges électriques

Le matériau qui reçoit la lumière doit être un semi-conducteur, afin que chaque photon puisse transférer la quantité d'énergie qu'il transporte, un état intermédiaire entre l'isolant, où les électrons ne peuvent pas tourner, et le conducteur, où les électrons sont complètement libres de tourner. Lorsque la lumière pénètre dans un semi-conducteur, ses photons fournissent l'énergie qui permet aux électrons de se déplacer et génère ainsi la force électrique dans le matériau. [21]

I.7. LE MODULE PHOTOVOLTAÏQUE

Une seule cellule photovoltaïque ne produit pas suffisamment d'énergie pour une utilisation pratique car sa tension et son courant de sortie sont relative ment faibles. Pour produire de l'énergie photovoltaïque à grande échelle, plusieurs cellules sont connectées en série et en parallèle avec leurs dispositifs de protection pour former un module PV, qui est l'élément de base du système de production d'énergie photovoltaïque. En connectant de nombreuses cellules en série, la tension du module PV est augmentée et les pertes par conduction dans les câbles sont minimisées, tandis que la connexion en parallèle des cellules augmente le courant. Les modules commerciaux courants sont composés de 36 ou 72 cellules encapsulées dans une face avant en verre trempé et une face arrière (Figure I.9). Cependant, le rendement d'un module PV est inférieur à celui d'une cellule PV car une partie de l'irradiation solaire est réfléchié par la couverture en verre et l'ombre portée du cadre. [22-23]

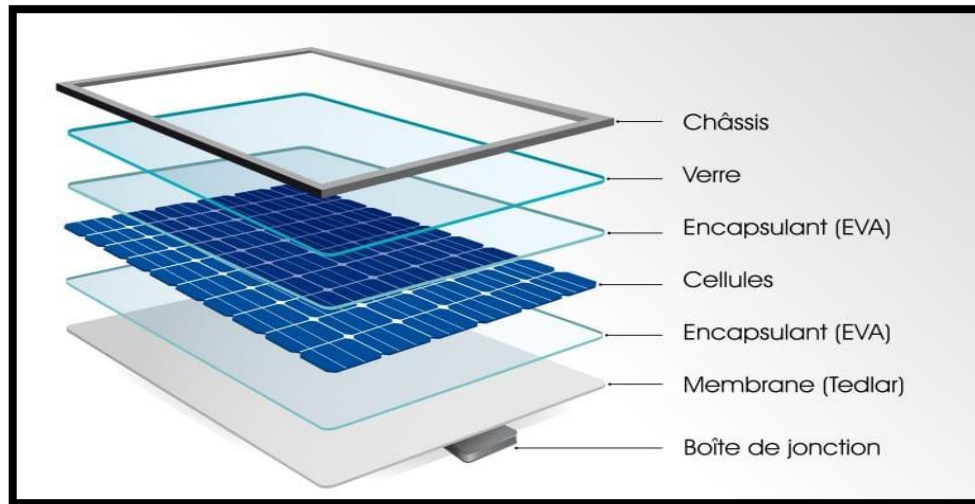


Figure I.9 : Module photovoltaïque.

I.7.1. String et champ photovoltaïque

Pour obtenir une puissance élevée dans la production d'énergie photovoltaïque à grande échelle, les modules peuvent être connectés en série pour augmenter la tension ou en parallèle pour augmenter le courant [24]. Il existe deux types de connexions de modules PV : la première est la connexion en série, appelée String PV, qui consiste en plusieurs modules connectés les uns à la suite des autres, comme illustré dans la Figure I.10. La seconde est la connexion en parallèle, appelée Champ PV (système), qui est constituée de N String PV connectés en parallèle, comme indiqué dans la Figure I.10.

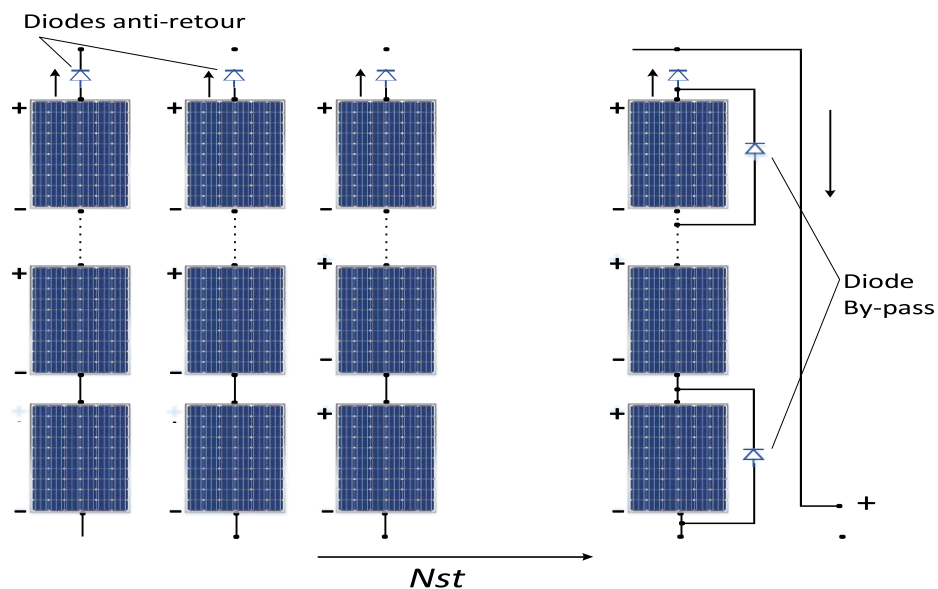


Figure I.10 : Champ photovoltaïque composé de N strings en parallèle.

Avec N_{st} le nombre de strings branchée en parallèle.

I.7.2. Protection des modules photovoltaïques

Lors de la conception d'une installation photovoltaïque, il est crucial d'assurer sa protection électrique pour éviter les pannes destructrices résultant de l'association et du fonctionnement des cellules solaires. Deux types de protection sont couramment utilisés dans les installations photovoltaïques pour se prémunir contre ces risques : la diode de by-pass et la diode anti-retour, comme illustré dans les Figures I.11 et I.12.

I.7.2.1. Diodes de by-pass

Comme le montre la Figure I.11, Lorsqu'une cellule est ombragée, sa capacité à produire de l'énergie électrique est altérée, la transformant en une sorte de résistance semi-conductrice. En conséquence, elle génère un courant électrique inférieur aux deux autres cellules, ce qui a un impact significatif sur la production d'énergie globale de la chaîne. En effet, la cellule ombragée dissipe la puissance générée par les cellules exposées au soleil, ce qui peut entraîner des points chauds et finalement endommager la cellule défectueuse. Cela peut être préjudiciable à la performance de l'ensemble du système. [25]

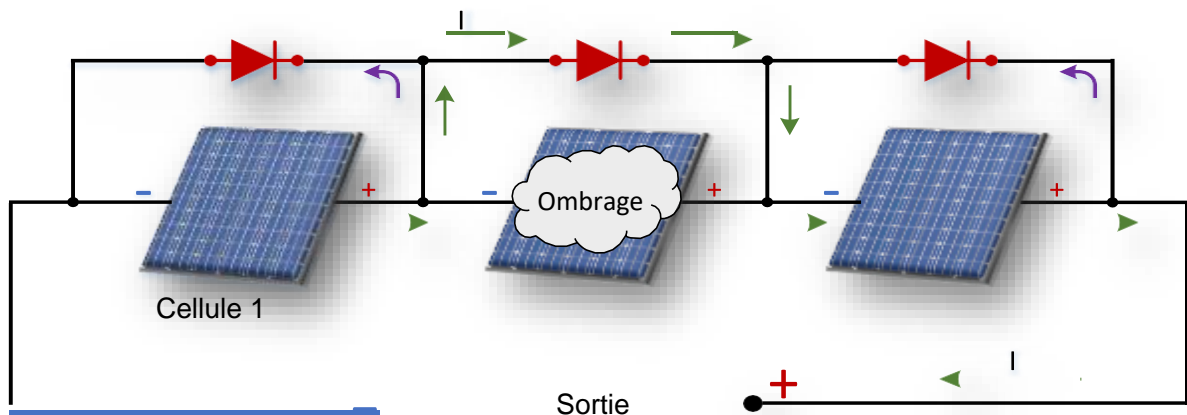


Figure I.11 : Fonctionnement des diodes by-pass.

Des diodes de dérivation sont installées en antiparallèle avec chaque cellule PV afin de créer un chemin électrique alternatif pour le courant généré. Cette méthode est utilisée car le courant ne peut pas traverser les cellules lorsque celles-ci sont ombragées. Les diodes de dérivation permettent de maintenir les performances de la chaîne en limitant la tension de

polarisation inverse qui est générée à travers n'importe quelle cellule partiellement ombrée. De cette manière, la puissance électrique qui peut être dissipée par la cellule est réduite. [25]

I.7.2.2. Diodes anti-retour

Lorsque le soleil brille, les panneaux solaires produisent une tension plus élevée que celle de la batterie, ce qui permet la charge de celle-ci. Cependant, pendant la nuit où les panneaux ne produisent aucune tension, la tension de la batterie pourrait causer un courant inverse à travers les panneaux, déchargeant ainsi la batterie. Pour éviter cela, des diodes anti-retour sont nécessaires dans de tels systèmes de charge de batterie [26]. Ces diodes sont généralement intégrées dans la construction des panneaux solaires (voir Figure I.12).

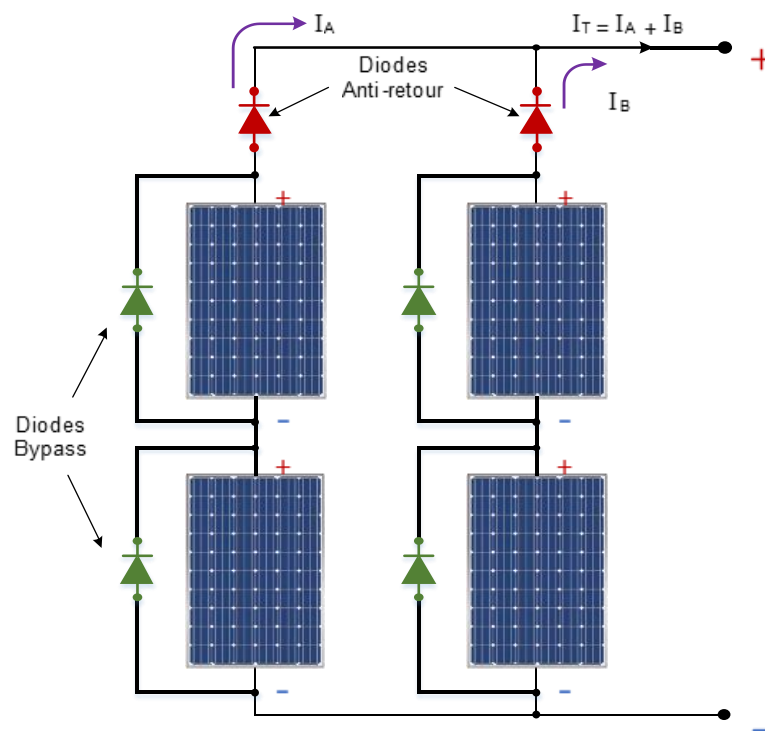


Figure I.12 : Schéma d'un champ photovoltaïque avec diodes by-pass et diode anti-retour.

I.8. SYSTEME PHOTOVOLTAÏQUE

I.8.1. Eléments d'un système photovoltaïque

Les composants d'un système photovoltaïque dépendent de l'application considérée : habitation isolée ou à proximité d'un réseau, utilisation de batterie ou « au fil du soleil », convertisseurs de puissance. Il existe plusieurs composants d'un système photovoltaïque [23] :

- Les cellules solaires ou panneau solaires qui forment le champ photovoltaïque
- Les régulateurs de charge qui ont pour rôle de transférer le maximum de charge aux

batteries.

- Les convertisseurs, soit des convertisseurs DC/DC ou bien DC/AC.
- Les batteries de stockage comme leurs noms l'indiquent, ont pour rôle de stocker l'énergie afin de l'utiliser ultérieurement.
- Autres composants.

I.8.2. Différents types de système photovoltaïques

Les systèmes PV peuvent être réalisés selon les exigences en trois types : autonome, raccordé au réseau et hybride [27] :

I.8.2.1. Système PV autonome

Ces installations autonomes ou « stand-alone », fonctionnent de manière autonome et ne sont pas reliées à un réseau. Malgré cela, ils doivent maintenir un approvisionnement constant en énergie électrique pour répondre aux exigences de charge de la demande à tout moment. Le système photovoltaïque autonome permet la distribution de courant électrique dans des zones éloignées sans accès à un réseau. L'énergie produite est soit immédiatement utilisée pour des activités telles que le pompage et l'éclairage, soit elle est réservée dans des batteries pour une utilisation future [23].

Le système PV autonome est composé principalement de :

- Un Générateur photovoltaïque ;
- Un Convertisseur DC/DC (Hacheur) ;
- Un système de régulation (commande MPPT) ;
- Une charge ;
- Une ou plusieurs batteries ;
- L'onduleur.

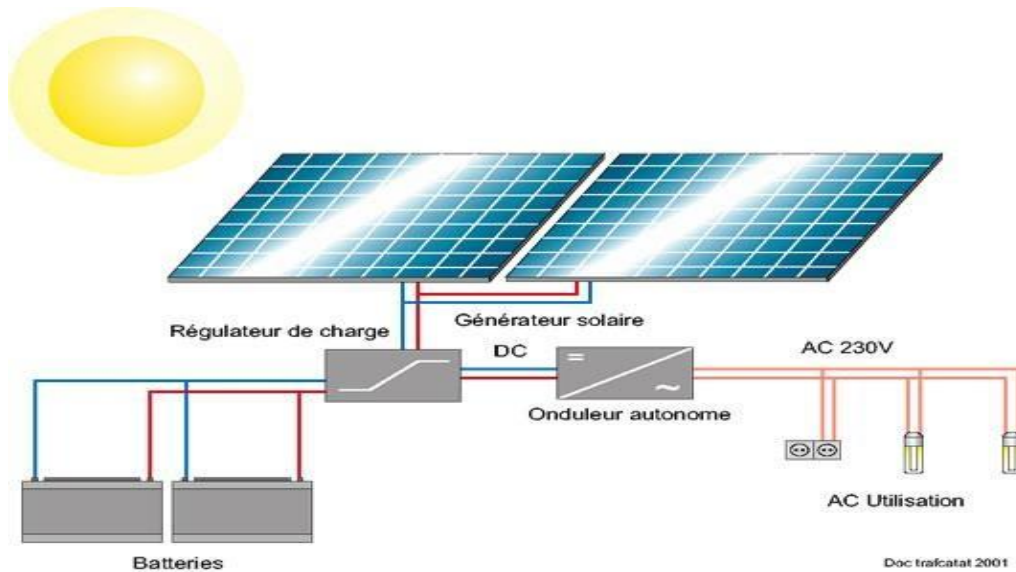


Figure I.13 : Installation photovoltaïque autonome.

I.8.2.2. Systèmes couplés au réseau

Les systèmes photovoltaïques connectés au réseau ou interactifs avec les services publics sont destinés à fonctionner en parallèle et à être interconnectés au réseau électrique. Le composant principal de ces systèmes photovoltaïques est l'onduleur, qui transforme le courant continu créé par le système photovoltaïque en courant alternatif conforme aux normes de tension et d'énergie du réseau électrique. De plus, l'onduleur cesse automatiquement de fournir de l'énergie au réseau lorsqu'il n'est pas alimenté [27].

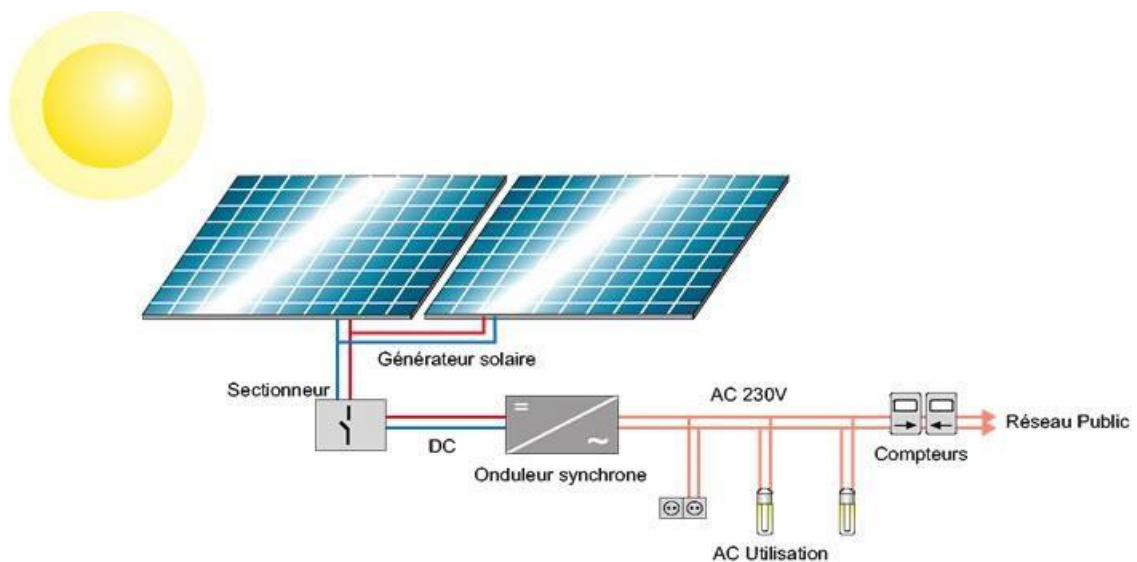


Figure I.14 : Installation photovoltaïque couplée au réseau.

I.8.2.3. Systèmes hybrides

Les systèmes d'énergie solaire hybrides sont un type de système d'alimentation hybride qui fusionne l'énergie solaire générée à partir d'un système photovoltaïque avec une autre source d'alimentation de générateur [28]. Les systèmes hybrides qui combinent des sources d'énergie éolienne et solaire sont également considérés comme des systèmes hybrides solaires. Le mélange d'énergie éolienne et solaire a l'avantage supplémentaire d'être complémentaire, car chaque système est le plus efficace à différents moments de la journée et de l'année. Il en résulte une production d'électricité plus cohérente qui fluctue moins par rapport à chaque sous-système composant individuellement [27].

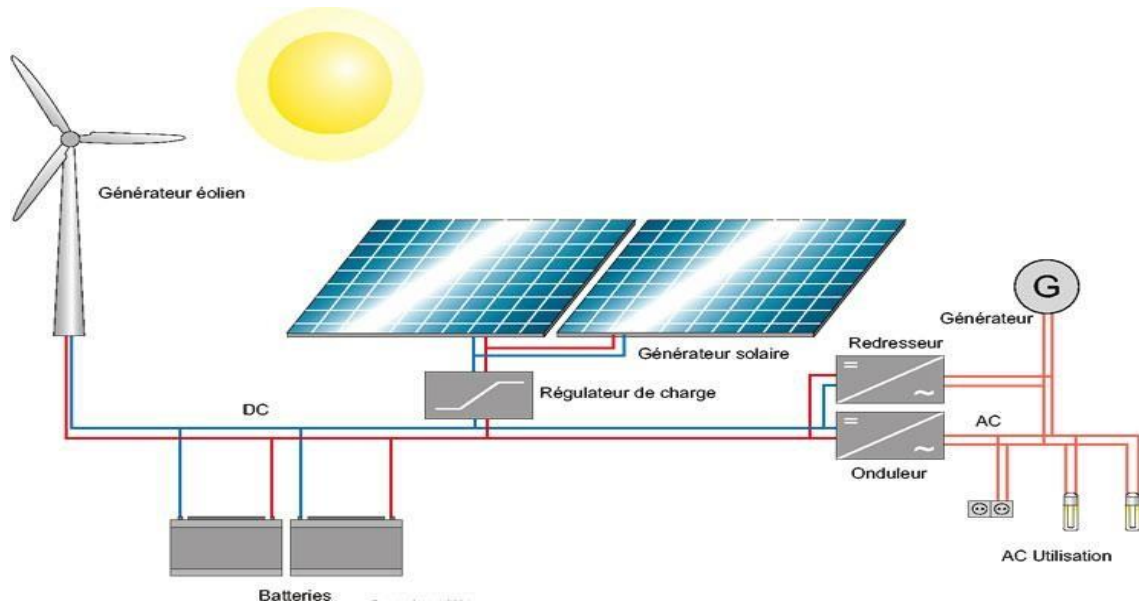


Figure I.15 : Système hybride

I.9. CONCLUSION

Dans ce premier chapitre nous avons exposé des généralités sur les systèmes de production de l'énergie électrique qui se repose sur l'effet photovoltaïque, dans ce cadre des statistiques sur la production mondiale en été présenté au premier lieu. Puis le principe de la conversion, types des cellules, et les caractéristiques du module PV ainsi que les différents types du système photovoltaïque en été bien détaillé.

**CHAPITRE II : DÉFAUTS LIÉS AUX
SYSTÈMES PHOTOVOLTAÏQUES ET
MÉTHODES DE DIAGNOSTIC**

II.1. INTRODUCTION

Les défauts des systèmes photovoltaïques sont des majors liées qui font des difficultés des chercheurs. Dans ce chapitre, Nous discutons de tous les problèmes liés à la productivité de l'installation photovoltaïque, et comment ces problèmes nécessitent des recherches sur la détection et localisation des défauts.

Dans la première partie de ce chapitre, une brève introduction au diagnostic et ses objectifs. Ensuite, une présentation des principaux défauts liés aux systèmes photovoltaïques. La deuxième partie de ce chapitre décrit spécifiquement les différentes méthodes de diagnostic du système photovoltaïque.

II.2. TERMINOLOGIE RELATIVE AU DIAGNOSTIC

Au vu de la diversité et de la richesse de la terminologie rencontrée dans le domaine du diagnostic de pannes, dans un premier temps, il est nécessaire d'établir une terminologie normalisée des concepts de base. Selon la standardisation de Le comité technique SAFEPROCESS de la fédération internationale de contrôle automatique de l'IFAC (International Federation of Automatic Control) [29,30], on présente au-dessous les termes rencontré dans le domaine de diagnostic ainsi leur signification :

II.2.1. Défaut

C'est toute déviation ou tout écart d'au moins une caractéristique observée du système surveillé par rapport à sa caractéristique de référence requise, correspondante à l'état de fonctionnement normal et standard. Un défaut ne provoque pas généralement un arrêt complet du système mais peut entraîner une probable défaillance. Un défaut peut être d'origine physique dû au dysfonctionnement des matériels, aux erreurs de conception, aux erreurs de conduite et d'utilisation opérationnelle des systèmes ou aux erreurs lors des actions de maintenance. Suite à un défaut, le système est incapable d'accomplir la fonction principale pour laquelle a été conçu. Un défaut ne conduit pas nécessairement une défaillance.

II.2.2. Défaillance

Est l'inaptitude d'un système physique à accomplir sa fonction principale ou une de ses fonctions. Une défaillance peut conduire à un défaut. Mais un défaut n'entraîne pas nécessairement une défaillance. Cela signifie, que le système peut toujours accomplir sa

fonction principale tant que le défaut n'affecte pas cette tâche. La défaillance peut être partielle si le système conserve la capacité d'accomplir une partie de ses fonctions requises ou lorsqu'il les accomplit de façon 31 limitée, comme elle peut être complète lorsque le système est incapable d'accomplir toutes les fonctions requises.

II.2.3. Panne

Est un état qui se produit lorsque le système cesse d'assurer ses missions principales de façon permanente ou intermittente. Dans ce cas, le système ou le dispositif est signalé en état de panne. Une panne est toujours le résultat d'une défaillance. Par ailleurs, On peut distinguer entre deux types de pannes : une panne permanente, si elle entraîne l'état de non fonctionnement du composant ou du dispositif, ce qui nécessite une action de réparation ou de remplacement indispensable ; et une panne intermittente, qui résulte d'une dégradation partielle et progressive d'un composant du système. Le système peut restaurer son état de fonctionnement normal même après réparation de la panne. Mais, sans réparer le composant dégradé, une panne intermittente peut se transformer en une panne permanente du système.

II.2.4. Dégradation

Est un processus de diminution progressive des performances d'une entité fonctionnelle d'un dispositif. Une dégradation est l'état d'un ensemble qui présente :

- Perte de performances d'une des fonctions assurées par l'ensemble.
- Sous-ensemble lui-même dégradé, voire défaillant (sans conséquence fonctionnelle sur l'ensemble).

II.2.5. Perturbation

Est toute entrée non contrôlée, issue de l'environnement extérieur, influençant de façon négative sur un système physique.

