

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE  
SCIENTIFIQUE

*Université de Mohamed El-Bachir El-Ibrahimi - Bordj Bou Arreridj*

*Faculté des Sciences et de la technologie*

*Département Electromécanique*

## **Mémoire**

*Présenté pour obtenir*

**LE DIPLOME DE MASTER**

**FILIERE : électromécanique**

**Spécialité : automatique et informatique industriel**

Par

- **Nacef Ayoub**
- **Mihoub youssouf**

*Intitulé*

**Diagnostic des défauts dans les panneaux photovoltaïques par les Réseaux  
De Neurones**

*Soutenu le : 25 06 2022*

*Devant le Jury composé