II.2.6. Anomalie

Caractérise un comportement du système physique, non conforme à une référence.

II.2.7. Symptôme

Représente un signe distinctif permettant de détecter un dysfonctionnement du système surveillé. La figure III.1 montre le passage d'un état de bon fonctionnement à un état de panne en passant par la dégradation et la défaillance.

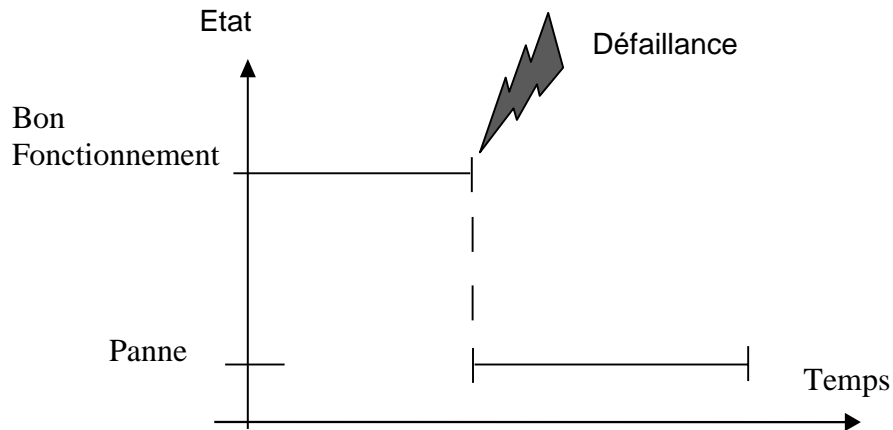


Figure II.1 : Transition d'un état de bon fonctionnement à un état de panne causée par une défaillance.

II.3. SYSTEME DE DIAGNOSTIC

Le diagnostic est un processus qui consiste à détecter et à localiser les composants ou éléments défectueux dans un système dynamique. Son but est de trouver la cause de la panne. Le diagnostic est l'utilisation d'un raisonnement logique pour identifier les causes possibles d'un dysfonctionnement sur la base d'un ensemble d'informations provenant d'une inspection, d'un contrôle ou d'un test.

Cette très brève définition résume deux tâches de base dans les diagnostics :

- Observez les symptômes de panne.
- Utiliser un raisonnement logique basé sur des observations pour déterminer la cause de l'échec. [31]

II.3.1. Etapes du diagnostic

Le terme « diagnostic » fait référence à l'identification d'un défaut ou d'un problème. Pour y parvenir, il faut passer par plusieurs étapes interconnectées [32].

II.3.1.1. Prise de mesures

Le seul moyen d'évaluer la progression d'un système est la mesure. Cela implique généralement l'utilisation d'un capteur approprié, suivi de procédures de filtrage.

I.3.1.2. Détection

Fréquemment, un examen statistique est effectué pour traiter un signal et extraire des informations concernant l'état actuel du système surveillé.

I.3.1.3. Localisation

Le traitement des informations sur l'origine d'une source de panne est une tâche fréquemment liée aux attributs d'un système. Ce type de test est courant dans de tels scénarios.

I.3.1.4. Identification

Il s'agit de caractériser le défaut, d'estimer son importance et son comportement dans le temps.[33]

I.3.1.5. Prise de décision

Lorsqu'un dysfonctionnement du système est détecté, une action rapide doit être entreprise pour garantir des performances optimales ou pour minimiser d'autres dommages. Le plan d'action peut impliquer de choisir parmi une gamme d'options, y compris l'arrêt du système pour la maintenance ou l'acceptation de performances sous-optimales. Si possible, une reconfiguration ou une réorganisation du système peut également être envisagée.

I.3.1.6. Correction

C'est l'action d'arrêter le système et de procéder à une maintenance corrective. [34]

I.3.1.7. Adaptation

C'est l'action de reconfigurer et d'adapter les instructions à injecter dans le système.

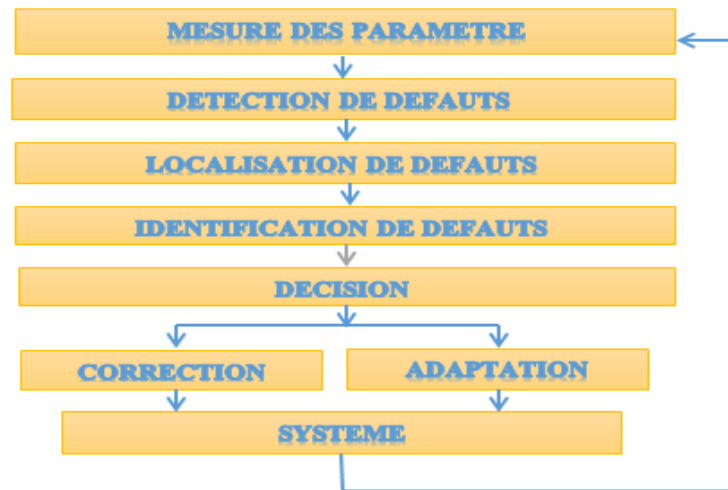


Figure II.2 : Etapes du diagnostic industriel.

II.3.2. Performance d'une procédure de diagnostic

Les caractéristiques fondamentales d'un système de diagnostic sont la détectabilité, l'isolabilité, la sensibilité et la robustesse. L'évaluation d'une méthode de diagnostic consiste à évaluer ces caractéristiques afin de déterminer son efficacité pour notre système. En comparant différentes approches diagnostiques, nous pouvons sélectionner la méthode la plus appropriée et la plus efficace. [35]

II.3.2.1. Détectabilité

C'est l'aptitude du système de diagnostic à pouvoir déceler la présence d'une défaillance sur le procédé. Elle est fortement liée à la notion d'indicateurs de défauts (résidus) : le générateur de résidu doit, d'une certaine manière, être sensible à la défaillance que l'on souhaite détecter.

II.3.2.2. Isolabilité

C'est la capacité du système de diagnostic à remonter directement à l'origine du défaut. Une alarme engendre bien souvent de nouvelles alarmes et il devient dès lors difficile de retrouver l'organe défaillant. La propriété d'isolabilité est liée à la structure des résidus et à la procédure de détection elle-même.

II.3.2.3. Sensibilité

Elle caractérise l'aptitude du système à détecter des défauts d'une certaine amplitude. Elle dépend non seulement de la structure des résidus mais aussi du rapport de l'amplitude du bruit de mesure avec celle du défaut.

II.3.2.4. Robustesse

Elle détermine la capacité du système à détecter des défauts indépendamment des erreurs de modélisation (sensibilité du résidu aux défauts et insensibilité vis-à-vis des perturbations). Généralement, la robustesse est définie par rapport à toutes les entrées inconnues.

En pratique, il y a des facteurs supplémentaires qui doivent être pesés. Lors du processus d'industrialisation, il est crucial de tenir compte à la fois des contraintes ergonomiques et économiques. La vitesse de détection peut également jouer un rôle essentiel dans la prise de décision. De plus, les coûts économiques peuvent dicter l'approche diagnostique. Par exemple, si le système nécessite des composants coûteux, il se peut que ce ne soit pas un choix de conception réalisable, le temps de développement est-il trop important.

II.3.3. Classification des méthodes de diagnostic

La littérature antérieure sur le sujet présente diverses approches de diagnostic, mais elles peuvent être globalement classées en deux groupes en fonction du type de connaissances utilisées pour identifier les défauts.[35] La figure I présente un résumé complet des principales méthodes de diagnostic.

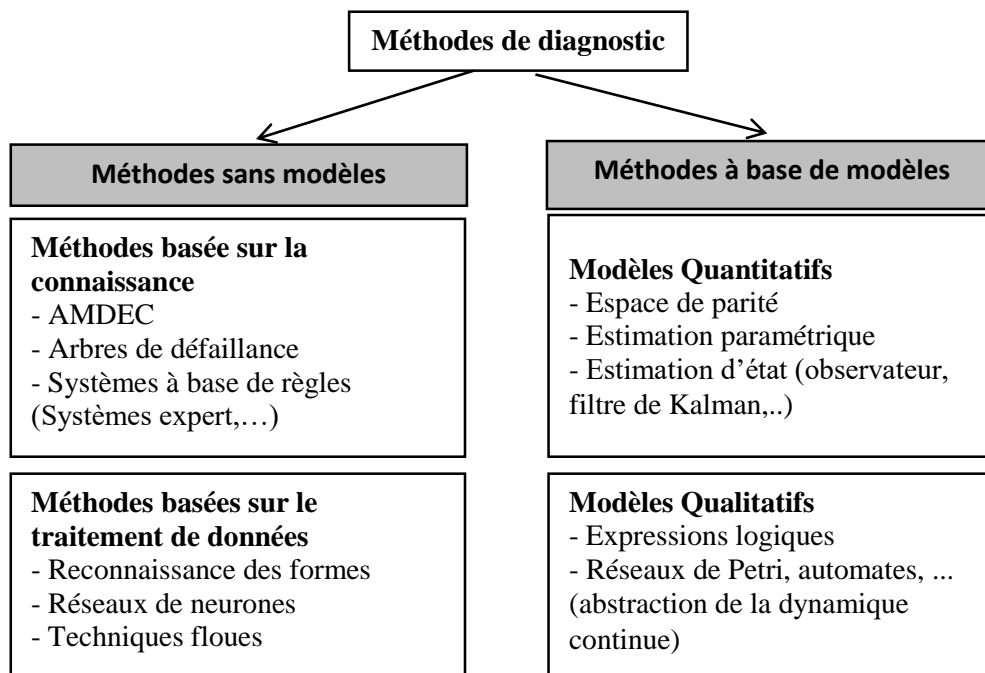


Figure II.3 : Une classification des méthodes de diagnostic.

II.4. DEFAUTS DANS LE SYSTEME PHOTOVOLTAÏQUE

Dans les sections précédentes de cette étude, nous avons décrit les différents éléments qui composent un système de production photovoltaïque. De plus, nous avons fourni un aperçu des techniques de diagnostic couramment utilisées dans les systèmes industriels.

Ce paragraphe est dédié à l'identification des défauts potentiels dans notre étude de cas, spécifiquement liés au système photovoltaïque.

II.4.1. Défaits courants des systèmes photovoltaïques

Les problèmes du système PV peuvent être classés comme temporaires ou permanents. Les défauts temporaires sont souvent le résultat d'ombrages et de salissures sur les modules. Pendant ce temps, les défauts permanents font référence aux problèmes les plus graves tels que le délaminage, les bulles, le jaunissement des cellules, les rayures et les cellules brûlées.

Le processus de remplacement ou de réparation des modules défectueux contribue à éliminer les défauts persistants. Les courts-circuits, les défauts de ligne à ligne, à la terre et à l'arc sont les coupables typiques des défauts graves des panneaux photovoltaïques. Les autres facteurs contribuant à la perte de production comprennent les pertes de joule liées au câblage, les équipements défectueux et le suivi du MPP. La nature des défauts dans un système photovoltaïque peut être différenciée en défauts de module, de chaîne ou de réseau, en fonction du composant particulier du système photovoltaïque en question.

II.4.1.1. Défaut de point chaud

Des points chauds dans les modules peuvent survenir lorsque des cellules spécifiques deviennent ombragées ou brisées. Ces cellules ont tendance à produire beaucoup moins de courant que les autres cellules de la chaîne et peuvent même entraîner une dissipation de puissance au lieu d'une génération. Ce phénomène particulier est généralement observé dans les cellules en silicium cristallin (c-Si) et peut être attribué à l'encrassement, à l'ombrage, aux cellules endommagées ou aux diodes de dérivation endommagées. En conséquence, les cellules hotspot dissipent de l'énergie, entraînant une augmentation de la température de surface et, finalement, le développement de défauts hotspot.

La détection des défauts dans les cellules solaires est généralement effectuée par des balayages infrarouges et thermiques [36]. Des points chauds constants sont capables de causer des dommages aux cellules solaires, ainsi que de conduire à des défauts de circuit ouvert en contournant les diodes [37].

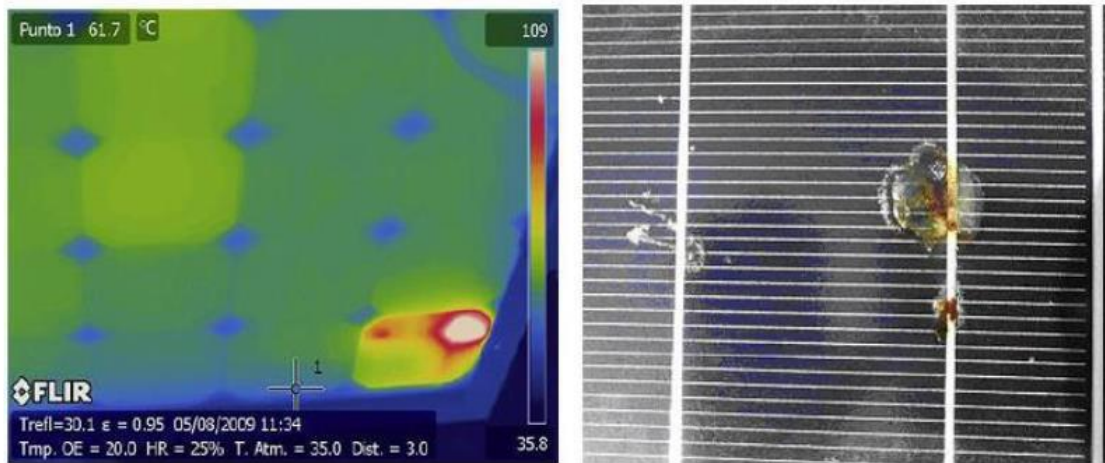


Figure II.4 : Défaut de point chaud.

II.4.1.2. Dégradation

La réduction progressive de la puissance de sortie des modules peut être attribuée à leur dégradation. Pour identifier ce problème, la méthode électrique basée sur les caractéristiques IV du module est généralement utilisée.

II.4.1.3. Ombrage partiel

Lorsqu'une partie d'un module ou d'un système PV est bloquée, elle reçoit moins de rayonnement solaire, ce qui entraîne des défauts d'ombrage. Pour diagnostiquer l'ombrage, des baisses de courant inattendues sont des indications. Bien que cela puisse ressembler à des chaînes en circuit ouvert, il s'agit généralement d'un événement temporaire.

II.4.1.4. Défaut de circuit ouvert

Les défauts de déconnexion dans les sous-systèmes PV sont appelés défauts de circuit ouvert. Ces défauts peuvent résulter de cellules déconnectées d'un module, de modules déconnectés d'une chaîne ou de chaînes déconnectées d'un générateur photovoltaïque. Lors de l'inspection des indicateurs de tension et de courant au niveau du réseau, une chute de courant est évidente, alors que la tension du générateur photovoltaïque reste constante. Divers facteurs, y compris, mais sans s'y limiter, un câblage défectueux ou un équipement endommagé peuvent provoquer des défauts de circuit ouvert.

Les problèmes cités incluent un câblage défectueux, des diodes défectueuses et des cellules défectueuses [38].

II.4.1.5. Défaut de court-circuit

Semblables aux défauts de circuit ouvert, les défauts de court-circuit peuvent survenir dans divers sous-systèmes d'une installation photovoltaïque. Dans le cas de modules court-circuités au sein d'une chaîne, la tension du réseau subit une diminution significative tandis que le courant du réseau n'augmente que légèrement [39]. La même chute de tension et la même augmentation de courant peuvent être observées lorsqu'un court-circuit se produit entre deux branches au sein d'un ensemble. Une étude expérimentale menée dans [39] indique que les défauts de court-circuit entre les modules ont un impact plus négatif sur la tension de sortie du système que les courts-circuits entre les chaînes.

II.4.1.6. Défaut de mise à la terre

Dans les systèmes photovoltaïques, les défauts à la terre occupent la première place en tant que type de défaut le plus répandu. Ce défaut est un court-circuit électrique non planifié entre un conducteur électrique et la terre, résultant principalement d'un défaut d'isolation du câble. Malheureusement, les défauts à la terre présentent un risque grave pour la sécurité en raison des arcs CC qui se produisent lors d'une panne, de la probabilité de décharges électriques provenant de connexions à la terre sous tension et du risque accru d'incendie.[38]

II.4.1.7. Défaut d'arc

Lorsqu'un courant électrique traverse l'air ou un diélectrique par inadvertance, on parle de défaut d'arc. De tels défauts peuvent survenir entre une coupure dans un conducteur électrique, ou entre des conducteurs de potentiels différents.[38] Dans les systèmes photovoltaïques, les arcs électriques peuvent représenter un danger important.

II.4.1.8. Défaut de ligne à ligne

Un défaut ligne à ligne se produit lorsqu'il y a un court-circuit entre les conducteurs d'un système PV. Ce type de défaut est souvent le résultat d'une mauvaise isolation des câbles ou d'un dommage physique au système [36].

II.5. METHODES DE DETECTION ET DE DIAGNOSTIC DES DEFAUTS D'UN SYSTEME PV

Le système photovoltaïque peut connaître des anomalies à différentes étapes en raison de divers facteurs, tels que les effets d'ombrage, l'encrassement des modules, le vieillissement des

modules PV et les défauts de fabrication. Ces facteurs peuvent impacter les conditions de fonctionnement du système, depuis les modules jusqu'au câblage et à la protection, et enfin, les convertisseurs de puissance [36].

Comme tout autre système industriel, les installations photovoltaïques nécessitent des systèmes de surveillance pour assurer un bon fonctionnement et une détection rapide des défauts. En effet, de tels systèmes sont indispensables au fonctionnement des installations photovoltaïques.

Pour analyser les centrales photovoltaïques, les chercheurs ont proposé plusieurs techniques de diagnostic. Ces méthodes varient en fonction de trois facteurs fondamentaux qui les distinguent les uns des autres : la rapidité de détection des anomalies, l'optimisation des données d'entrée et la sélectivité (la capacité à reconnaître différents défauts).

Il existe deux grandes catégories [40] :

Les techniques non électriques [41,42] telles que les méthodes visuelles et thermiques se sont avérées efficaces pour identifier divers défauts dans les matériaux. Ces méthodes peuvent aider à détecter des problèmes tels que les salissures de surface, les bris, le délaminage, la décoloration, le brunissement et les points chauds.

Des techniques électriques sont disponibles pour identifier et diagnostiquer les modules, chaînes et réseaux photovoltaïques problématiques. Ces méthodes peuvent détecter des défauts tels que des défauts d'arc, des défauts à la terre et des dysfonctionnements de diode, entre autres.

Le graphique ci-dessous illustre les diverses techniques employées dans le domaine du diagnostic.

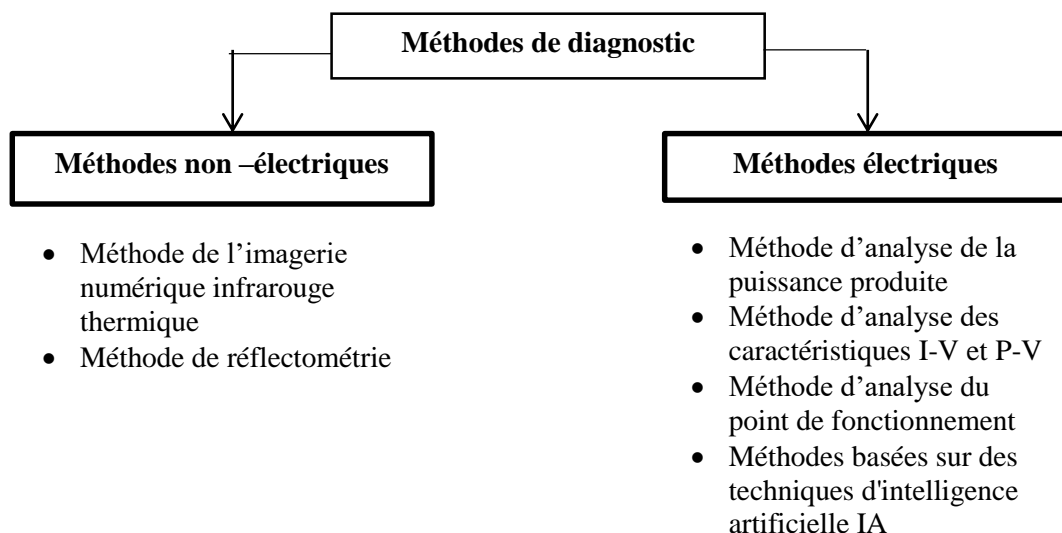


Figure II.5 : Méthodes de diagnostic de défauts d'un générateur PV.

II.5.1. Méthodes non –électriques

Pour identifier les défauts au niveau des cellules PV, il existe diverses méthodes non électriques disponibles qui peuvent être destructives ou non destructives. La fissuration cellulaire est le défaut le plus courant trouvé à ce niveau, et il existe quelques méthodes utilisées pour son diagnostic, telles que les tests de flexion mécanique, la photoluminescence, l'imagerie par électroluminescence et les tests de thermographie [43, 44]. Pour le diagnostic des modules PV, l'imagerie infrarouge et la réflectométrie sont les techniques les plus couramment utilisées.

II.5.1.1. Méthode de l'imagerie numérique infrarouge thermique

Des techniques non électriques telles que les inspections visuelles et l'analyse infrarouge/thermique sont utilisées pour détecter et localiser les défauts dans les systèmes PV. Ces méthodes ne nécessitent pas de mesures électriques.

L'identification de la décoloration, du brunissement, de l'encrassement, des points chauds, de la rupture et du délaminage des modules PV sont les principales applications des méthodes visuelles et thermiques [36, 38]. Cependant, les inspections visuelles ne sont pas pratiques pour les systèmes PV à grande échelle en raison de leur nature chronophage.

L'identification des défauts thermiques et infrarouges repose sur des équipements spécialisés tels que des caméras thermiques ou infrarouges, des drones, etc. La fréquence de surveillance des plantes détermine le rythme de détection, et ces approches ont été couronnées de succès comme en témoignent [41, 42]. Cependant, ces méthodes ne sont pas appropriées pour détecter les défauts dans les installations photovoltaïques à petite échelle.

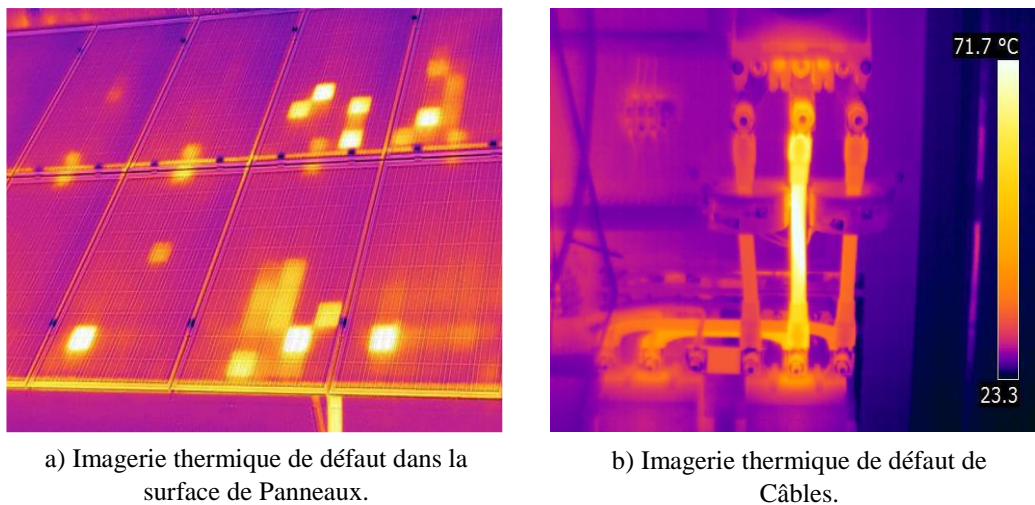


Figure II.6 : Quelques exemples de la localisation de défauts par la caméra thermique

II.5.1.2. Méthode de réflectométrie

La réflectométrie représente une technique de diagnostic qui consiste à transmettre un signal dans l'environnement ou le système nécessitant un diagnostic. Le signal parcourt le milieu selon sa loi de propagation et lorsqu'il atteint un point de discontinuité, une partie de son énergie est renvoyée vers la source d'injection. En analysant le signal réfléchi, des données précieuses sur l'environnement ou le système peuvent être obtenues. Cette méthodologie a également été mise en œuvre dans la détection de défauts dans les chaînes photovoltaïques, comme en témoignent [45,46]. La branche PV, composée de modules et de câbles interconnectés, reçoit un signal de type pas à pas ou impulsion pour la détection de défaut. Grâce à des recherches empiriques menées par [45,46], il a été démontré que les défauts de type "circuit ouvert", "court-circuit" et "augmentation de l'impédance" peuvent être détectés et localisés dans la chaîne.

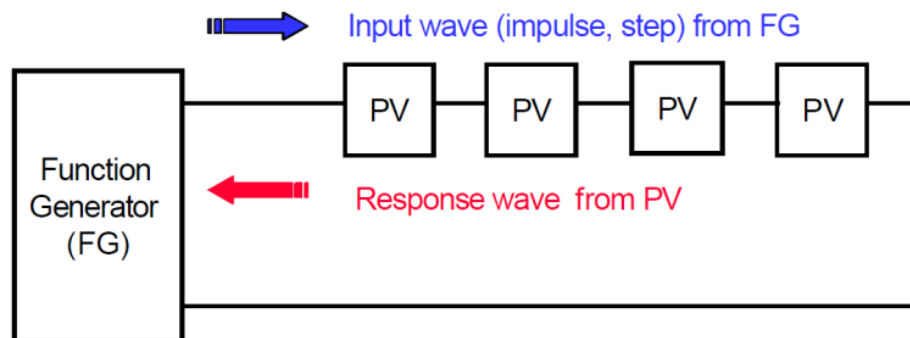


Figure II.7 : Principe de la réflectométrie pour localiser le défaut dans un string PV

II.5.2. Méthodes électriques

Les données d'entrée pour ces méthodes sont les paramètres électriques (courant, tension et puissance). Quatre principaux types de méthode sont proposés dans la littérature sur laquelle nous nous concentrons dans ce paragraphe.

II.5.2.1. Méthode d'analyse de la puissance produite

De nombreuses études dans la littérature reflètent l'approche adoptée par les onduleurs commerciaux pour détecter et localiser les défauts dans les panneaux photovoltaïques. En règle générale, cela implique de scruter l'énergie et la puissance de sortie du réseau et de noter tout écart significatif par rapport aux valeurs attendues. Cependant, cette approche peut être améliorée en générant des attributs supplémentaires qui approfondissent l'analyse des grandeurs mesurées. Ces attributs supplémentaires incluent la durée, l'amplitude, la fréquence et le

moment des baisses de puissance ou d'énergie. Ils sont prédéterminés pour différents défauts, facilitant ainsi une localisation plus précise des défauts. Lors de la comparaison, le défaut qui correspond le mieux à la valeur déduite des grandeurs mesurées est considéré comme responsable de la baisse des valeurs des attributs. [47] a réalisé une analyse sur la puissance produite, en évaluant la baisse d'amplitude. Cela a permis de détecter les chaînes et les modules par chaîne pouvant être en défaut, en fonction des conditions de fonctionnement telles que l'ensoleillement et la température.

L'investigation menée par [48,49] a approfondi les caractéristiques supplémentaires de la décroissance énergétique. Ces caractéristiques comprennent l'intensité, la durée et le moment de la chute d'énergie. Cette analyse permet d'identifier quatre catégories de dysfonctionnements :

- Pertes constantes d'énergie : dégradation, salissure, module défectueux, string défectueux.
- Pertes variables d'énergie : ombrage, température élevée, échauffement de l'onduleur, erreur de MPPT.
- Pertes totales : onduleur défectueux, défaillance du système de contrôle.
- Couverture par la neige.

Semblable au cas précédent, [50] a utilisé les mêmes principes fondamentaux dans ses recherches. Cependant, ils se sont concentrés sur des catégories distinctes d'imperfections, qui sont les suivantes :

- Défauts prolongés avec rendement nul : défaillance des composants, système déconnecté (longue durée).
- Défauts brefs avec rendement nul : déconnexion temporaire de l'onduleur, système déconnecté (courte durée).
- Défauts d'ombrage : ombrage.
- Défauts avec rendement non nul et pas d'ombrage : erreur de MPPT, autres défauts.

II.5.2.2. Méthode d'analyse des caractéristiques I-V et P-V

En mesurant le courant et la tension à différents points du champ photovoltaïque, il est possible de localiser les défauts à l'aide de capteurs stratégiquement placés. De nombreux chercheurs [51, 52, 53] ont mené des études dans ce domaine.

II.5.2.3. Méthode d'analyse du point de fonctionnement

L'évaluation de l'état d'un système PV implique plus que la simple comparaison de la puissance ou de la production d'énergie réelle et prévue. Il est également important de comparer la puissance maximale actuelle (représentée par le courant et la tension) à la puissance maximale attendue. Cette analyse, comme l'a noté [54], peut fournir un aperçu supplémentaire de l'état du système.

En comparant les courants et les tensions, deux jeux de valeur binaire (0 et 1) sont obtenus. Ces valeurs peuvent être utilisées pour identifier le type de problème dans le champ PV. Les problèmes sont divisés en quatre catégories basées sur la combinaison de ces ensembles binaires. Ces catégories sont :

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

II.5.2.4. Méthodes basées sur des techniques d'intelligence artificielle IA

Lorsqu'il s'agit d'analyser des systèmes physiques complexes contenant divers éléments et descriptions, s'appuyer uniquement sur des modèles mathématiques est insuffisant en termes de précision. Dans de tels cas, des méthodes d'IA ont été développées pour imiter le raisonnement humain afin de faciliter la prise de décision. Ces méthodes visent à rationaliser et à simplifier le processus de diagnostic pour plus de facilité et d'efficacité.

Ces dernières années, l'efficacité des méthodes d'intelligence artificielle dans la modélisation, la régulation, la prédiction et le pronostic au sein du système PV a été confirmée [55].

II.5.2.4.1. Les algorithmes génétiques (AG)

Les techniques d'optimisation stochastique, appelées AG, ont été proposées pour la première fois par Hollande en 1970. Ces algorithmes reposent sur la sélection naturelle et des mécanismes génétiques pour atteindre leurs objectifs :

- Un mécanisme de codage est utilisé pour représenter les variables du problème d'optimisation.
- Fonction de fitness - ou fonction objectif.
- Fournit le mécanisme d'évaluation de chaque chromosome et la formation de la population apte.

- Un croisement est utilisé pour combiner les chromosomes.
- Les chromosomes sont soumis à une mutation, pour garder l'espace de solution assez riche.

L'optimisation a été révolutionnée par les algorithmes génétiques (AG), qui sont largement reconnus comme des outils utiles. En collaboration avec d'autres techniques d'IA, les GA ont été utilisées avec succès dans le diagnostic des champs photovoltaïques, comme en témoigne leur application en tandem avec des réseaux de neurones pour identifier les défauts.

En mettant en évidence les points de données les plus cruciaux dans l'espace d'entrée, les GA ont permis au réseau de neurones de devenir plus apte à détecter ces défauts. En incorporant un champ PV [56], les entrées du réseau sont minimisées, ce qui entraîne une diminution du temps de calcul. En conséquence, la procédure de diagnostic est accélérée et atteint une plus grande précision dans sa catégorisation.

II.5.2.4.2. Machine à vecteur de support (SVM)

Basées sur la théorie de l'apprentissage statistique mise en avant par VN Vapnik, les machines à vecteurs de support (SVM) sont une approche d'apprentissage informatique moderne. Cette méthode sépare les données spatiales en deux groupes et est également connue sous le nom de séparateurs à large marge.

Conçu pour répondre aux problèmes de diagnostic dans les champs photovoltaïques, comme référencé dans [57,58].

SVM consiste à mapper la zone d'entrée initiale sur un espace d'apprentissage avec des produits scalaires de grande dimension. L'hyperplan optimal est ensuite déterminé dans cette zone pour améliorer la capacité de généralisation du classifieur. Ceci est réalisé grâce à l'application de la théorie de l'optimisation en conjonction avec les principes d'apprentissage statistique.

Les machines à vecteurs de support (SVM) sont capables de traiter facilement de grandes quantités de données. Leur méthodologie d'entraînement leur permet d'être performants, quelle que soit la dimensionnalité des vecteurs d'entrée. Cela en fait un choix idéal pour gérer des ensembles de données de très grande dimension. De plus, les SVM sont particulièrement avantageuses dans les tâches de classification des défauts car elles peuvent gérer les données sans aucune limitation sur leur dimensionnalité.

II.5.2.4.3. Logique floue (LF)

La logique floue est une approche structurée de gestion des informations qualitatives. Par conséquent, de nombreux systèmes experts le préfèrent désormais au traitement traditionnel, ce qui en fait un choix populaire dans diverses applications. La logique floue présente plusieurs avantages par rapport aux systèmes experts traditionnels. Les règles de la base de connaissances n'ont pas besoin d'être complexes et précises, comme c'est le cas pour cette dernière. Au lieu de cela, ils peuvent être généralisés pour répondre à un plus grand nombre de cas. De plus, avec la logique floue, la gestion des contradictions dans la base de connaissances est simple et directe.

En ce qui concerne le diagnostic des défauts, les systèmes flous s'avèrent incroyablement utiles en raison du traitement basé sur les connaissances requis pour le diagnostic. Cependant, l'obtention de modèles quantitatifs précis de comportement complexe et non linéaire dans des systèmes défectueux peut être difficile dans la pratique. Comme solution, des modèles qualitatifs flous sont souvent utilisés. Il est important de tenir compte des incertitudes qui peuvent découler de la description du système.

La détection de DA (Arc Fault) dans un PVS était au centre de l'algorithme présenté par les auteurs dans [59]. Ils ont vanté la rentabilité de leur approche, qui s'appuyait sur FL. Pour obtenir des résultats optimaux, les auteurs ont recommandé d'utiliser le détecteur avec DC-AC, plutôt que comme un appareil autonome. Leur méthode était fondée sur l'analyse théorique de la courbe IV et utilisait le système de classification FL pour identifier les défauts.

Dans [60, 61], un système GCPV de 1,1 kWp du côté DC a été construit pour identifier l'ombrage partiel dans les modules PV. Le taux de classification du système a dépassé 98 %. De plus, [62] présente une méthode basée sur des règles floues utilisant TakagiSugeno Kahn (TSKFR), qui consiste à comparer la puissance mesurée à la puissance estimée et à appliquer une valeur seuil.

Grâce à la détermination, il a été découvert que le système peut identifier plus de 90% des conditions de défaut, même face à des données déformées. Les défauts ciblés sont : cellules cassées, ombrage progressif et court-circuit.

II.5.2.4.4. Réseaux de neurones artificiels (RNA)

Les RNAs offrent deux caractéristiques notables qui en font un outil précieux pour diagnostiquer les systèmes de production. Premièrement, ils peuvent approximer efficacement des fonctions non linéaires. Deuxièmement, ils excellent dans les tâches de reconnaissance de

formes, comme le démontre le diagnostic des champs PV cité dans les sources [63,64]. Contrairement aux modèles traditionnels, les RNA ne reposent pas sur une description mathématique du système. Au lieu de cela, l'apprentissage en réseau est mis en œuvre pour alimenter le réseau en connaissances sur le champ PV. Le processus d'apprentissage consiste à alimenter le réseau à l'entrée, puis à ajuster les paramètres internes jusqu'à ce que la sortie du réseau se rapproche étroitement de celle du système réel. Le principal avantage des RNA est qu'ils ne nécessitent pas de modèles mathématiques et sont donc applicables à des systèmes difficiles à modéliser.

Néanmoins, il y a quelques inconvénients :

- Pour faciliter l'apprentissage du réseau, il est nécessaire d'avoir accès aux données sur le fonctionnement du champ PV. Ces données peuvent être obtenues soit à partir du processus réel, soit à partir de ses modèles correspondants.
- La sortie du réseau est limitée aux scénarios spécifiques pour lesquels il a été formé et ne couvre pas tous les cas potentiels.
- À mesure que la complexité des systèmes augmente, le nombre de neurones nécessaires dans le réseau augmente également, ce qui entraîne une augmentation exponentielle du temps de calcul.

Même avec les limites de l'ANN et la disponibilité d'autres outils de classification, il continue d'être la méthode la plus couramment utilisée dans la littérature pour s'attaquer à des tâches de haute précision.

Plusieurs articles ont été publiés récemment qui explorent l'application de l'ANN dans l'identification et le diagnostic des défauts dans les systèmes PV. Par exemple, une étude [65] a démontré l'efficacité de la technique ANN dans la détection des défauts dans un système PV connecté au réseau. L'étude a examiné cinq modes de diagnostic de panne différents, y compris des cas où le dispositif d'alimentation fonctionnait mal.

Les problèmes courants avec les dispositifs d'alimentation comprennent un équipement défectueux, une surchauffe et une sortie basse tension.

II.5.2.4.5. Réseaux de neurones flous (neuro-floue)

Alors que les réseaux de neurones produisent des résultats numériques précis, cela peut poser un défi pour les systèmes de diagnostic qui nécessitent des informations qualitatives. Dans les situations où seules les connaissances qualitatives sont accessibles, la combinaison des réseaux de neurones et de la logique floue est une approche appropriée. Cette fusion aboutit à

des réseaux de neurones flous, qui ont montré du succès dans le diagnostic des champs PV, comme démontré dans [66,67]. Un système neuro-flou est utilisé pour combiner les connaissances quantitatives et qualitatives, permettant l'intégration de la représentation explicite des connaissances de la logique floue avec la capacité d'apprentissage des réseaux de neurones.

Une technique d'identification des défauts neuro-flous dans les systèmes photovoltaïques a été conceptualisée par les auteurs dans [68]. Ils se sont appuyés sur une approche neuro-floue pour calculer une gamme d'ensembles de paramètres pour un module PV dans des conditions de fonctionnement variables pour réaliser cette méthode.

Les résultats démontrent que le système de diagnostic peut faire la distinction entre les opérations régulières et anormales, même en présence de bruit et de perturbations.

II.6. CHOIX DE L'APPROCHE DE DIAGNOSTIC

Après avoir effectué des recherches bibliographiques, il est devenu évident que chaque méthode décrite dans la littérature a des aspects à la fois positifs et négatifs. La détermination de la méthode à utiliser pour un système particulier dépend de ses caractéristiques spécifiques, des connaissances disponibles et du type de défauts à diagnostiquer. Les diverses techniques de diagnostic des pannes n'ont pas de frontières distinctes et leurs domaines d'application se chevauchent souvent. Par conséquent, il n'est pas rare que ces techniques fonctionnent en tandem pour fournir le diagnostic le plus complet possible.

Malgré l'existence de plusieurs méthodes, l'ambiguïté reste un problème important, nous obligeant à adopter une approche basée sur les réseaux de neurones pour parvenir à une résolution efficace.

II.7. CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons initialement introduit des définitions et des expressions couramment utilisées dans le domaine du diagnostic. Les techniques de diagnostic discutées dans la littérature peuvent être décomposées en trois étapes fondamentales : la détection, la localisation et l'identification.

Ensuite, nous avons fourni un aperçu des dysfonctionnements et anomalies les plus fréquents qui peuvent se manifester dans les systèmes photovoltaïques. Notre analyse indique que ces déficiences peuvent être globalement classées comme résultant soit de défauts de fabrication, soit d'une conséquence des conditions météorologiques et d'exploitation.

Notre présentation comprenait un aperçu actualisé des différentes techniques de diagnostic utilisées dans la maintenance des systèmes photovoltaïques. Ces techniques sont conçues pour suivre le fonctionnement du système et pour identifier, localiser et diagnostiquer tout problème susceptible d'avoir un impact négatif sur ses performances ou sa sécurité.

CHAPITRE III : RÉSEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

III.1. INTRODUCTION

Les réseaux de neurones artificiels sont une approche d'intelligence artificielle qui cherche à imiter la nature et à reproduire les modes de raisonnement et de comportement propres à l'homme. Dans ce chapitre, nous présenterons un état de l'art de ces réseaux de neurones. Tout d'abord, nous rappellerons la définition et les caractéristiques des réseaux de neurones, puis nous décrirons les architectures neuronales les plus couramment utilisées, à savoir les modèles statiques et dynamiques. Ensuite, nous aborderons les différents types d'apprentissage ainsi que les domaines d'application.

III.2. NEURONE ET LE RESEAU DE NEURONES

La figure III.1 montre un schéma comportant la structure générale d'un neurone artificiel.

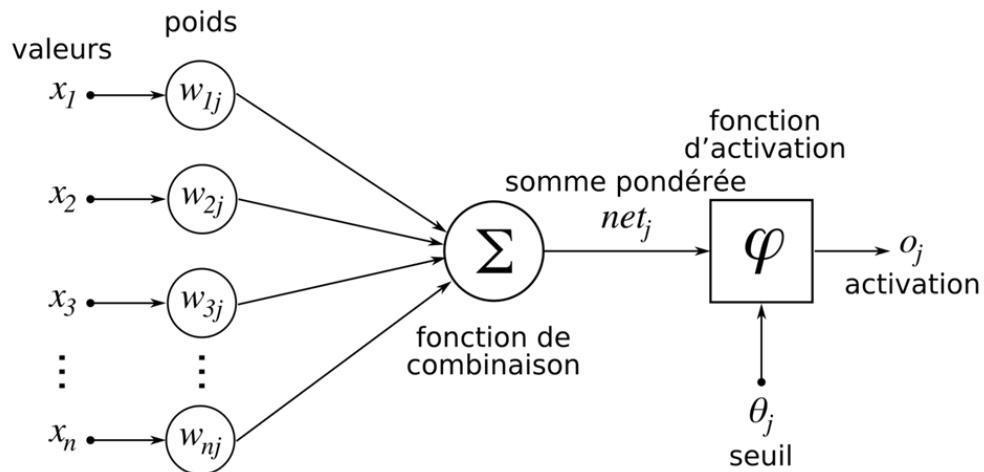


Figure III.1 : Neurone artificielle.

Un neurone artificiel est considéré comme un élément élémentaire de traitement de l'information, Il reçoit les entrées et produit un résultat à la sortie.

$$u = \sum_j^n W X + \theta = W'X + \theta \tag{III.1}$$

$$y = \varphi(u) \tag{III.2}$$

\$x_1, x_2, \dots, x_n\$; sont les entrées externes. \$y\$ est la sortie. \$w_1, w_2, \dots, w_n\$ sont les poids associés à chaque connexion. \$X\$ est le vecteur d'entrée, \$W'\$ est le vecteur poids, \$\theta\$ est appelé le biais.

La fonction \$\varphi\$ est appelée fonction d'activation, c'est une fonction non linéaire. Différentes fonctions d'activation peuvent être utilisées, parmi lesquelles on peut citer : fonction signe,

sigmoïde, tangente hyperbolique, Gaussienne [69],[70].et le choix d'un type de fonction dépend de l'application.

Les réseaux de neurones artificiels sont des combinaisons de fonctions élémentaires appelées neurones formels, ou simplement neurones associés en couches et fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un réseau.

III.3. PROPRIETE DES RESEAUX DE NEURONES

Les réseaux de neurones artificiels possèdent une caractéristique fondamentale qui justifie l'intérêt croissant qui leur est accordé et les distingue des techniques classiques de traitement des données : ils sont capables d'intervenir dans une large gamme de domaines. De plus, les réseaux de neurones sont des approximations universelles, ce qui signifie que toute fonction bornée suffisamment régulière peut être approximée de manière uniforme et précise dans un domaine fini de l'espace de ses variables à l'aide d'un réseau de neurones comportant une couche de neurones cachée de nombre fini. Tous ces neurones cachés ont la même fonction d'activation, et le neurone de sortie est linéaire [71, 72]. Parcimonie : Lorsque nous modélisons un processus à partir de ses données, notre objectif est toujours d'obtenir les résultats les plus satisfaisants possibles tout en utilisant un nombre minimal de paramètres. On recherche ainsi une approximation parcimonieuse. Contrairement aux méthodes de régression classiques telles que la régression polynomiale, les réseaux de neurones nécessitent moins de paramètres ajustables pour obtenir un modèle non linéaire de précision donnée. Il est important de noter que le nombre de données nécessaires pour ajuster le modèle est directement lié au nombre de paramètres utilisés [73, 74].

III.4. LES STRUCTURES DES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

Les réseaux de neurones artificiels sont constitués de plusieurs couches (d'entrée, de sortie et cachées) de neurones fortement connectés et fonctionnant en parallèle. En général, On distingue deux structures de réseau :

- Les réseaux non bouclés (Statique).
- Les réseaux bouclés (Dynamique).

III.4.1. Les réseaux de neurones non bouclés

Un réseau de neurones non bouclés réalise une (ou plusieurs) fonction algébrique de ses entrées en composant les fonctions réalisées par chacun de ses neurones. Dans ce type de réseau, l'information circule uniquement des entrées vers les sorties, sans retour en arrière [75, 76].

On distingue principalement deux types de réseaux de neurones : les réseaux complètement connectés et les réseaux à couches.

Dans les réseaux complètement connectés, les entrées ainsi que les neurones (cachés et de sortie) sont numérotés, et chaque neurone suit les règles suivantes :

- Ses entrées sont constituées de toutes les entrées du réseau ainsi que des sorties des neurones numérotés inférieurement.
- Sa sortie est connectée aux entrées de tous les neurones numérotés supérieurement.

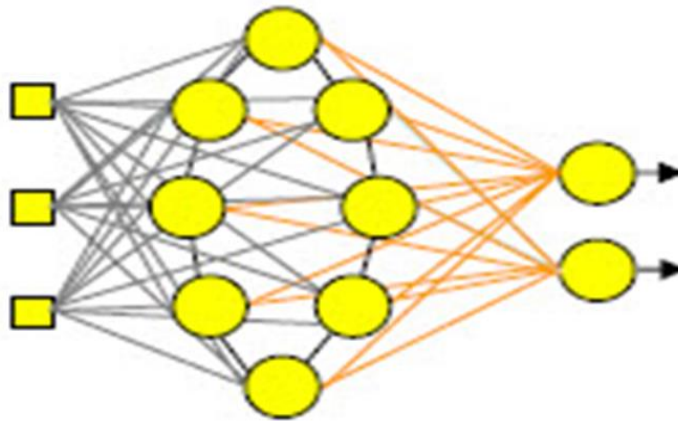


Figure III.2 : Réseau de neurones complètement connecté.

Les réseaux de neurones à couches Dans une architecture de réseaux à couches, les neurones cachés sont organisés en couches, les neurones d'une même couche n'étant pas connectés entre eux. De plus les connexions entre deux couches de neurones non consécutives sont éliminées. Une telle architecture est historiquement très utilisée, surtout en raison de sa pertinence en classification [77].

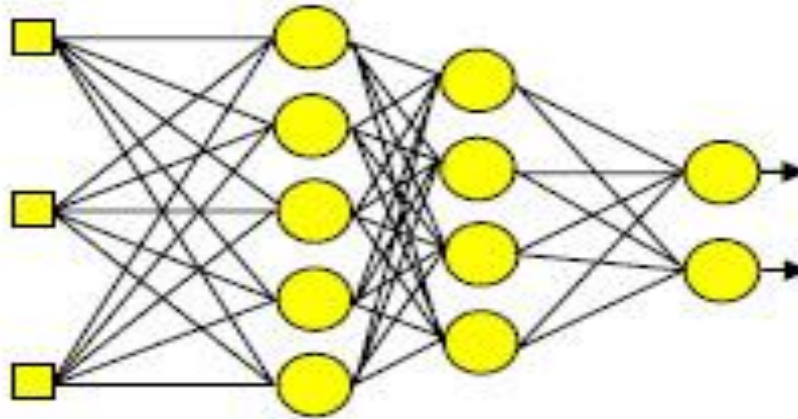


Figure III.3 : Réseau de neurones à couche.

Dans un réseau de neurones sans boucle, le temps n'a aucun rôle fonctionnel. Si les entrées restent constantes, les sorties le restent également. Le calcul de la fonction réalisée par chaque neurone est négligeable en termes de temps, et il peut être considéré comme instantané. C'est pourquoi les réseaux non bouclés sont souvent appelés "réseaux statiques" par opposition aux réseaux bouclés ou "dynamiques". Ils sont couramment utilisés en classification, reconnaissance de formes (caractères, parole, etc.) et en prédiction [78].

III.4.2. Les réseaux de neurones bouclés

Contrairement aux réseaux de neurones non bouclés, qui ont un graphe de connexions acyclique, les réseaux de neurones bouclés peuvent avoir une topologie de connexions arbitraire, y compris des boucles qui renvoient les valeurs d'une ou plusieurs sorties aux entrées [79] [76].

Pour assurer la causalité d'un tel système, il est essentiel d'attribuer un retard à chaque boucle. Ainsi, un réseau de neurones bouclé devient un système dynamique régulé par des équations différentielles.

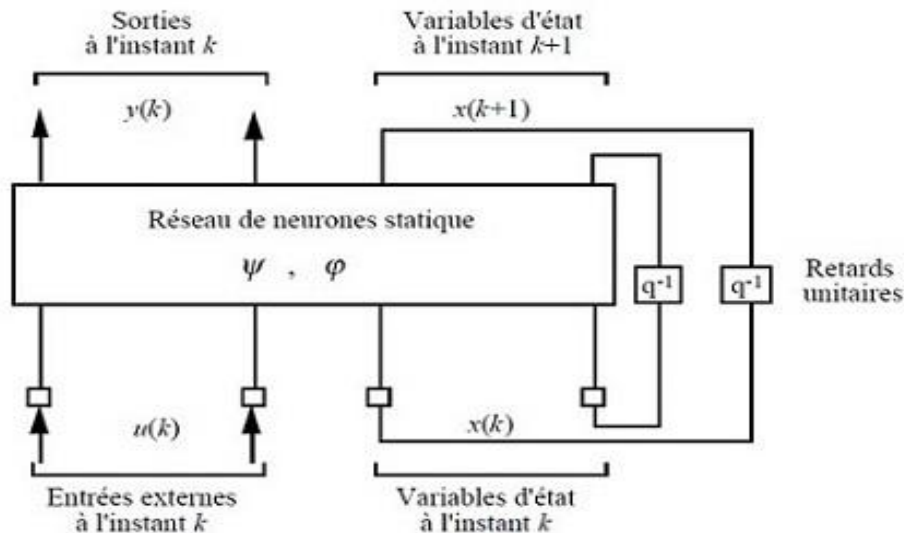


Figure III.4 : Forme canonique d'un réseau de neurones bouclé.

III.5. APPRENTISSAGE MACHINE

L'apprentissage machine se concentre sur la conception de machines dotées de capacités d'apprentissage. Il englobe le développement, l'analyse et la mise en œuvre de méthodes qui permettent à une machine (dans un sens large) d'évoluer grâce à un processus d'apprentissage (Figure III.5). Cela lui permet d'accomplir des tâches difficiles voire impossibles à réaliser avec des approches algorithmiques classiques. Les contours de ce domaine de recherche sont maintenant bien définis, grâce aux travaux qui formalisent les objectifs de l'apprentissage et mesurent sa réalisation, évaluée par la capacité à apprendre. Du point de vue des machines, on peut dire qu'une machine apprend lorsqu'elle modifie sa structure, son programme ou ses données en fonction des entrées ou des réponses de son environnement, dans le but d'améliorer ses performances futures. L'objectif de l'apprentissage artificiel est de concevoir des programmes (machines) capables de s'améliorer automatiquement grâce à l'expérience [80].

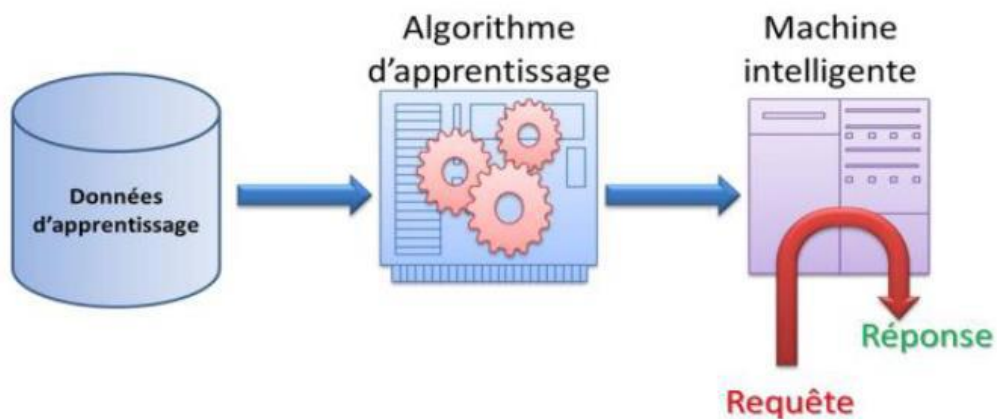


Figure III.5 : L'apprentissage machine.

III.6. LES DIFFERENTS TYPES D'APPRENTISSAGE

III.6.1. Apprentissage non supervisé

Les réseaux à apprentissage non supervisé sont utilisés lorsque les classes de données à obtenir ne sont pas connues à l'avance. Dans ce cas, les données servant à l'apprentissage sont uniquement des entrées. Comme c'est le cas pour les réseaux à apprentissage non supervisé, nous modifions la force des connexions entre les neurones du réseau. Or ici, il n'est pas possible de le faire en fonction d'une erreur rencontrée sur la réponse souhaitée. Dans ce type de réseaux, aucune réponse n'est connue a priori, les données étant uniquement des entrées. L'information utile se trouve donc uniquement dans les données servant de base pour l'apprentissage et en particulier dans les doublons de celles-ci. [81]

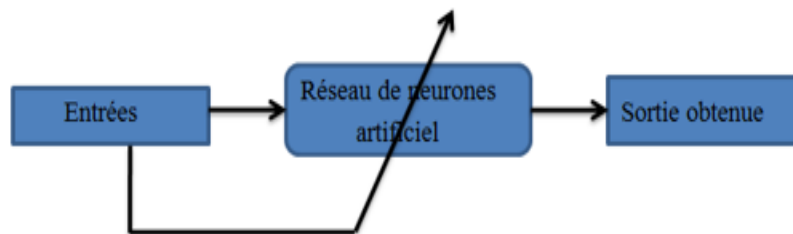


Figure III.6 : Schéma bloc de l'apprentissage non supervisé d'un réseau de neurone.

III.6.2. Apprentissage supervisé

Dans l'apprentissage supervisé, le réseau reçoit des couples de données (entrée et sortie attendue correspondante) où les différentes réponses possibles sont connues à l'avance. Les paramètres du réseau sont ajustés afin de minimiser l'erreur signal, qui représente la différence entre la sortie obtenue et la valeur souhaitée. L'apprentissage supervisé implique de guider le réseau vers un état final précis tout en lui présentant des exemples. On peut illustrer l'apprentissage supervisé de manière conceptuelle à l'aide de la figure (III.7) [82].

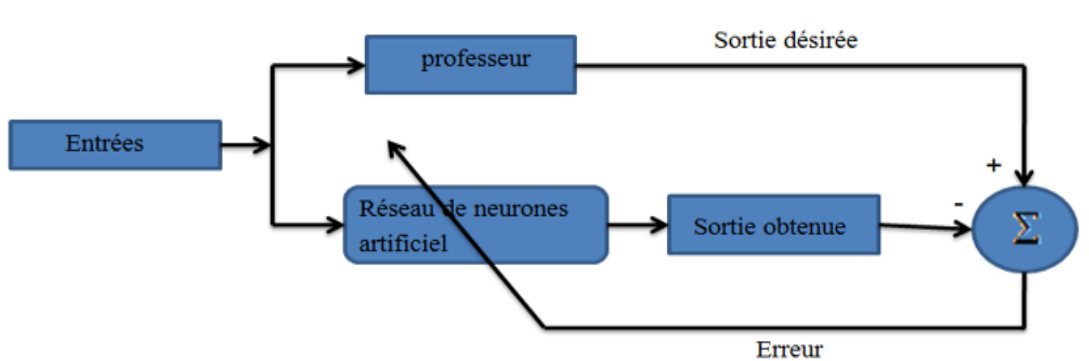


Figure III.7 : Schéma bloc de l'apprentissage supervisé d'un réseau de neurone.

III.6.3. Apprentissage semi-supervisé

Cet apprentissage partage des similitudes avec l'apprentissage précédent dans la mesure où il implique la présence d'un concepteur. Cependant, contrairement à l'apprentissage supervisé, la valeur exacte de la sortie n'est pas disponible. En général, la seule information disponible est un signal indiquant soit un échec, soit un succès [83].

III.6.4. Apprentissage par renforcement

L'apprentissage par renforcement est utilisé lorsque des informations de rétroaction sur la qualité des performances sont fournies. Cependant, la conduite désirée du réseau n'est pas entièrement spécifiée par l'enseignant ou le superviseur [82].

III.6.5. Apprentissage partiellement supervisé

On utilise le terme d'apprentissage partiellement supervisé lorsque l'étiquetage des données est partiel, ce qui signifie que certaines valeurs du vecteur de variable dépendante y_i ne sont pas entièrement définies (par exemple, $y_{ij} = ?$) (Figure III.8). Cela se produit, par exemple, lorsqu'un modèle indique qu'une donnée n'appartient pas à une classe A, mais peut appartenir à une classe B ou C (A, B et C représentant trois maladies évoquées dans le cadre d'un diagnostic différentiel). Dans ce cas, le vecteur de sortie n'est pas explicitement défini au préalable, mais nous avons néanmoins certaines informations sur un certain nombre de ses paramètres [80].

X				Y		
5.2	3.4	2.1	0.6	0	1	0
3.1	2.5	5.5	0.3	0	?	1
9.3	8.0	6.5	0.7	?	1	1
3.4	2.7	5.5	0.4	0	0	1
2.5	2.9	4.9	1.1	?	?	?
4.5	2.1	5.8	1.2	1	0	1
1.9	1.7	4.7	0.9	?	?	?

Figure III.8 : Cas pour l'apprentissage partiellement supervisé.

III.6.6. Apprentissage par réseaux de neurones

Les réseaux de neurones, en tant que systèmes d'apprentissage, utilisent le principe de l'induction, c'est-à-dire l'apprentissage par l'expérience. En confrontant des situations spécifiques, ils déduisent un système de décision intégré dont la généralité dépend du nombre et de la complexité des cas d'apprentissage par rapport à la complexité du problème à résoudre. En revanche, les systèmes symboliques d'apprentissage, bien qu'ils mettent également en œuvre l'induction, le font en utilisant la logique algorithmique et en complexifiant un ensemble de règles déductives.

Grâce à leur capacité de classification et de généralisation, les réseaux de neurones sont couramment utilisés pour des problèmes de nature statistique, tels que la classification automatique des codes postaux ou la prise de décision en matière d'investissement en fonction de l'évolution des cours. Par exemple, une banque peut collecter un ensemble de données sur les clients ayant contracté un prêt, comprenant des informations telles que leur revenu, leur âge, le nombre d'enfants à charge, et si ces clients sont considérés comme étant de bons clients. Si cet ensemble de données est suffisamment vaste, il peut être utilisé pour entraîner un réseau de neurones. Ainsi, la banque peut présenter les caractéristiques d'un nouveau client potentiel, et le réseau pourra déterminer s'il sera un bon client ou non, en généralisant à partir des cas qu'il connaît.

Les réseaux de neurones artificiels nécessitent des exemples réels pour leur apprentissage, ce qui constitue la base d'apprentissage. Plus le problème est complexe et moins sa topologie est structurée, plus il est nécessaire d'avoir un grand nombre de cas d'apprentissage. Par exemple, pour optimiser un système neuronal de reconnaissance manuscrite, on peut utiliser la découpe manuelle d'un grand nombre de mots écrits à la main par différentes personnes. Chaque caractère peut ensuite être présenté sous forme d'image brute, avec une topologie spatiale en deux dimensions, ou sous forme d'une séquence de segments presque tous connectés. La topologie choisie, la complexité du phénomène modélisé et le nombre d'exemples doivent être en adéquation. Cependant, dans la pratique, il n'est pas toujours facile d'obtenir un nombre suffisant d'exemples, car ils peuvent être limités en quantité ou trop coûteux à étiqueter. Certains problèmes se prêtent bien à l'utilisation des réseaux de neurones, en particulier ceux de classification dans des domaines convexes (où si les points A et B font partie du domaine, alors tout le segment AB en fait également partie). En revanche, d'autres problèmes, comme "Le nombre d'entrées à 1 (ou à zéro) est-il pair ou impair ?", sont plus difficiles à résoudre avec des réseaux de neurones. Pour affirmer de telles choses sur 2 puissances N points, une approche

naïve mais homogène nécessiterait précisément $N-1$ couches de neurones cachés, ce qui réduit la généralité du processus.

Un neurone quelconque reçoit des valeurs de neurones amont via ses connexions synaptiques, puis produit une valeur en utilisant une fonction de combinaison. Cette fonction peut être formalisée comme une fonction qui transforme un vecteur en une sortie scalaire. Les réseaux multicouches (MLP : Multi-Layer Perceptron) calculent une combinaison linéaire des entrées en utilisant le produit scalaire entre le vecteur des entrées et le vecteur des poids synaptiques. En revanche, les réseaux à base radiale (RBF : Radial Basis Function) calculent la distance entre les entrées en utilisant la norme euclidienne du vecteur résultant de la différence vectorielle entre les vecteurs d'entrées [84].

III.7. LES DIFFERENTS MODELES DE RESEAUX DE NEURONES

Un réseau de neurone artificiel est une structure organisée inspirée de réseau de neurone biologique, il contient de neurones interconnectés entre eux par des liaisons unidirectionnelles affectées de poids, celles-ci permettent d'émettre et recevoir des informations. On peut classer les réseaux de neurones artificiels selon sa topologie et son nombre des couches en deux modèles :

III.7.1. Réseaux de neurones monocouches

Un réseau de neurone monocouche, aussi appelé perceptron, est caractérisé de la manière suivante :

- Il possède n informations en entrée.
- Il est composé de p neurones, que l'on représente généralement alignés verticalement. Chacun peut en théorie avoir une fonction d'activation différente. En pratique, ce n'est généralement pas le cas.
- Chacun des p neurones est connecté aux n informations d'entrée. [86]

Ce modèle est conçu afin de résoudre les opérations logiques les plus simple AND et OR. Il ne peut traiter que les problèmes linéairement séparables.

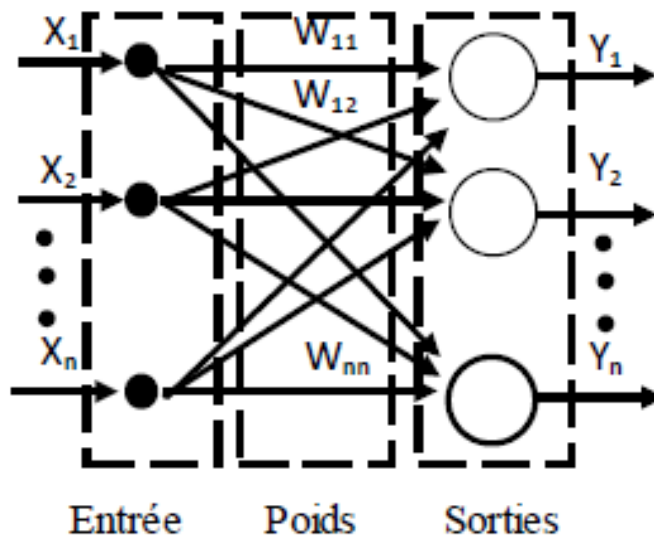


Figure II. 9 : Réseau monocouche.

III.7.2. Réseaux de neurones multi couches

Un réseau multicouche est une structure composée de plusieurs couches de neurones, disposées de gauche à droite, où les sorties d'une couche sont utilisées comme entrées pour la couche suivante. Comme illustré dans la figure III.9, ce type de réseau est organisé en couches de neurones. En règle générale, il n'existe pas de connexions directes entre les neurones d'une même couche, les connexions étant établies uniquement avec les neurones des couches suivantes. [85]

Ce modèle est utilisé pour résoudre les problèmes qui ne sont pas linéairement séparable comme la fonction logique XOR.

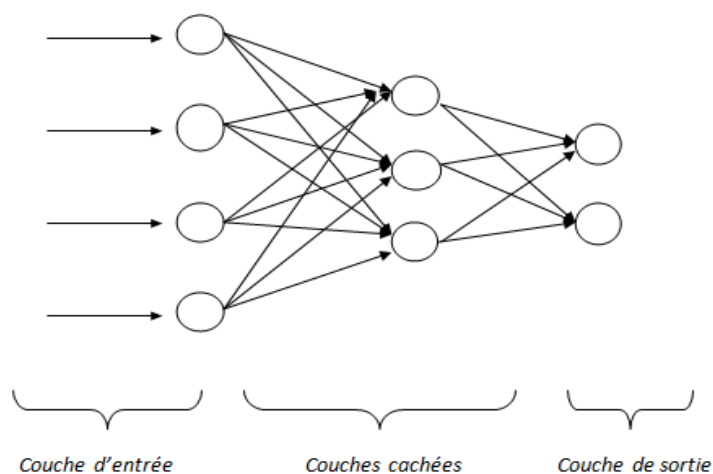


Figure III. 10 : Réseau de neurones multicouches.

III.8. DOMAINE D'APPLICATION

La robotique et les capteurs, la modélisation de processus dynamiques non linéaires, la commande de processus, la classification et la reconnaissance des formes, le traitement du signal, l'approximation et la prédiction des fonctions, et bien d'autres, sont des domaines d'application des réseaux de neurones. Pour utiliser les réseaux de neurones dans l'une de ces applications, il est nécessaire de suivre certaines procédures :

Tout d'abord, il faut choisir l'architecture du réseau, c'est-à-dire déterminer les entrées externes, le nombre de neurones cachés et leur disposition, de manière à ce que le réseau puisse reproduire les caractéristiques des données. Le nombre de poids ajustables est un facteur clé de la réussite de l'application. Si le réseau possède trop de poids, c'est-à-dire s'il est trop flexible, il risque de s'ajuster au bruit présent dans les données d'apprentissage et de présenter des oscillations non significatives entre les points d'apprentissage, ce qui conduit à de mauvaises capacités d'interpolation ou de généralisation. En revanche, si le nombre de poids est trop faible, le réseau est trop rigide et ne peut reproduire la partie déterministe de la fonction. La détermination de l'architecture optimale a longtemps été un problème ouvert, mais diverses méthodes, notamment basées sur des tests statistiques, permettent actuellement de déterminer cette architecture pour une large classe de réseaux.

Ensuite, il faut calculer les poids du réseau, c'est-à-dire estimer les paramètres du réseau à partir des exemples, en minimisant l'erreur d'approximation sur les points de l'ensemble d'apprentissage, de manière à ce que le réseau accomplisse la tâche désirée. Ce processus de calcul des coefficients synaptiques correspond à l'apprentissage supervisé pour le réseau de neurones.

Enfin, il est nécessaire d'évaluer la qualité du réseau obtenu en lui présentant des exemples qui ne font pas partie de l'ensemble d'apprentissage.

Jusqu'à présent, nous n'avons abordé que les réseaux de neurones artificiels (RNAs) sous forme de logiciel, sans mentionner leur matérialisation concrète. L'implémentation des RNAs peut se faire de différentes manières en fonction des performances recherchées pour l'application. Il est en fait possible d'implémenter un RNA en utilisant des microcontrôleurs. [87]

III.9. CONCLUSION

Au cours de ce chapitre, nous avons présenté le contexte de notre travail et fourni un aperçu général des réseaux de neurones. Nous avons mis en évidence les propriétés fondamentales des réseaux de neurones qui justifient l'intérêt croissant qui leur est accordé, ainsi que leur capacité à résoudre de nombreux problèmes de modélisation et de classification.

Pour obtenir de bons résultats, la mise en œuvre des réseaux de neurones nécessite certaines précautions :

- Les réseaux de neurones sont des approximations parcimonieuses des fonctions non linéaires, il est donc important de s'assurer que le modèle est non linéaire. Dans le cas d'un modèle linéaire, l'utilisation d'un modèle plus simple tel qu'un modèle polynomial est moins coûteuse en termes de temps de calcul que l'utilisation de réseaux de neurones.
- Il est essentiel d'avoir une séquence d'apprentissage, de test et de validation suffisamment riche, ce qui implique d'avoir des données en quantité suffisante et représentatives, ainsi que de déterminer les paramètres qui ont une influence significative sur le problème à résoudre. De plus, le choix d'un algorithme d'apprentissage performant est crucial.

Le chapitre suivant commencera l'examen du rôle de l'intelligence artificielle dans le diagnostic des systèmes PV, avec un accent particulier sur les réseaux de neurones.

**CHAPITRE IV : DIAGNOSTIC DES
DÉFAUTS D'UN SYSTÈME
PHOTOVOLTAÏQUE PAR
L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE**

IV.1. INTRODUCTION

L'objectif de ce quatrième chapitre est de créer un outil de diagnostic de défauts qu'on a choisi d'une façon délibérée et injectés dans un module photovoltaïque (PV). Le travail consiste à développer un algorithme de diagnostic capable de distinguer tous les défauts sélectionnés pour injectés sur le panneau PV.

La méthode a été appliquée basée sur la technique réseau de neurone artificiel (RNA). Plusieurs défauts seront examinés avec des résultats de simulation sous Matlab-Simulink.

IV.2. SIMULATION DU GENERATEUR PHOTOVOLTAÏQUE


IV.2.1. Choix et caractérisation du module photovoltaïque

Afin de simuler notre système PV et de diagnostiquer les défauts courants et significatifs, nous avons utilisé le module photovoltaïque KC130GHT, qui se compose de 36 cellules solaires en silicium poly-cristallin de 1425x652 mm et connectées en série. Le KC130GHT peut produire une puissance maximale de 130 watts à 17,6 volts. Cette sélection nous a permis de connaître la puissance en fonction de la tension et le courant en fonction de la tension du module étudié dans le cadre d'un éclairage de 1000 W/m². [88]

Le tableau (IV.1) affiche les propriétés (caractéristiques) électriques du module photovoltaïque KC130GHT lorsqu'il est testé dans des conditions standard.

Tableau IV.1 : Caractéristiques électriques du module PV KC130GHT [88].

Paramètres	Valeur
Puissance maximale(Pmax)	130 W
Tension à Pmax (Vpmax)	17.6 V
Courant à Pmax (Ipmax)	7.39 A
Tension à circuit ouvert (Vco)	21.9 V
Courant de court-circuit (Icc)	8.02 A
Nombre de cellules connectées en série	36
Coefficient de température de Vco	$-8.21 \times 10^{-2} \text{ V}/^{\circ}\text{c}$
Coefficient de température de Icc	$3.18 \times 10^{-3} \text{ A}/^{\circ}\text{c}$
Tolérance	+10 / -5 %



IV.2.2. Simulation du module PV

Premièrement on a simulé le comportement électrique module photovoltaïque **KC130GHT**, ce module fournit une puissance maximum 130 W. Cela nous a permis de déterminer les caractéristiques (I-V) et (P-V) du module PV montré dans la figure (Figure IV.1).

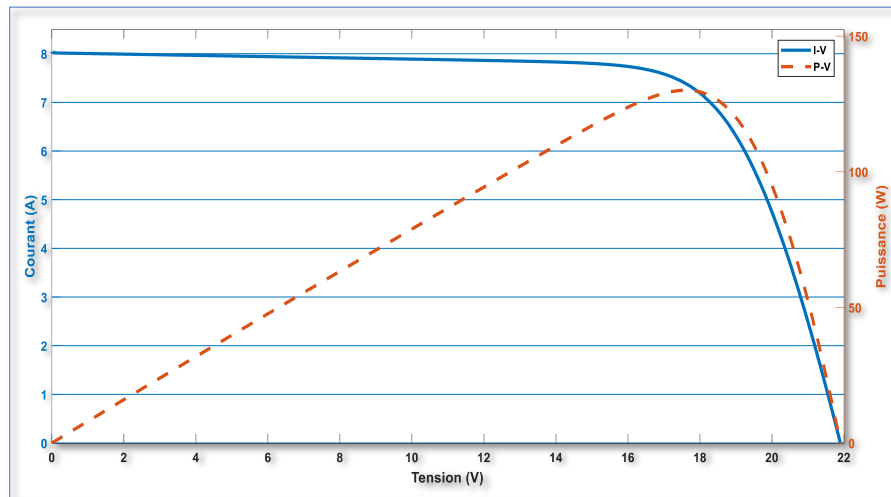


Figure IV.1 : Simulation de la caractéristique (I-V) et (P-V) du module PV - KC130GHT ($G=1000 \text{ W/m}^2$, $T=25^\circ\text{C}$).

Dans la deuxième figure (IV.1), on peut voir :

- Lors de l'observation du courant du module par rapport à la tension à une température et un éclairage définis, il y a une fluctuation notable. Dans un premier temps, le courant reste stable jusqu'à ce que la tension atteigne 17,6 V. Ensuite, le courant subit une décroissance rapide, aboutissant finalement à son arrêt complet.
- En examinant la courbe de puissance du module à température et éclairement constants, on constate qu'il existe un point de crête autour de $P = 130 \text{ W}$, indiquant l'évolution de la puissance du module en fonction de la tension. La courbe ne cesse pas d'augmenter jusque ce point puis elle chute vers une puissance nulle.

IV.2.3. Simulation du système PV dans MATLAB/SIMULINK

Après avoir sélectionné la fiche technique souhaitée, tous les paramètres sont entrés dans un fichier MATLAB. Le modèle Simulink est ensuite construit à l'aide du modèle à une diode mentionné ci-dessus, comme le montre la **Figure IV.2**. Le modèle est composé de deux sous-systèmes : "Module PV" et "Diode". Ces sous-systèmes sont connectés pour créer une sortie

complète de courant, de tension et de puissance, prenant à la fois la température et l'irradiance comme entrées.

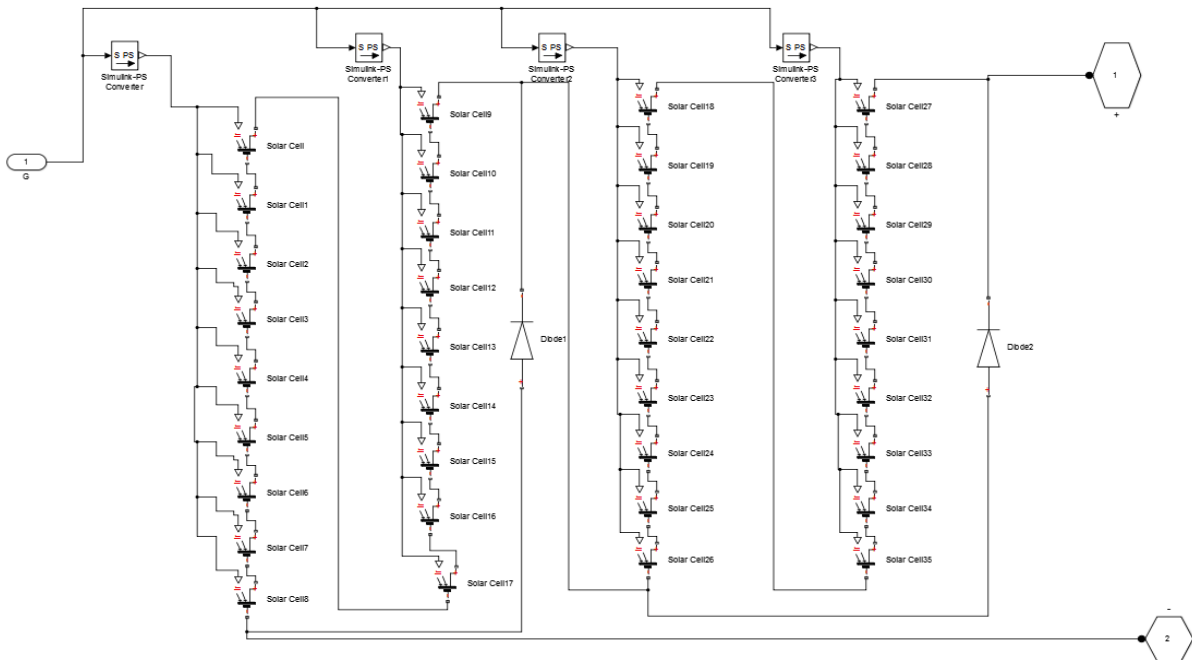


Figure IV.2 : Simulation du module de panneaux photovoltaïque sous Matlab.

IV.2.4. Simulation de générateur photovoltaïque dans MATLAB/SIMULINK

Une fois le modèle à diode unique confirmé, le réseau photovoltaïque peut alors être reproduit via la connexion de plusieurs modules PV en série et en parallèle. Ce processus est illustré à la Figure IV.3 et implique le regroupement de deux chaînes parallèles, chacune contenant trois unités PV connectées en série.

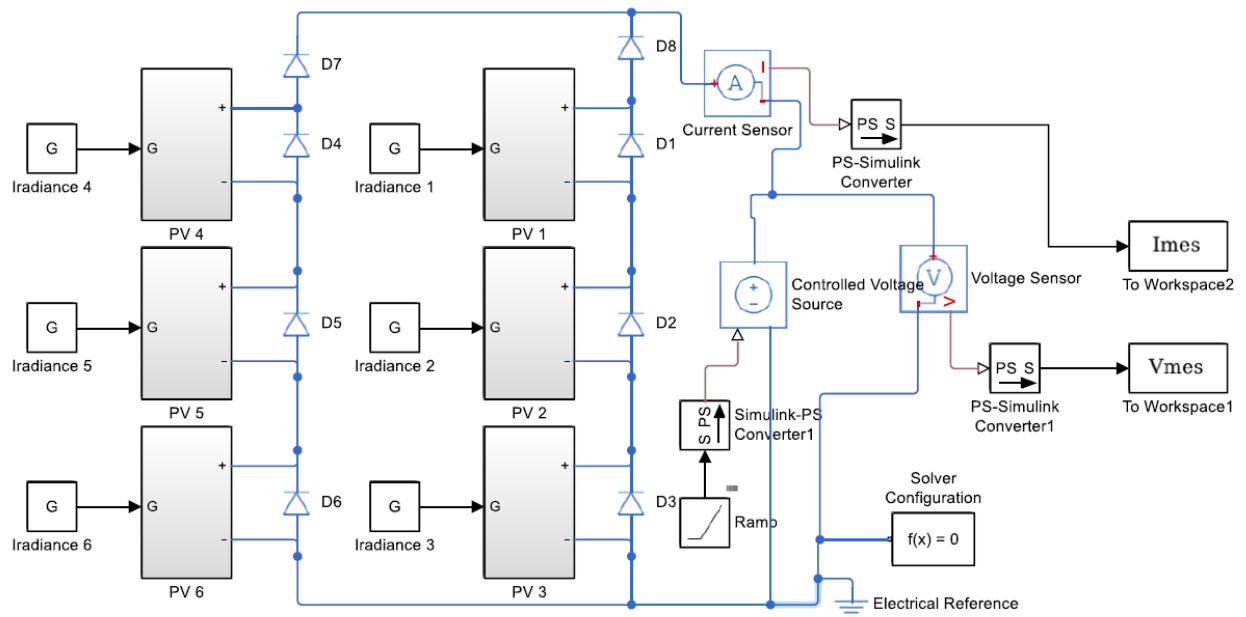


Figure IV.3 : Simulation du système photovoltaïque sous Matlab.

IV.2.5. Simulation de défauts dans le générateur photovoltaïque

Le générateur photovoltaïque étant l'unique origine du courant de défaut, une simulation de quelques types de défauts distincts a été menée, donnant des résultats concluants. Une gamme variée de défauts peut altérer la puissance de sortie immédiate d'un module photovoltaïque.

Dans notre simulation, nous présentons sept défauts différents :

- **Défaut1 (D1)** : défaut de circuit ouvert.
- **Défaut2 (D2)** : défaut d'ombrage.
- **Défaut3 (D3)** : défaut de court-circuit.
- **Défaut4 (D4)** : défaut de dégradation R_s .
- **Défaut5 (D5)** : défauts de diode by-pass circuit ouvert.
- **Défaut6 (D6)** : défauts de diode by-pass inversée.
- **Défaut7 (D7)** : défaut de dégradation R_{sh} .

Comme représenté dans la figure suivante :

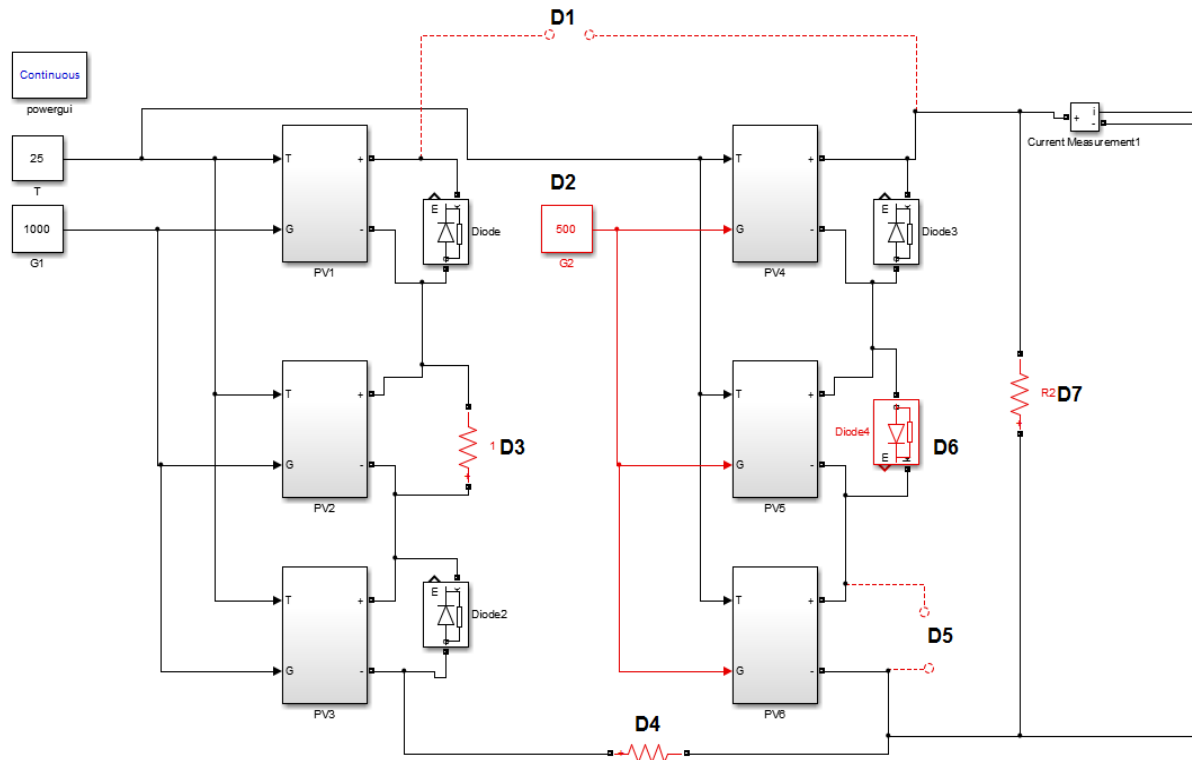


Figure IV.4 : Schéma de simulation des défauts du générateur PV sous Matlab/simulink.

IV.2.6. Courbes de différents types de défauts d'un système PV

Dans les Figures IV.5 et IV.6, les caractéristiques I-V et P-V du système sont représentées.

L'étude des systèmes photovoltaïques a examiné différents types de défauts, y compris les défauts de court-circuit et de circuit ouvert, ainsi que les défauts de dégradation simulés dans des conditions spécifiques de $E=1000 \text{ W/m}^2$ $T=25 \text{ C}^\circ$ et les défauts d'ombrage partiel de 70 %. La Figure IV.5 montre qu'en cas de dégradation, le courant de court-circuit et la tension en circuit ouvert restent constants, mais le point de puissance maximale (MPP) est inférieur au point standard. En cas de défaut de circuit ouvert, la tension de circuit ouvert reste la même, mais le courant de sortie subit une diminution significative. En conséquence, le point de puissance maximale (P_m) est évidemment réduit.

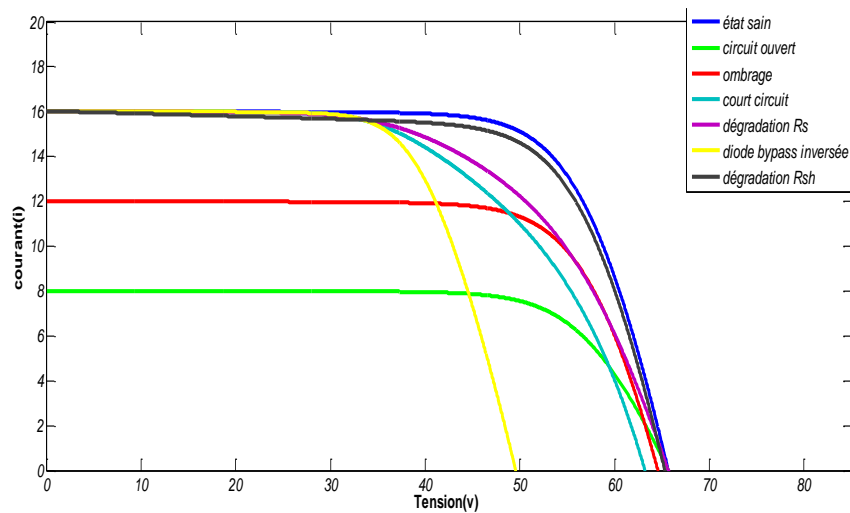


Figure IV.5 : Caractéristique I-V des différents défauts d'un système PV.

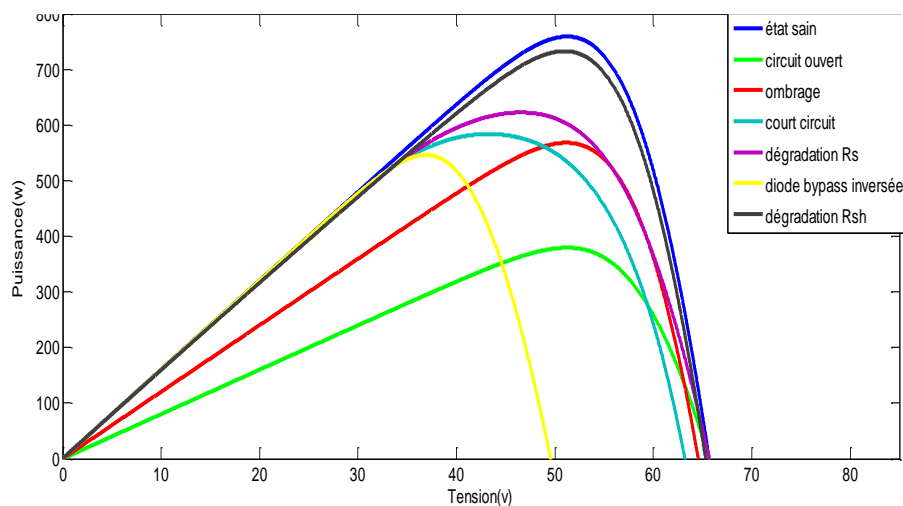


Figure IV.6 : Caractéristique P-V des différents défauts d'un système PV.

Sur la base des chiffres présentés, il est clair que divers défauts ont une influence distincte sur les courbes I-V et P-V. Cette observation pourrait indiquer la possibilité d'identifier et de catégoriser les défauts en examinant les courbes caractéristiques et les conditions environnementales.

IV.3. DIAGNOSTIC D'UN SYSTEM PV A BASE DES RNAs

La principale contribution de cette étude est l'introduction d'une technique innovante qui s'appuie sur les réseaux de neurones artificiels (RNA) pour détecter et caractériser les défauts dans le module PV, et pour étendre la portée de son application pour englober le système PV. Cette technique a la capacité d'identifier et de diagnostiquer un large éventail de défauts pouvant survenir dans les cellules photovoltaïques, les modules PV et les diodes de dérivation.

La technique proposée repose sur l'analyse d'un ensemble de valeurs de sortie du module photovoltaïque, comprenant le courant, la tension et la puissance, à la fois en fonctionnement normal et en fonctionnement défectueux.

IV.3.1. Test sur un système photovoltaïque en ligne

L'identification des défauts dans un module photovoltaïque peut être réalisée grâce à l'utilisation de réseaux neuronaux artificiels (RNA), en particulier un réseau neuronal multicouche appelé perceptron multicouche (MLP). Ce réseau est constitué d'une couche d'entrée, d'une ou plusieurs couches cachées, et d'une, comme détaillé dans la référence [89].

Le modèle fondé sur MATLAB illustré à la Figure IV.7 est utilisé à cette fin. La base de données de ce réseau artificiel est composée de la tension, du courant et de la puissance du module PV en entrées, avec les défauts possibles et l'état de fonctionnement normal en sorties.

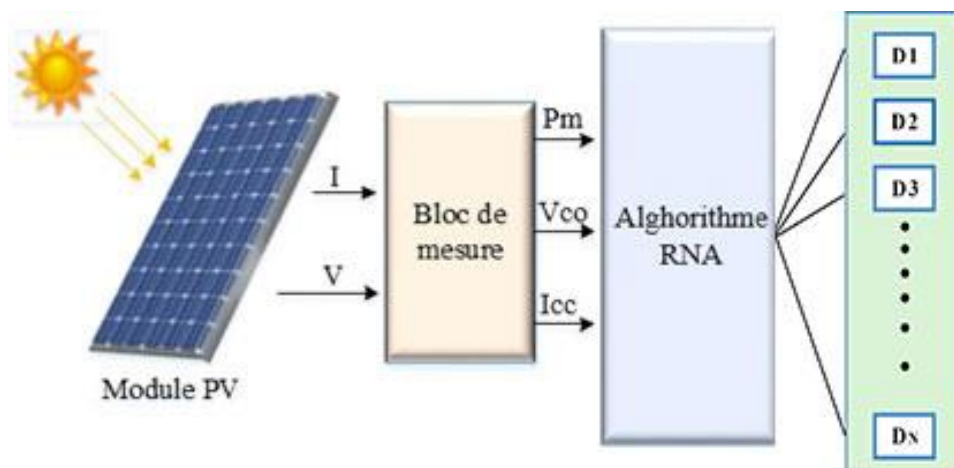


Figure IV.7 : Le bloc du système de détection des défauts par la méthode RNA.

Le processus de minimisation de l'erreur d'apprentissage implique l'utilisation d'un algorithme de rétro-propagation et d'une méthode de gradient de descente pour réguler les poids. Le principal avantage d'un réseau de neurones artificiels réside dans sa structure algorithmique.

Afin de construire le réseau de neurones, quatre tâches principales doivent être accomplies : construire le bloc d'RNA, acquérir des données pour la base d'apprentissage, classer divers défauts et tester le réseau lui-même [90].

Notre objectif dans ce segment est d'élargir l'application de la méthodologie RNA dans le but d'identifier les défauts dans les systèmes PV en ligne. Pour commencer, nous simulons et modélisons un système PV composé de deux chaînes parallèles, Chacune de ces chaînes

comprend trois modules PV (KYOCERA 130 GHT) qui sont interconnectés dans une configuration en série comme représenté dans la Figure IV.2. La valeur P_{max} du système est de 780 W, tandis que le V_{co} est de 65,7 V et l' I_{cc} est de 16,04 A. Nous effectuons cet exercice de modélisation dans des conditions de système sain, puis dans cinq états de panne différents.

Les types de défauts sont créés :

- D0 : état sans défaut (sain).
- D1 : Circuit ouvert dans le GPV.
- D2 : Court-circuit d'un module dans le GPV.
- D3 : Défaut de diode by-pas inverse.
- D4 : Ombre partiel de trois modules en série (string).

IV.3.2. Représentation du réseau de neurones avec trois entrées et une sortie

La Figure IV.8 illustre la conception complexe du réseau neuronal, qui prend la forme d'une structure de perceptron multicouche (MLP). Le réseau comprend trois entrées, une sortie et une couche cachée contenant dix neurones. La sélection des entrées a été obtenue en tenant compte de divers paramètres, glanés à partir des caractéristiques I-V et P-V des défauts simulés dans les panneaux solaires. Ces paramètres comprenaient la tension (V), le courant (I) et la puissance de sortie (P) du générateur PV. Il est à noter que chaque courbe a été tracée sur 200 points (V_{pv} , I_{pv} , P_{pv}).

A une température ambiante de 25°C, les courbes P-V choisies représentent une plage de valeurs d'éclairement. Afin de déterminer la sélection la plus efficace des couches cachées, une simulation a été réalisée qui a testé entre 5 et 35 couches. Les résultats de cette simulation ont indiqué que les performances optimales ont été atteintes avec dix couches cachées, ce qui a conduit à leur sélection.

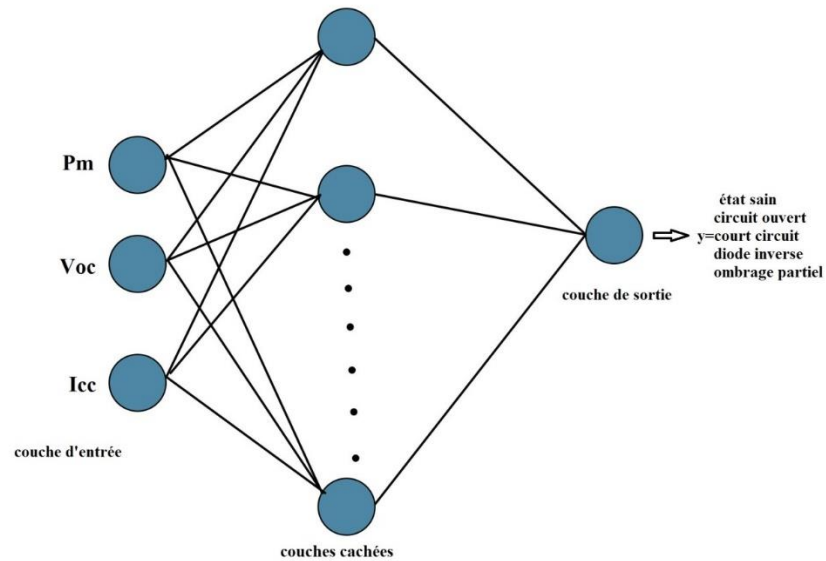


Figure IV.8 : Représentation du réseau avec une seule sortie.

La sortie désirée du RNA est codifiée comme suit :

$$y = [\text{état sain} \quad \text{court-circuit} \quad \text{circuit ouvert} \quad \text{diode by-pass inverse} \quad \text{ombrage}] = [0 \ 1 \ 2 \ 3 \ 4]$$

L'algorithme de Levenberg Marquardt (LM) est la méthode d'apprentissage choisie. Cet algorithme est particulièrement adapté à la formation de réseaux de neurones où l'indice de performance est l'erreur quadratique moyenne. Il s'agit d'un algorithme d'entraînement de réseau de neurones efficace pour un nombre modéré de paramètres de réseau, offrant un équilibre favorable entre la rapidité de la méthode de Newton et la convergence assurée de la descente la plus raide. Le réseau est créé par une formation hors ligne, en utilisant la fonction "trainlm" à l'aide de "nftool" dans MATLAB/SIMULINK. L'ensemble de données est divisé en trois parties, 70 % étant allouées à la formation, 15 % à la validation et les 15 % restants au processus de test. La fenêtre de performances du réseau neuronal pour la Figure IV.9 est affichée dans l'illustration fournie. La catégorisation des dysfonctionnements au sein des systèmes solaires photovoltaïques est cruciale. Au cours de la formation des réseaux de neurones artificiels, un total de 49 itérations est nécessaire pour une compréhension et une maîtrise complètes de la méthode Levenberg. Le gradient de la formation de Marquardt a été mesuré avec précision jusqu'à 0,0344.

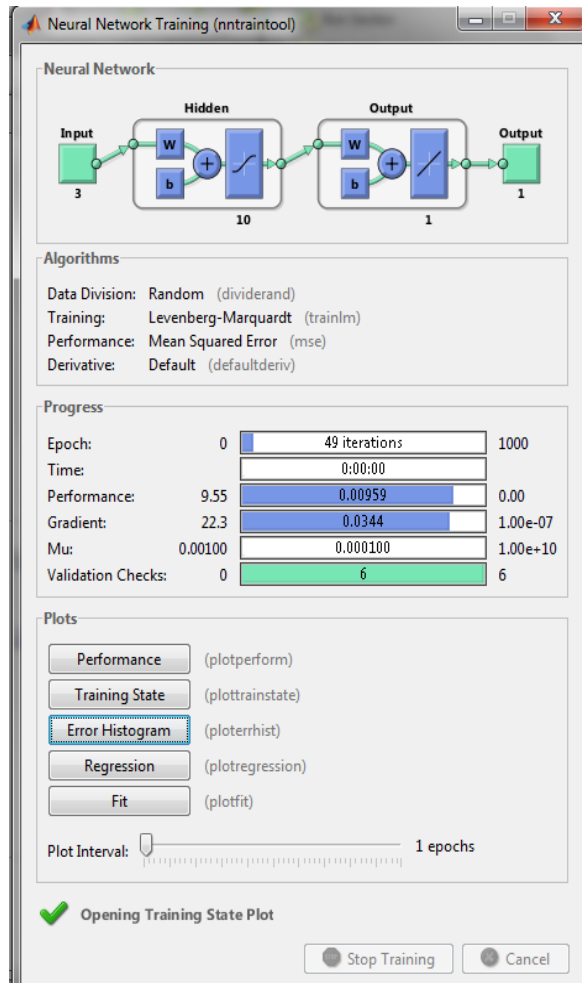


Figure IV.9 : Fenêtre d'entraînement du RNA.

L'état d'apprentissage et la phase de performance sont illustrés dans les Figures (IV.10) et (IV.11). Dans la Figure IV.10, le gradient est représenté, ce qui montre l'utilisation de RNA dans le traitement de l'ensemble de données choisi. À 49 itérations, le paramètre d'impulsion (Mu) et le contrôle de validation de l'ensemble de données formé sont affichés. Selon les résultats de la simulation, le gradient à l'itération 49 est de 0,034433, indiquant un écart insignifiant des données qui ont été entraînées via une fonction de perte maintenue au minimum.

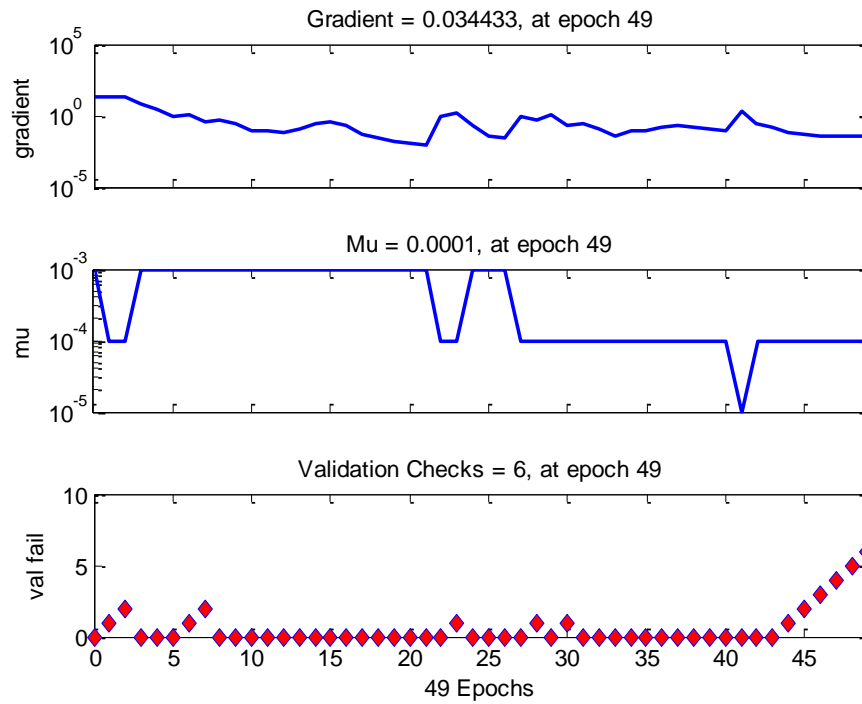


Figure IV.10 : Courbes de gradient, Mu et la valeur d'échec.

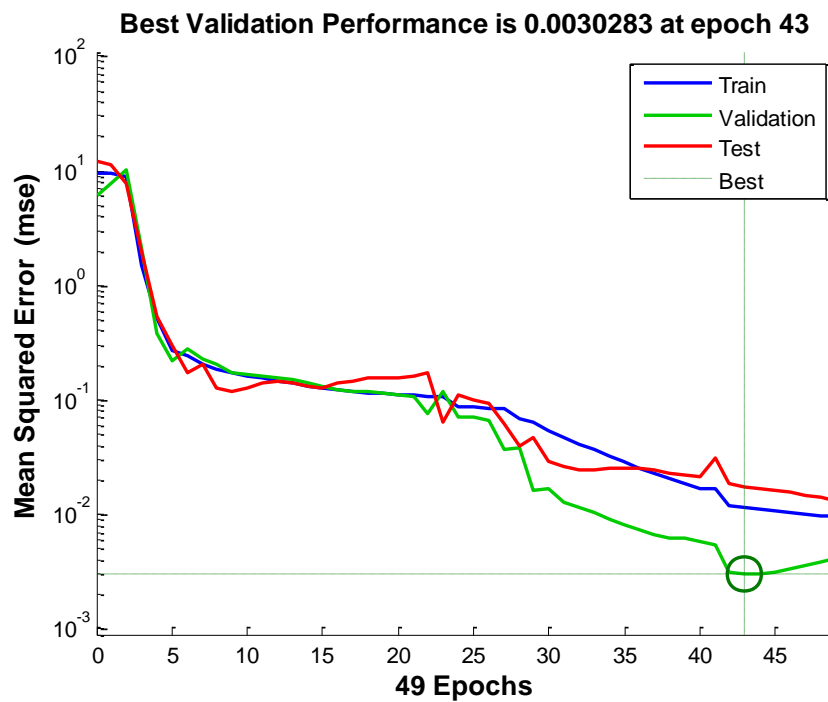


Figure IV.11 : Graphe de l'erreur d'apprentissage, de test et de validation.

Les contrôles de validation, le gradient et la valeur extrêmement faible de Mu proche de zéro sont tous remarquables. L'efficacité de l'algorithme de Levenberg Marquardt pour classer

les défauts du système PV est soutenue par l'ensemble de données formé. La Figure IV.11 affiche le graphique de l'erreur quadratique moyenne pour diverses itérations, où les échantillons de données de l'ensemble de données formé convergent avec le résultat d'apprentissage optimal à 49 itérations. Par conséquent, la performance de validation la plus satisfaisante de l'ensemble de données créé est obtenue à 43 itérations. Selon le résultat de la simulation, la meilleure performance de validation est de 0,0030283. Les données de formation sont représentées en bleu, les données de validation en vert, les données de test en rouge et les erreurs nulles ne sont affichées en orange.

L'algorithme utilisé pour représenter l'erreur nulle est validé par la Figure IV.12. La période d'éducation, d'authentification et d'expérimentation pour la conformité des données est représentée par différents groupes dans l'histogramme d'erreur de la Figure IV.12. L'histogramme est divisé en 20 tranches plus petites, l'erreur RNA totale allant de -0,4458 (dans le bac le plus à gauche) à 0,7432 (dans le bac le plus à droite). Chaque barre verticale affiche le nombre d'échantillons de l'ensemble de données choisi dans un bac spécifique. La case du milieu de l'histogramme d'erreurs a une erreur de - 0,00775, avec 65 échantillons de l'ensemble de données d'apprentissage, 12 échantillons de l'ensemble de données de validation et 7 échantillons de l'ensemble de données de test.

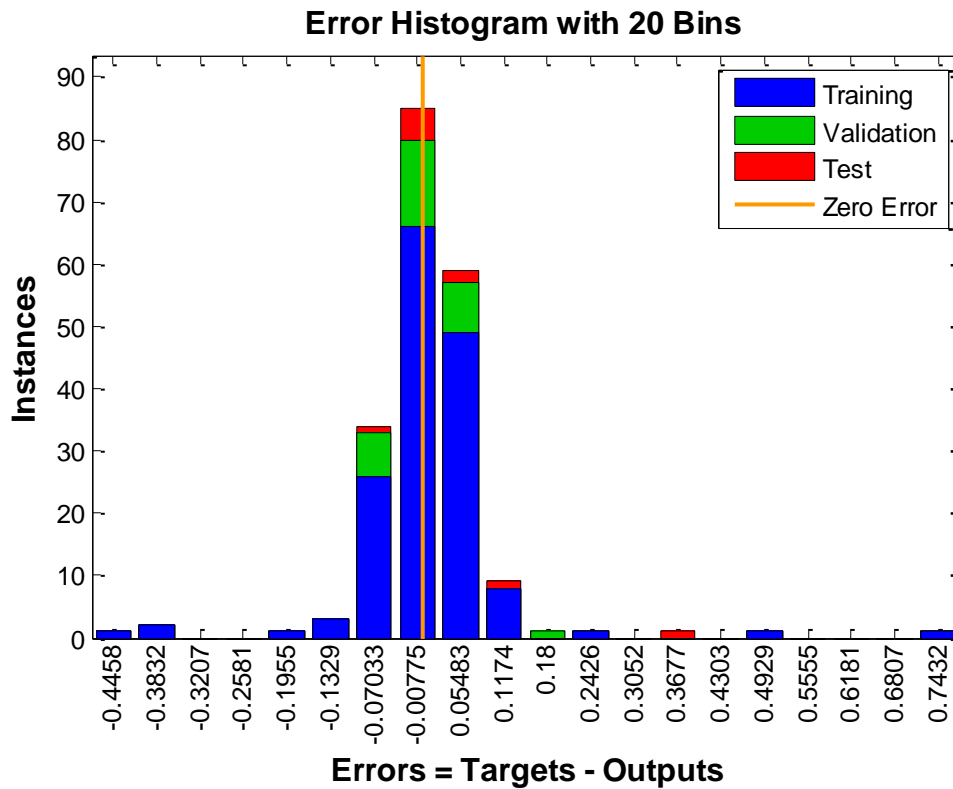


Figure IV.12 : Histogramme d'erreur.

La Figure IV.13 affiche les valeurs de régression, révélant que R indique une valeur de 0,99982. La précision du système a été calculée pour trois ensembles de données différents, les valeurs de régression indiquée par R sont 0.99717 pour l'apprentissage, les données de validation obtenant un score de 0,99908 et les données de test obtenant un score de 0,99617. La valeur R, qui est une mesure de corrélation, s'est avérée être de 0,999738 pour tous les ensembles de données. Lorsque cette valeur tend vers 1, la précision des données calculées par le système s'améliore.

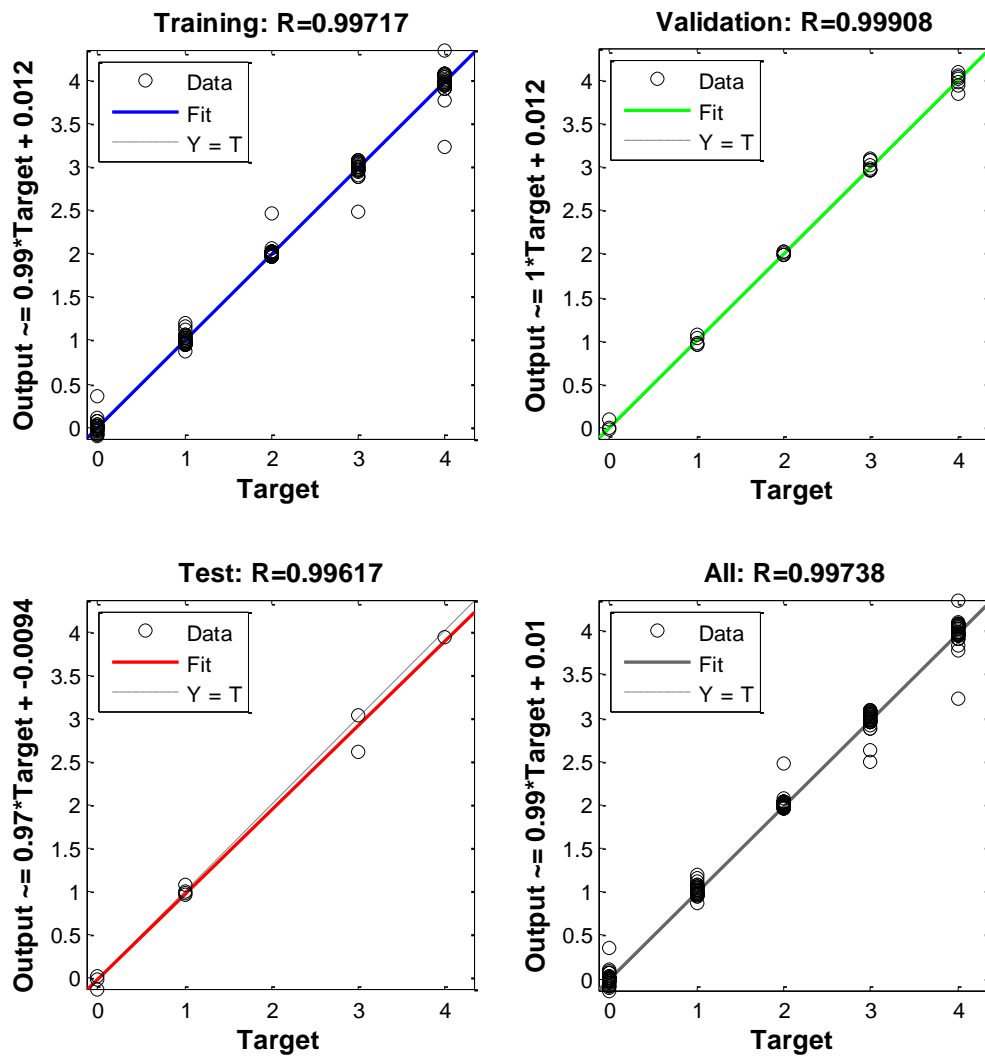


Figure IV.13 : Courbes de régression.

IV.3.3. Représentation du réseau de neurones avec trois entrées et quatre sorties

Après avoir évalué diverses architectures par essais et erreurs, la structure optimale a été sélectionnée. Cette conception raffinée comprend trois neurones situés dans la couche d'entrée qui représentent la tension, le courant et la puissance de sortie du générateur PV. La couche cachée se compose de dix neurones, chacun utilisant tansig comme fonction d'activation, et de quatre neurones supplémentaires. La fonction d'activation par défaut pour la couche de sortie est purelin, qui sert à indiquer un état sain.

Le diagramme de la Figure IV.14 affiche les défauts de court-circuit, de circuit ouvert, diode by-pass inverse et de défaut d'ombrage. Cinq courbes P-V composent l'ensemble d'apprentissage, dont chacune est composée de 199 points (V_{pv} I_{pv} , P_{pv}). Ces courbes P-V

spécifiques correspondent à des valeurs d'éclairement distinctes lorsque la température ambiante est de 25°C. Les résultats attendus, indicatifs à la fois d'un état intact et de divers défauts tels que circuit ouvert, ombrage et court-circuit, sont organisés selon les codes suivants :

- **Etat sans défaut (Sain)** [1 0 0 0 0]
- **Circuit ouvert dans le GPV** [0 1 0 0 0]
- **Court-circuit d'un module dans le GPV** [0 0 1 0 0]
- **Défaut de diode by-pas inverse** [0 0 0 1 0]
- **Ombre partiel de trois modules en série (String)** [0 0 0 0 1]

L'algorithme de Levenberg Marquardt (LM) est le principal algorithme utilisé pour l'apprentissage. Le réseau est produit par une formation hors ligne utilisant le "nftool" et la fonction trainlm.

La division de l'ensemble de données dans MATLAB/SIMULINK pour les processus de formation, de validation et de test a été effectuée de manière spécifique. Le processus de formation a utilisé environ 70% de l'ensemble de données, tandis que le processus de validation en a utilisé environ 15%, et les 15% restants ont été réservés au processus de test.

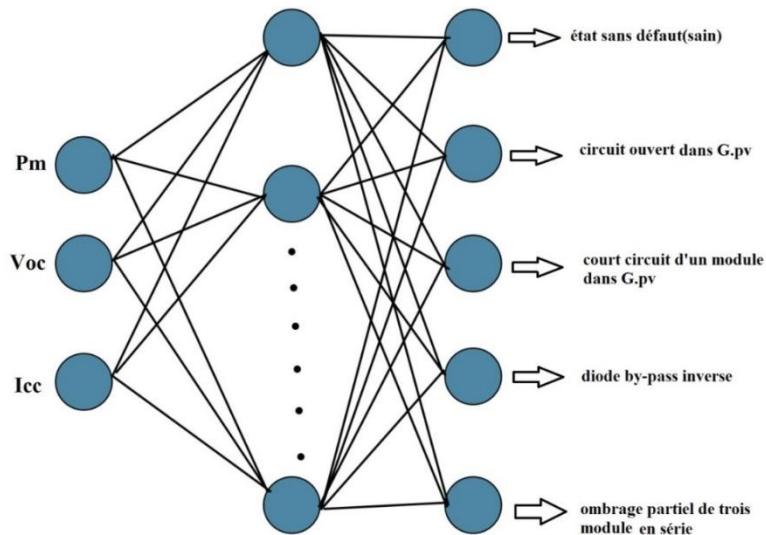


Figure IV.14 : Représentation du réseau avec cinq sorties.

La Figure IV.15 affiche la convergence des données formées à travers diverses itérations, comme le montre l'erreur quadratique moyenne. Le meilleur résultat d'entraînement de 0,017079 a été obtenu à 59 itérations.

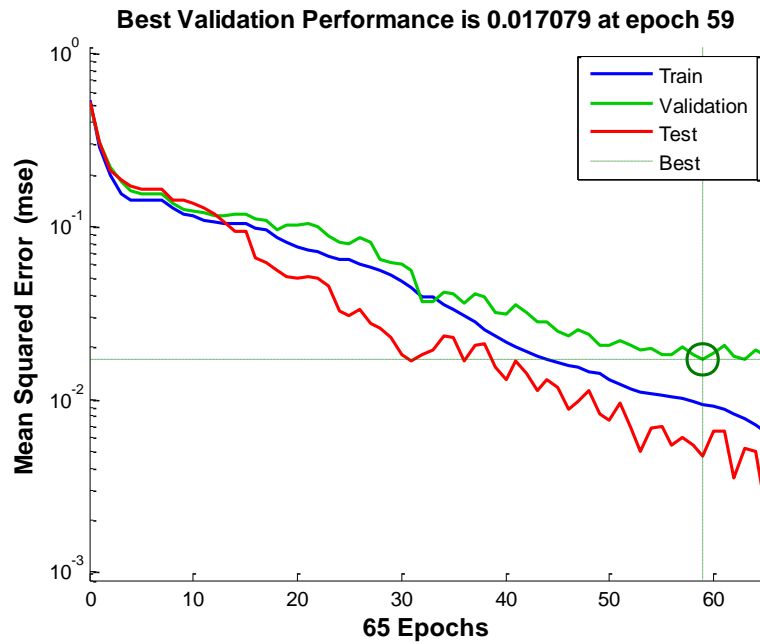


Figure IV.15 : Graphe de l'erreur d'apprentissage, de test et de validation.

Dans la Figure IV.16, on peut observer que l'erreur totale fluctue entre -0.6409 et 0,8218, atteignant finalement un point d'erreur nul pendant la phase de développement, de vérification et d'expérimentation de l'ensemble de données compilé, le processus d'apprentissage a lieu.

Dans l'histogramme d'erreur, la case située au milieu est caractérisée par une erreur de -0,025.

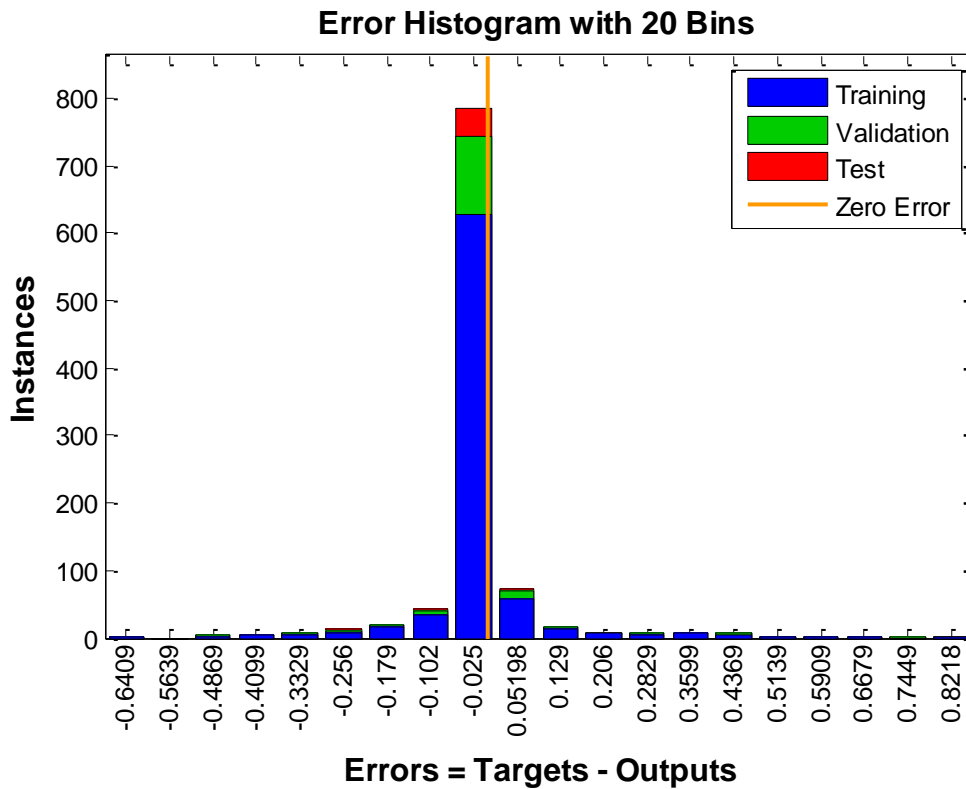


Figure IV.16 : Histogramme d'erreur.

La prédiction est illustrée dans le diagramme de régression RNA de la Figure IV.17, qui affiche une valeur R de 0,97674. La mesure des performances d'un panneau solaire dépend de la relation entre son entrée et sa sortie, ainsi que du niveau de corrélation entre les valeurs de sortie générées et les valeurs cibles souhaitées. Dans la plupart des cas, une erreur est déterminée en prenant la différence entre la sortie et les valeurs cibles.

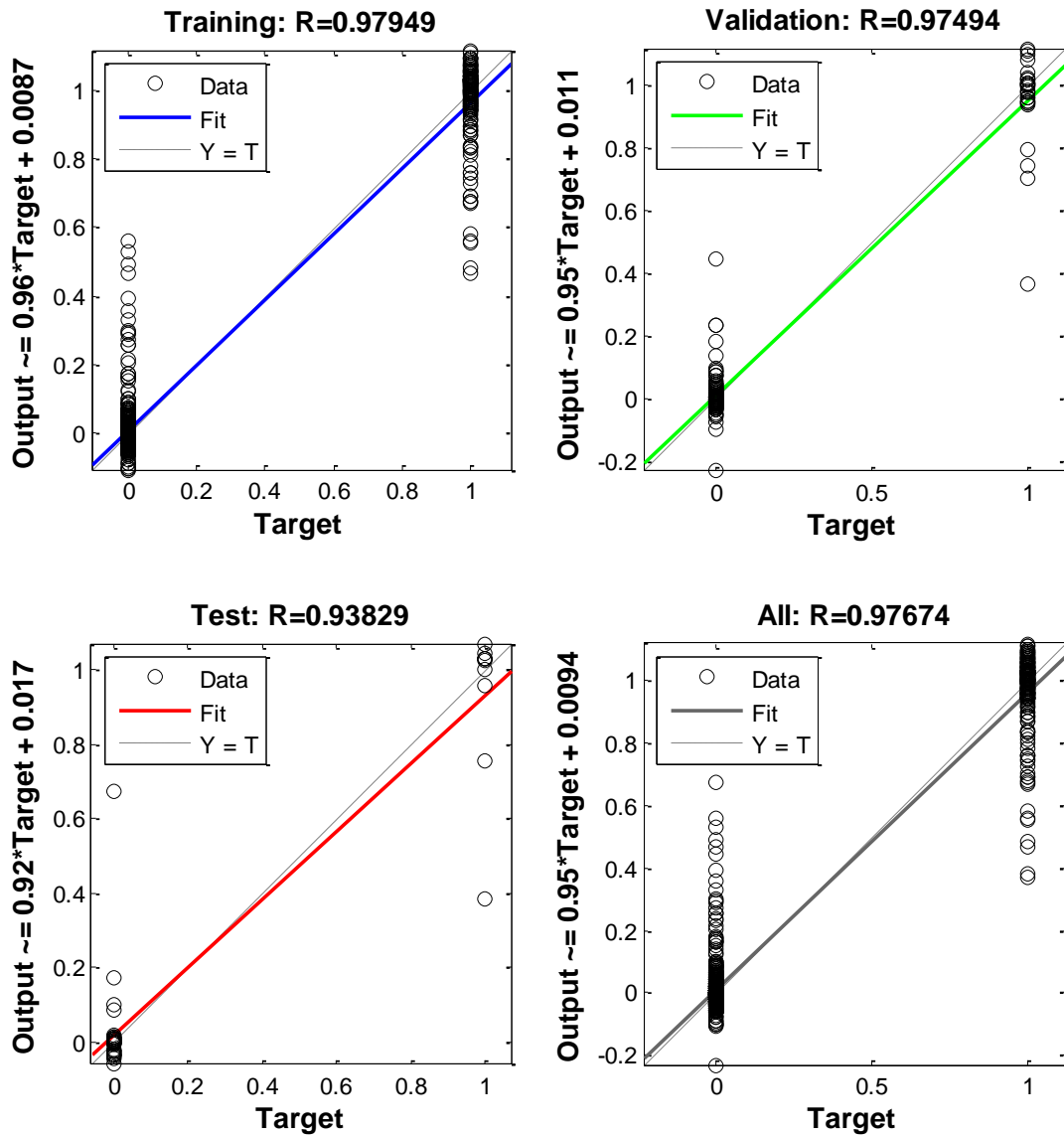


Figure IV.17 : Courbe de régression.

Au fur et à mesure que vous parcourez la matrice de confusion (Figure IV.18), faites attention aux cellules colorées en vert et en rouge. La précision de RNA dans la détection des classifications correctes et incorrectes est représentée par les numéros respectifs dans le tableau.

La précision de détection totale pour chaque ligne et colonne est indiquée dans les cellules grises. Les chiffres 1, 2, 3, 4 et 5 indiquent respectivement état sans défaut (Sain), Circuit ouvert dans le GPV, Court-circuit d'un module dans le GPV, Défaut de diode by-pas inverse, Ombre partiel de trois modules en série (String). La matrice de confusion révèle une précision globale de l'algorithme de 98 %.

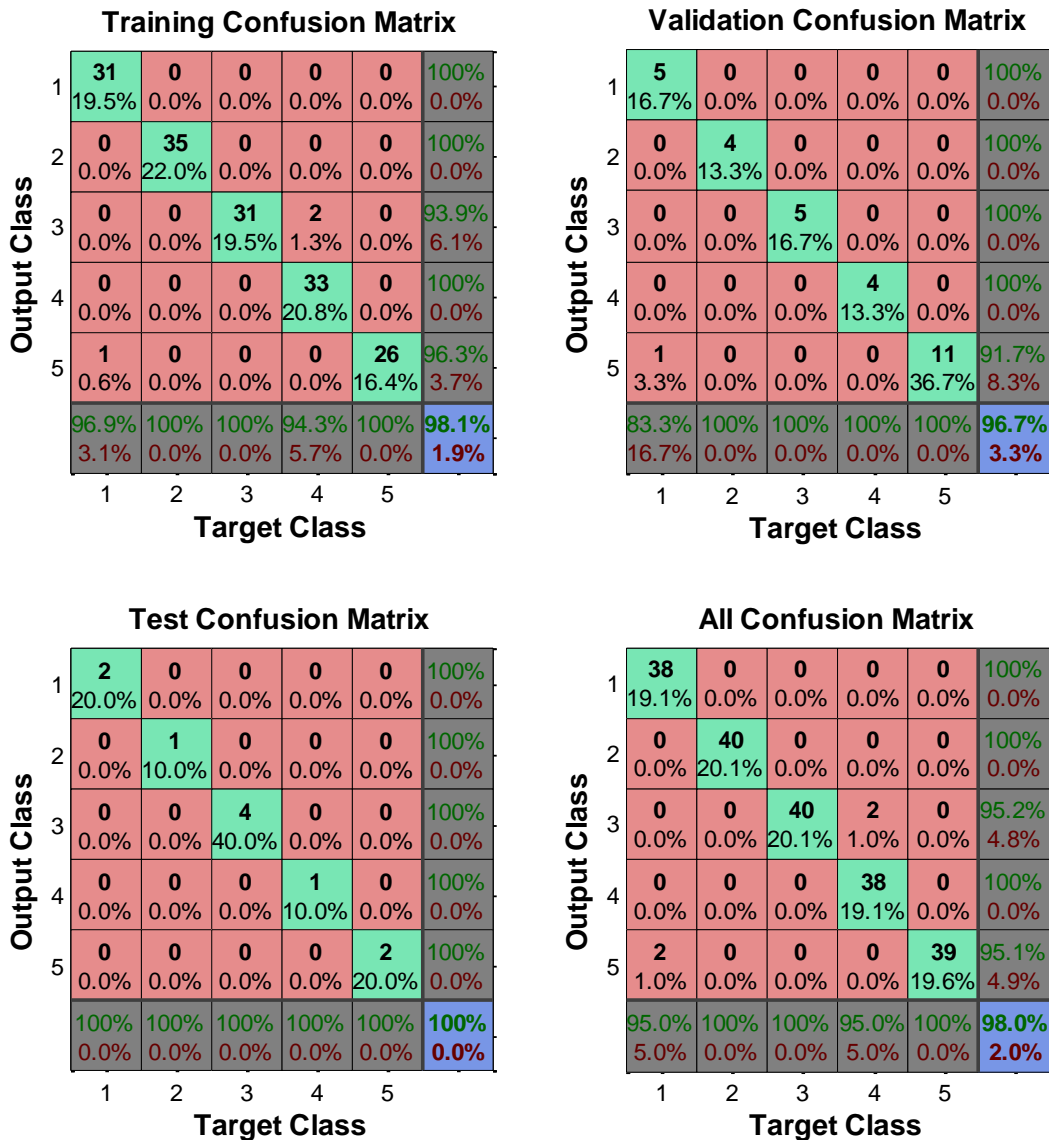


Figure IV.18 : Matrice de confusion.

Pour une compréhension plus approfondie des performances de choix de RNA, le ROC donne un aperçu du taux de "vrais-faux positifs" pour les cinq cas à l'étude. La Figure IV-19 montre que la grande précision de l'algorithme est évidente, chaque cas de défaut étant étroitement aligné sur le côté gauche du tracé ROC.

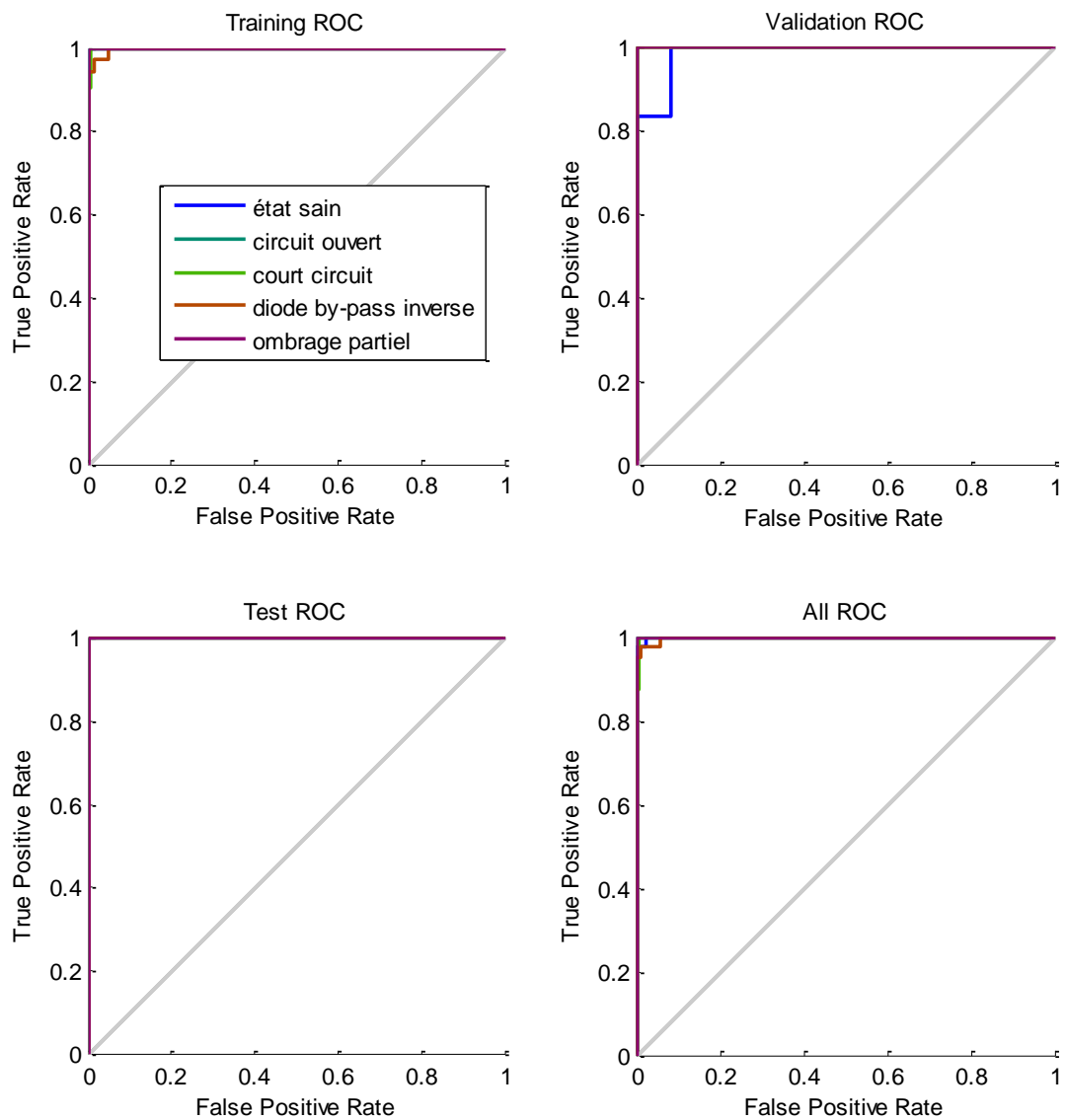


Figure IV.19 : Courbe ROC.

Afin de tester l'efficacité de la précision de détection finale obtenue par le réseau RNA, la méthode proposée a été comparée aux résultats de sortie RNA présentés dans [91] et [92].

Les matrices de confusion des sorties pour toutes les études sont montrées dans les figures : IV.18, IV.20(a), et IV.20(b). D'après les figures l'efficacité globale de détection du réseau RNA varie selon le nombre des défauts sélectionnés. Pour notre travail dans le cas de 4 défaut on a obtenu une efficacité de 98%, bien que les méthodes proposées par [92] et [91] ont enregistré 90,3%, 77,7% respectivement.

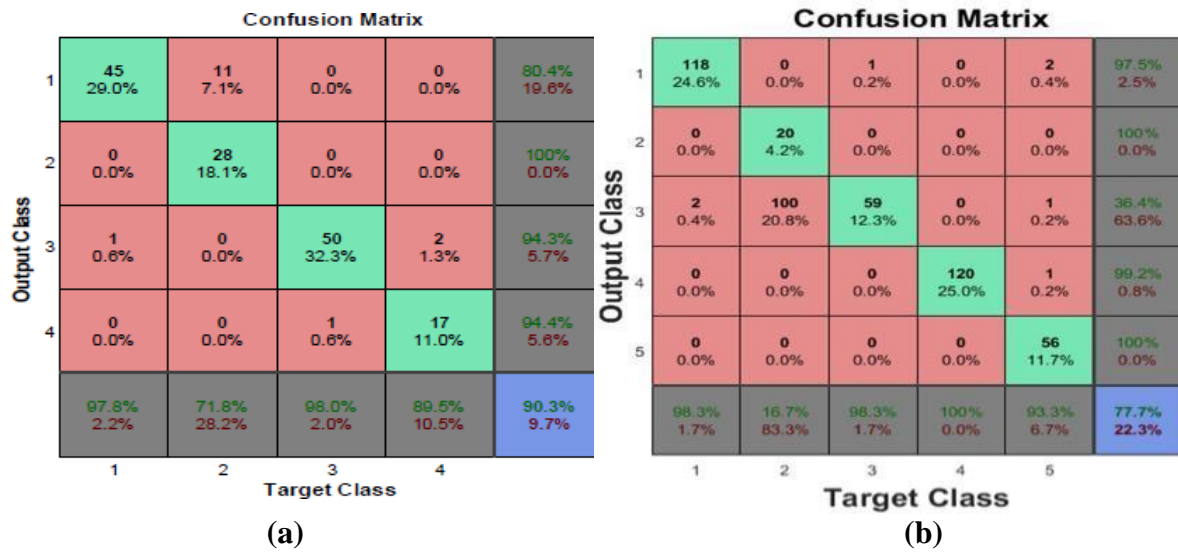


Figure IV.20 : Matrice de confusion de classification pour le réseau RNA, (a) Résultats obtenus par [91], (b) Résultats obtenus par [92].

IV.3.4. Détection de fautes

L'ensemble d'entrées du modèle de détection de défaut est composé de trois paramètres : I_{cc} , V_{co} et P_{mpp} . Ces entrées peuvent être fournies à partir des données de test contenues dans les 30 % restants des données collectées. Ensuite, le résultat peut être validé par rapport à la valeur correcte de sortie qui indique l'état de défaut.

Une fois que l'ensemble de données d'entrée est formaté selon ce qui est illustré à la Figure IV.21, la simulation est exécutée. Lorsque le modèle de simulation de détection de défauts s'exécute, un nombre entier est produit en sortie. Cette sortie est arrondie et fournie en entrée à la fonction MATLAB.

La fonction MATLAB reçoit ce nombre en entrée et affiche l'état de défaut correspondant en sortie à l'aide d'une instruction switch-case. Par conséquent, le type de défaut est affiché dans la fenêtre de commande en se basant sur la sortie du modèle de détection de défauts.

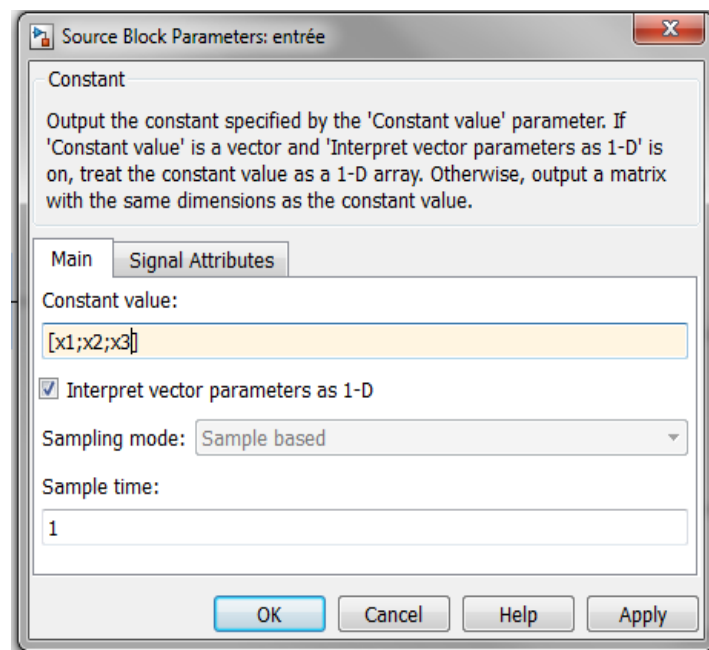
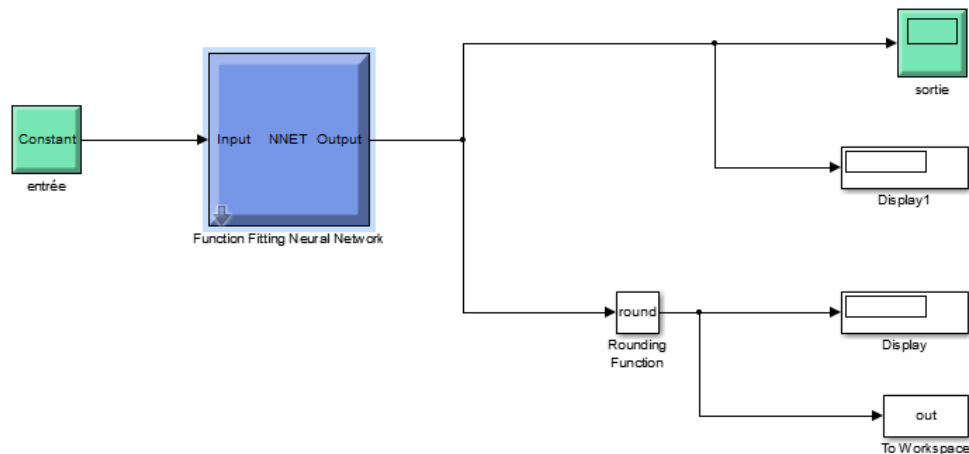


Figure IV.21 : Entrée du modèle de détection de défaut ($x_1=I_{cc}$, $x_2=V_{co}$, $x_3=P_{mpp}$).

IV.3.4.1. Quelques résultats de détection de défauts

En utilisant les données d'entrée fournies au modèle de détection de défaut, la sortie obtenue est affichée dans la fenêtre de commande pour indiquer le type de défaut détecté.

Entrée 1 : Un ensemble aléatoire d'entrées est sélectionné à partir de l'ensemble de données de test et attribué au modèle de détection de défauts, conformément à la Figure IV.22.

Sortie 1 : La sortie du modèle de détection de défaut est approximativement de 1 , ce qui indique un défaut de circuit ouvert . Ce résultat est affiché dans la fenêtre de commande, comme illustré dans la Figure IV.23. La correspondance de cette sortie est ensuite vérifiée avec la sortie attendue correspondant à l'entrée choisie à partir de l'ensemble de données de test, et elle s'avère être exacte.

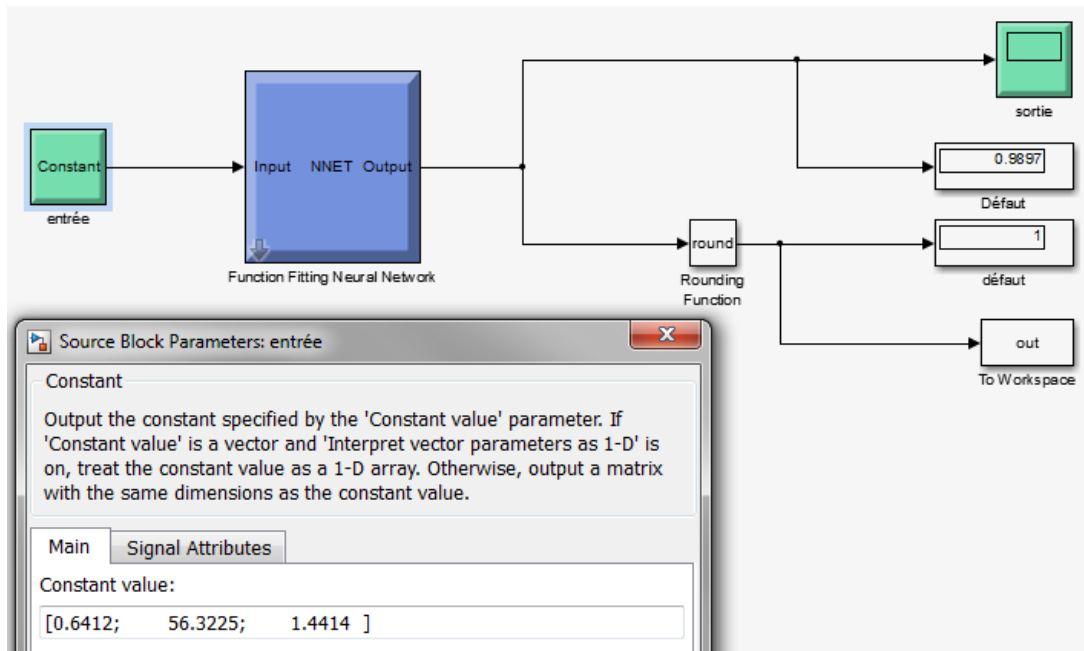


Figure IV.22 : Première entrée dans le modèle de détection de défaut.

```
Command Window
out =
    1
D1 : Circuit ouvert
fx >>
```

Figure IV.23 : Le défauts de circuit ouvert affiché dans la fenêtre de commande.

Entrée 2 : Un autre ensemble aléatoire d'entrées est sélectionné à partir de l'ensemble de données de test et attribué au modèle de détection de défaut, conformément à la Figure IV.24.

Sortie 2 : La sortie du modèle de détection de défaut est approximativement de 3, ce qui indique un défaut de diode by-pass inverse. Cette information est affichée dans la fenêtre de commande, comme illustré dans la Figure IV.25. Pour confirmer la précision de cette sortie, elle est comparée à la sortie attendue correspondant à l'entrée choisie à partir de l'ensemble de données de test, et elle s'avère être exacte.

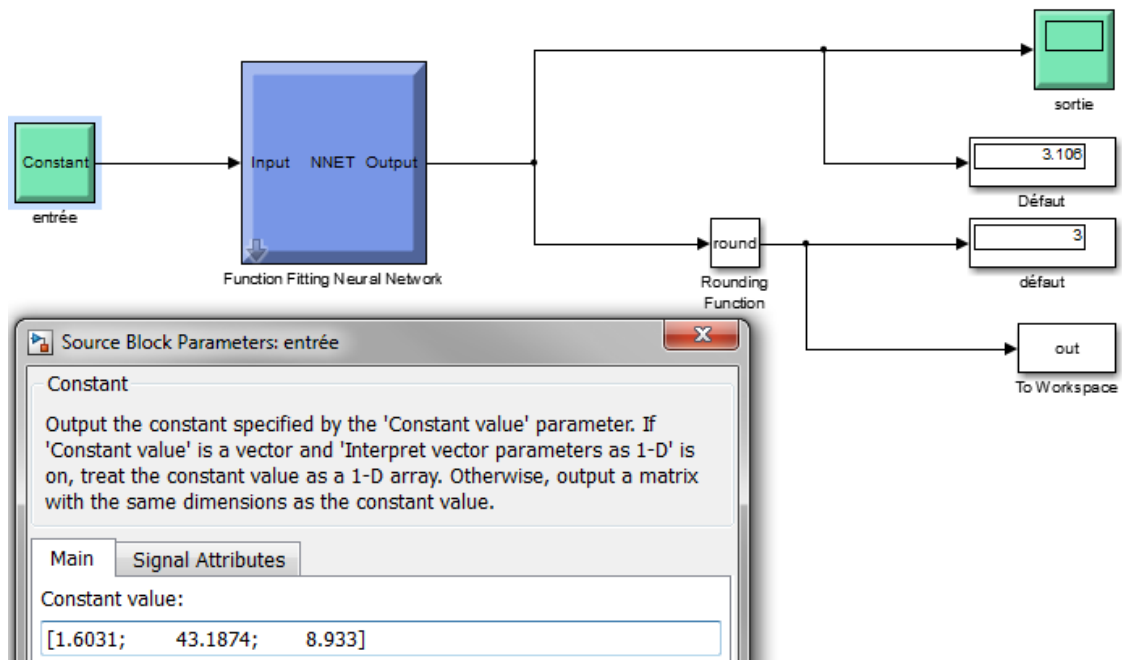


Figure IV.24 : Deuxième entrée du modèle de détection de défauts.

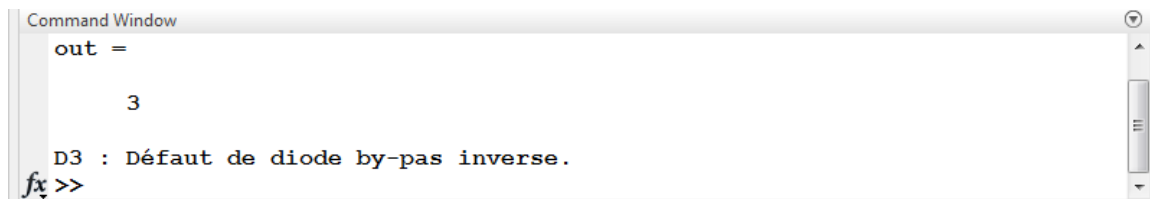


Figure IV.25 : Sortie défaut 3 affichée dans la fenêtre de commande.

IV.4. CONCLUSION

Dans un premier temps on a bien présenté et simulé les différents défauts des systèmes PV, On a mis l'accent sur les méthodes de l'intelligence artificielle telle que la technique des réseaux de neurones qui a remporté un énorme succès dans les problèmes de classification multi-classes, ainsi que pour les tâches de reconnaissance de formes et de régression. Les différents modèles des réseaux de neurones avec les techniques d'apprentissage ont été abordés.

Dans un deuxième temps, et à l'aide de cette technique (RNA) on a pu diagnostiquer quatre types de défauts des panneaux photovoltaïques, les défauts de court-circuit, défauts de circuit-ouvert et défauts d'ombrage. Des RNA ont été réalisés à partir des caractéristiques I-V et P-V d'un système photovoltaïque.

En général, La méthode des réseaux de neurones artificiels a prouvé qu'elle est la technique la plus adaptée (simple et facile) au diagnostic des défauts des modules PV par rapport à la méthode (classique) duseuillage [93]. Il a été prouvé que la méthode étudiée peut détecter avec précision, via la base de données, les différents types de défauts, en se basant sur

la base de données de la tension, du courant et de la puissance. Le réseau de neurones artificiels développé nécessite une grande base de données et une formation périodique pour évaluer les paramètres de sortie avec une bonne précision. La méthodologie peut être généralisée aux installations photovoltaïques connectées au réseau ou pour des installations photovoltaïques à grande échelle ainsi que pour d'autres technologies PV.

**CONCLUSION
GÉNÉRALE**

CONCLUSION GÉNÉRALE

Ce travail s'inscrit dans le cadre du diagnostic des défauts des systèmes photovoltaïques basé sur les réseaux de neurones. Avec la montée en puissance des technologies photovoltaïques en tant que principale source d'énergie renouvelable en milieu urbain, la surveillance et l'entretien de ces systèmes sont devenus de plus en plus essentiels pour garantir leur fonctionnement constant et fiable tout au long de leur durée de vie prévue.

Le premier chapitre présente un large aperçu de la manière dont l'énergie électrique est générée par l'effet photovoltaïque. Il commence par présenter des données statistiques sur la production mondiale d'énergie électrique pendant l'été. Ensuite, il aborde le principe fondamental de la conversion, les types de cellules et une analyse approfondie des caractéristiques des modules photovoltaïques.

Le deuxième chapitre est consacré à l'examen approfondi des divers dysfonctionnements auxquels un système photovoltaïque peut être confronté, ainsi qu'aux techniques utilisées pour diagnostiquer ces problèmes. La classification des méthodes de diagnostic est divisée en deux catégories principales : les méthodes électriques et les méthodes non électriques. Lorsque des défauts surviennent dans des modules individuels d'un système photovoltaïque (PV), l'impact sur l'efficacité énergétique et la fiabilité de l'ensemble du système peut être considérable. Non seulement les dysfonctionnements des modules photovoltaïques constituent une menace pour la sécurité du personnel, mais ils peuvent également créer un risque d'incendie s'ils passent inaperçus ou ne sont pas traités.

Ensuite le troisième chapitre, nous avons abordé l'un des méthodes de diagnostic, représentée par les réseaux neuronaux artificiels. Nous avons également mentionné quelques concepts de base sur l'apprentissage et les techniques d'apprentissage des réseaux neuronaux.

Le dernier chapitre se concentre sur l'examen et la simulation de divers types de défauts pouvant survenir sur les panneaux photovoltaïques. Ces défauts comprennent la dégradation, le circuit ouvert, le court-circuit, l'inversion de la diode de dérivation et l'ombrage partiel, etc. En simulant numériquement certains de ces défauts dans des conditions météorologiques variables, nous avons pu identifier les caractéristiques des défauts en fonction des variations du courant de court-circuit, de la tension en circuit ouvert et de la puissance au point de puissance maximale (MPP).

L'efficacité, la production d'énergie, la sécurité et la fiabilité globales des systèmes photovoltaïques sont fortement affectées par les défauts détectés dans l'un de leurs composants, y compris les modules, les lignes de connexion, les convertisseurs et les onduleurs. Lorsqu'ils ne sont pas détectés et traités rapidement, ces défauts peuvent avoir de graves conséquences sur l'ensemble de l'installation photovoltaïque. De plus, certains types de défauts, tels que les défauts d'arc, les défauts à la terre et les défauts de ligne à ligne, peuvent représenter un grave risque d'incendie. L'utilisation de réseaux de neurones est devenue un domaine d'intérêt majeur dans la détection, la localisation et la catégorisation des défauts potentiels pouvant survenir dans un système photovoltaïque. En utilisant cette technique intelligente, il est possible de classer avec précision les défauts tels que les circuits ouverts dans les modules photovoltaïques, les courts-circuits, les diodes de dérivation inversées et l'ombrage partiel. La sélection rigoureuse de deux réseaux de neurones MLP multicouches à une et cinq sorties s'est avérée particulièrement efficace à cet égard.

La réussite de la formation du modèle peut être déduite de la valeur R du graphique de formation, qui est proche de 1, ainsi que de la précision de la matrice de confusion et de la courbe ROC dans la prédiction de la sortie souhaitée. Ces résultats indiquent que le modèle a été efficacement entraîné à l'aide des ensembles de données d'entraînement et a atteint un niveau de précision satisfaisant.

En ce qui concerne les perspectives de ce travail, nous proposons la validation expérimentale de l'étude proposée ainsi que l'application de cette méthode à d'autres types de défauts.

RÉFÉRENCES

RÉFÉRENCES

- [1] R. Merahi. Modélisation d'un diapositif MPPT pour l'étude de l'augmentation de la puissance produite par les générateurs photovoltaïques. Mémoire de Magister, Université Badji Mokhtar - Annaba-, 2010.
- [2] Renewables 2020 Global Status Report Renewables Global Status Report. 2019 July 15, 2019; Available from: <https://www.ren21.net/reports/global-status-report/>.
- [3] S. Djeriou. Simulation d'un système photovoltaïque alimentant une machine asynchrone. Mémoire de Magister, Université Farhat Abbas -Setif-, 2018.
- [4] B. Flèche, D. Delagnes, Energie solaire photovoltaïque. juin, 2007, Toulouse.
- [5] K. Mertens, Photovoltaics: fundamentals, technology, and practice. 2018: John Wiley & Sons.
- [6] S. El-Hefnawi. Photovoltaics applications and research in Egypt and marketability of PV in developing countries. ISESCO Science and Technology Vision. Vol 1, pp. 23-29, 2005;
- [7] Zouhair El Jouad, « Réalisation et caractérisation des cellules photovoltaïques organiques », Thèse de doctorat de l'université d'Angers, 2016.
- [8] K. Mertens, Photovoltaics: fundamentals, technology, and practice. 2018: John Wiley & Sons.
- [9] K. Ishaque, Z. Salam, M. Amjad, S. Mekhilef. An improved particle swarm optimization (PSO)–based MPPT for PV with reduced steady-state oscillation. IEEE transactions on Power Electronics. Vol 27, pp. 3627-3638, 2012;
- [10] Enerray S.p.A. L'Algérie commence son avenir dans les énergies renouvelables avec un appel d'offres pour l'énergie solaire photovoltaïque de 150 MW. 18 Décembre 2018; Available from: <https://www.enerray.com/fr/blog/algérie-énergies-renouvelables-projetsolaire-150-mw/>.
- [11] A. Quilliet, P. Gosar, L'effet photovoltaïque de surface dans le silicium et son application à la mesure de la durée de vie des porteurs minoritaires, Volume 21, pp 575 – 578, 1960
- [12] C. Pastel, Effet photovoltaïque dans les couches évaporées de sulfure de cadmium, Volume 26, pp 127 – 131, 1965
- [13] Spanier J. E., et al., Power conversion efficiency exceeding the Shockley–Queisser limit in a ferroelectric insulator. Nature Photonics, 2016. DOI : 10.1038/nphoton.2016.143
- [14] <https://www.planete-energies.com/fr/medias/decryptages/la-cellule-photovoltaïque-comment-ca->
- [15] M. Belhadj. Modélisation d'un système de captage photovoltaïque autonome. Mémoire de Magister, Université Tahri Mohamed -Béchar-, 2008.
- [16] S. S. Merwan. Optimisation de la gestion de l'énergie photovoltaïque utilisée dans une zone agricole. Thèse de Doctorat, Université Badji Mokhtar -Annaba-, 2017.
- [17] A. Khenfer. Etude et conception d'une architecture en vue de la détection de défauts dans une installation photovoltaïque. Mémoire de Magister, Université Ferhat Abbas Sétif 1 - Setif-, 2015
- [18] T. Boutaba. Contribution à la modélisation et à la commande d'un système de génération hybride Solaire-Eolien. Thèse de Doctorat, Université abbès laghrour -khenchela-, 2018.
- [19] <https://www.les-energies-renouvelables.eu/conseils/photovoltaïque/comment-fonctionne-le-panneau-solaire-photovoltaïque/fonctionnement-cellule-photovoltaïque/>
- [20] Mr. Belaout Abdesslam, Etude et diagnostic des défauts fréquents aux systèmes photovoltaïques (PV) par emploi de la caractéristique courant-tension, Thèse de magister Option : Instrumentation, UNIVERSITE – SETIF-1- U-S-1 (ALGERIE), 28/10/2014.
- [21] <https://www.lepanneausolaire.net/comprendre-principe-photovoltaïque.php>

-
- [22] E. Koutroulis, K. Kalaitzakis, N. Voulgaris. Development of a microcontroller-based, photovoltaic maximum power point tracking control system. *IEEE Transactions on power electronics*. Vol 16, pp. 46-54, 2001;
- [23] R. Khenfer. Détection et isolation de défauts combinant des méthodes à base de données appliquées aux systèmes électro-énergétiques. Thèse de doctorat, Université Farhat Abbas -Setif-, 2018.
- [24] B. Lamri. Analyse énergétique et intégration de la sûreté de fonctionnement dans un système photovoltaïque connecté au réseau électrique. Thèse de doctorat, Université Badji Mokhtar-Annaba-, 2018
- [25] K. Kato, H. Koizumi, A study on effect of blocking and bypass diodes on partial shaded PV string with compensating circuit using voltage equalizer. in 2015 IEEE international symposium on circuits and systems (ISCAS). 2015. IEEE.
- [26] S. Saravanan, R. S. Kumar, A. Prakash, T. Chinnadurai, R. Tiwari, N. Prabakaran, et al., "Photovoltaic array reconfiguration to extract maximum power under partially shaded conditions", in *Distributed Energy Resources in Microgrids*. 2019, Elsevier. p. 215-241.
- [27] H. Bouzeria. Modélisation et commande d'une chaîne de conversion photovoltaïque. Thèse de Doctorat, Université de Batna 2 -Batna-, 2016.
- [28] Djalab, A. A., Rezaoui, M. M., Mazouz, L., Teta, A., Sabri, N. Robust Method for Diagnosis and Detection of Faults in Photovoltaic Systems Using Artificial Neural Networks. *Periodica Polytechnica Electrical Engineering and Computer Science*, 2020.
- [29] Isermann, R., Phalle, P. Applied terminology of fault detection, supervision and safety for technical processes. *IFAC Symposium on Fault Detection Supervision and Safety for Technical Process*, 2000.
- [30] Zwingelstein, G. Diagnostic des défaillances -Théorie et pratique pour les systèmes industriels. *Traité des Nouvelles Technologies, série Diagnostic et Maintenance*, Hermès, Paris, 1995
- [31] Madani.S et Habib.Z Diagnostic des défauts d'un panneau solaire. Projet de fin cycle master Université Ibn Khaldoun de Tiaret, 2022
- [32] N. Aouchiche, « Défauts liés aux systèmes photovoltaïques autonomes et techniques de diagnostic - Etat de l'art », *Revue des Energies Renouvelables* Vol. 21 N°2 (2018) 247 – 265.
- [33] C. Ventura and G. Marco, 'Development of models for on-line diagnostic and energy assessment analysis of PV power plants : the study case of 1 MW Sicilian, PV plant', *Energy Procedia*, Vol. 83, pp. 248 - 257, 2015. doi:10.1016/j.egypro.2015.12.179.
- [34] S. Hachour, 'Approche décentralisée pour la détection et la localisation de défauts dans une ferme photovoltaïque', *Projet de Stage*, 2011.
- [35] P. Ripoll. Conception d'un système de diagnostic flou appliqué au moteur automobile. Thèse de Doctorat, université de Chambéry, 1999.
- [36] A. Mellit, G. M. Tina, S. A. Kalogirou. Fault detection and diagnosis methods for photovoltaic systems: A review. *Renewable Sustainable Energy Reviews*. Vol 91, pp. 1-17, 2018;
- [37] S. R. Madeti, S. N. Singh. A comprehensive study on different types of faults and detection techniques for solar photovoltaic system. *Solar Energy*. Vol 158, pp. 161-185, 2017;
- [38] D. W. Peter. Fault Detection and Performance Visualisation for a Grid-Connected Photovoltaic Power Plant Using Sensor Data. Master of Engineering Thesis, Stellenbosch University, 2019.
- [39] T. Pei, X. Hao. A Fault Detection Method for Photovoltaic Systems Based on Voltage and Current Observation and Evaluation. *Energies*. Vol 12, pp. 1712, 2019;
-

-
- [40] G. M. Tina, F. Cosentino, C. Ventura, Monitoring and diagnostics of photovoltaic power plants. In *Renewable Energy in the Service of Mankind Vol II*. 2016, Springer. p. 505-516.
- [41] J. A. Tsanakas, L. D. Ha, F. Al Shakarchi. Advanced inspection of photovoltaic installations by aerial triangulation and terrestrial georeferencing of thermal/visual imagery. *Renewable Energy*. Vol 102, pp. 224-233, 2017.
- [42] J. A. Tsanakas, L. Ha, C. Buerhop. Faults and infrared thermographic diagnosis in operating c-Si photovoltaic modules: A review of research and future challenges. *Renewable sustainable energy reviews*. Vol 62, pp. 695-709, 2016.
- [43] G. B. Alers, "Photovoltaic Failure Analysis: Techniques for Microelectronics and Solar," in *PV Module Reliability Workshop*, Colorado, USA, 2011.
- [44] W. Dallas and et al., "Resonance ultrasonic vibrations for crack detection in photovoltaic silicon wafers," *Measurement Science and Technology*, vol. 18, p. 852, 2007.
- [45] L. Schirone and F. P. Califano, "Fault finding in a 1 MW photovoltaic plant by reflectometry," in *Photovoltaic Energy Conversion, 1994.*, Conference Record of the Twenty Fourth. IEEE Photovoltaic Specialists Conference, 1994, pp. 846-849.
- [46] T. Takashima, J. Yamaguchi, K. Otani, T. Oozeki, K. Kato, et al., "Experimental studies of fault location in PV module strings," *Solar Energy Materials and Solar Cells*, vol. 93, pp. 1079-1082, 2009.
- [47] K.-H. Chao, S.-H. Ho and M.-H. Wang, "Modeling and fault diagnosis of a photovoltaic system," *Electric Power Systems Research*, vol. 78, pp. 97-105, 2008.
- [48] A. Drews, A. C. de Keizer, H. G. Beyer, E. Lorenz, J. Betcke, et al., "Monitoring and remote failure detection of grid-connected PV systems based on satellite observations," *Solar Energy*, vol. 81, pp. 548-564, 2007.
- [49] S. Stettler, P. Toggweiler, E. Wiemken, W. Heydenreich, A. C. de Keizer, et al., "Failure detection routine for grid-connected PV systems as part of the PVSAT-2 project," in *Proceedings of the 20th European Photovoltaic Solar Energy Conference & Exhibition*, Barcelona, Spain, 2005, pp. 2490-2493.
- [50] S. K. Firth, K. J. Lomas and S. J. Rees, "A simple model of PV system performance and its use in fault detection," *Solar Energy*, vol. 84, pp. 624-635, 2010.
- [51] Y. Liu, B. Li, Z. Cheng, Research on PV module structure based on fault detection. In *Chinese Control and Decision Conference*. 2010. IEEE.
- [52] X. Xu, H. Wang, Y. Zuo, Method for diagnosing photovoltaic array fault in solar photovoltaic system. in *Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference*. 2011. IEEE.
- [53] T. Jianeng, Z. Yongqiang, W. Wenshan, Fault diagnosis method and simulation analysis for photovoltaic array. in *International Conference on Electrical and Control Engineering*. 2011. IEEE.
- [54] A. Chouder and S. Silvestre, "Automatic supervision and fault detection of PV systems based on power losses analysis," *Energy Conversion and Management*, vol. 51, pp. 1929-1937, 2010.
- [55] A. Mellit, S. A. Kalogirou. Artificial intelligence techniques for photovoltaic applications: A review., *Progress in energy combustion science*., Vol 34, pp. 574-632, 2008.
- [56] A. Mellit, S. A. Kalogirou, M. Drif. Application of neural networks and genetic algorithms for sizing of photovoltaic systems. *Renewable Energy*. Vol 35, pp. 2881-2893, 2010.
- [57] F. Wang, Z. Zhen, Z. Mi, H. Sun, S. Su, G. Yang. Solar irradiance feature extraction and support vector machines based weather status pattern recognition model for short-term photovoltaic power forecasting. *Energy Buildings*. Vol 86, pp. 427-438, 2015.
-

-
- [58] M. Hildmann, A. Rohatgi, G. Andersson, Constrained support vector machines for photovoltaic in-feed prediction. in 2013 1st IEEE Conference on Technologies for Sustainability (SusTech). 2013. IEEE.
- [59] B. Grichting, J. Goette, M. Jacomet, Cascaded fuzzy logic based arc fault detection in photovoltaic applications. in 2015 International Conference on Clean Electrical Power (ICCEP). 2015. IEEE.
- [60] M. Dhimish, V. Holmes, B. Mehrdadi, M. Dales. Diagnostic method for photovoltaic systems based on six layer detection algorithm. *Electric Power Systems Research*. Vol 151, pp. 26-39, 2017.
- [61] M. Dhimish, V. Holmes, B. Mehrdadi, M. Dales, P. Mather. Photovoltaic fault detection algorithm based on theoretical curves modelling and fuzzy classification system. *Energy*. Vol 140, pp. 276-290, 2017.
- [62] P. Ducange, M. Fazzolari, B. Lazzerini, F. Marcelloni, An intelligent system for detecting faults in photovoltaic fields. in 2011 11th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications. 2011. IEEE.
- [63] B. Singh, D. T. Shahani, A. K. Verma. Neural network controlled grid interfaced solar photovoltaic power generation. *IET Power Electronics*. Vol 7, pp. 614-626, 2013.
- [64] K.-H. Chao, M.-S. Yang, C.-P. Hung, Applying a CMAC neural network to a photovoltaic system islanding detection. in 2013 International Conference on Machine Learning and Cybernetics. 2013. IEEE.
- [65] Y. Wu, Q. Lan, Y. Sun, Application of BP neural network fault diagnosis in solar photovoltaic system. in International conference on Mechatronics and Automation. 2009. IEEE.
- [66] F.-J. Lin, K.-C. Lu, T.-H. Ke, B.-H. Yang, Y.-R. Chang. Reactive power control of three-phase grid-connected PV system during grid faults using Takagi–Sugeno–Kang probabilistic fuzzy neural network control. *IEEE Transactions on Industrial Electronic*. Vol 62, pp. 5516-5528, 2015.
- [67] E. Karatepe, T. Hiyama. Artificial neural network-polar coordinated fuzzy controller based maximum power point tracking control under partially shaded conditions. *IET Renewable Power Generation*. Vol 3, pp. 239-253, 2009.
- [68] L. Bonsignore, M. Davarifar, A. Rabhi, G. M. Tina, A. Elhajjaji. Neural network controlled grid interfaced solar photovoltaic power generation. *Energy Procedia*. Vol 62, pp. 431-441, 2014.
- [69] R ZEMOURI « Contribution à la surveillance des systèmes de production à l'aide des réseaux de neurones dynamiques : Application à la maintenance » Thèse de Doctorat, Université de Franche Comté, Besançon. 2003 .
- [70] B. VIROLE « Réseaux de neurones et psychométrie » Editions du Centre de Psychologie Appliquée – ECPA, Juin 2001
- [71] J. GHOUILI « Commande sans capteur d'une machine asynchrone avec estimation de la vitesse par les réseaux de neurones » Thèse de Doctorat, Université de Québec. Avril 2005.
- [72] B. GOSSELIN « Application de réseaux de neurones artificiels a la connaissance automatique de caractères manuscrits » Thèse de Doctorat, université Mons 1996.
- [73] G. DREYFUS, J.-M. MARTINEZ, M. SAMUELIDES, M. B. GORDON, F. BADRAN, S. THIRIA ET L. HERAULT « Réseaux de neurone, Méthodologies et Application » , Paris, Edition Eyrolles. 2002.
- [74] L. BAGHLI « Contribution à la commande de la machine asynchrone, l'utilisation de la logique floue, des réseaux de neurones et des algorithmes génétiques » Thèse de Doctorat, université Nancy I , 1999.

-
- [75] M. Y. AMMAR, “Mise en oeuvre de reseaux de neurones pour la modelisation de cinetiques reactionnelles en vue de la transposition batch/continu.” Ph.D. dissertation, Institut national polytechnique de toulouse, 2007.
- [76] P. Wira, “Des réseaux de neurones artificiels pour l’identification et le contrôle de systèmes électriques,” in International Conference on Electrical Engineering and its Applications (Sidi Bel-Abbes), 2008.
- [77] L. OUKHELLOU, “Paramétrisation et classification de signaux en contrôle non destructif.” Ph.D. dissertation, UNIVERSITÉ DE PARIS-SUD, 1997.
- [78] stephane huet, “classification de signaux myoelectriques,” 2004.
- [79] G. M. Dreyfus G, Martinez M, reseaux de neurones. Eyrolles, 2002.
- [80] F. Hassani Et M. I. Noura, Détection Des Pannes Photovoltaïques Par Les Réseaux De Neurones Probabiliste , Université Djilali Bounaama Khemis Miliana, 2017/2018 .
- [81] Z. Krine Et A. Abdi, Utilisation Des Réseaux De Neurones Convolutifs Pour La Suppression Automatique Des Filigranes, Université Mohamed Sadik Ben Yahia De Jijel, 2020.
- [82] M. Boudjahcha Et M.T. Mehani, Diagnostic Des Défauts Dans La Machine Asynchrone Par Réseau Neurone, Université De Mohamed El-Bachir El-Ibrahimi –Bba, Juin 2016.
- [83] Y. Hammouche, Comparaison De Plusieurs Méthodes Pour La Prédiction De La Charge Electrique Nationale, Diplôme De Magistère, Université Annaba, 2009.
- [84] A. Lotfi, Contribution A L’amélioration Des Réseaux De Neurones Probabilistes Pour L’identification Biométrique, Thèse De Doctorat ,Université Mohamed Boudiaf Oran, 2016/2017.
- [85] A. Ouali, Evaluation de la stabilité transitoire des réseaux électriques par les réseaux de neurones artificiels et les plans d’expériences, Mémoire de magister, Université des houari Boumediene, babzzouar, 2008.
- [86] C. ABD ELKEBIR et S. BARKAT, Implémentation de méthode d’intelligence artificielle pour la prédiction de la tension de contournement d’un isolateur de haute tension artificiellement pollué sous MTLAB/Simulink, Université Mohamed Boudiaf - M’sila, 2017/2018.
- [87] T. islam, C. Paramanik, H. Saha, “Modeling, simulation and temperature compensation of porous polysilicon capacitive humidity sensor using ANN technique”, measurement review , 2004
- [88] www.accu-plus-noord.nl/pdf/KC130GHT-2.pdf.
- [89] A.E. ToubalMaamar, S. Ladjouzi, R. Taleb and Y. Kacemi, Détection et classification de défauts pour un GPV: Etude comparative entre la méthode de seuillage et réseaux de neurones, Revue des Energies Renouvelables Vol. 21 N°1 (2018) 45 – 53
- [90] L. Zhihua, W. Yuanzhang, Z. Diqing, and W. Chunhua. An Intelligent Method for Fault Diagnosis in Photovoltaic Array. ICSC 2012, Part II, CCIS 327, pp. 10–16, 2012.
- [91] M. Dhimish, V. Holmes, B. Mehrdadi, M. Dales. Comparing Mamdani Sugeno fuzzy logic and RBF ANN network for PV fault detection. Renewable Energy. Vol 117, pp.257-274, 2018.
- [92] W. Chine, A. Mellit, V. Lughy, A. Malek, G. Sulligoi, A. M. Pavan. A novel fault diagnosis technique for photovoltaic systems based on artificial neural networks. Journal of Renewable Energy. Vol 90, pp. 501-512, 2016.
- [93] M. Bacha , I. Belahbibe . Diagnostic d’un panneau photovoltaïque. Mémoire de Magister, Université Mohamed Khider –Biskra- 2020.

Abstract

Renewable energies play a central role in all modern human activities, as they are considered inexhaustible. However, the reliability and efficiency of renewable energy systems remains a hot topic. Like industrial systems, renewable energy installations are prone to malfunctions and failures over time. These systems can fail and deteriorate during their period of operation. This is why it is essential to develop a diagnostic system aimed at detecting faults and maintaining the energy production of photovoltaic systems. Current research focuses on the use of artificial intelligence to diagnose faults in photovoltaic systems. This study proposes the development of an algorithm based on artificial neural networks in order to detect faults in the photovoltaic system.

Keywords: renewable energy systems, fault diagnosis, photovoltaic system, artificial neural network.

ملخص

تلعب الطاقات المتجددة دورًا مركزيًا في جميع الأنشطة البشرية الحديثة، حيث تعتبر لا تنضب. ومع ذلك، لا تزال موثوقية وكفاءة أنظمة الطاقة المتجددة موضوع الساعة. مثل جميع الأنظمة الصناعية، تخضع أنظمة الطاقة المتجددة إلى الأعطال والعيوب في تركيباتها أو في عملها. تفشل هذه الأنظمة وتتدهور خلال فترة التشغيل. وهذا يتطلب تطوير نظام تشخيصي هدفه الرئيسي هو توفير مؤشرات لكشف الأعطال وبالتالي الحفاظ على إنتاج الطاقة من النظام الكهروضوئي، يتناول العمل الحالي تشخيص الأعطال في نظام الطاقة الكهروضوئية باستعمال الذكاء الاصطناعي وتقتصر هذه الدراسة تطوير خوارزمية تعتمد على الشبكات العصبية الاصطناعية لاكتشاف الأعطال في النظام الكهروضوئي.

الكلمات المفتاحية: أنظمة الطاقة المتجددة، تشخيص الأعطال، النظام الكهروضوئي، الشبكة العصبية الاصطناعية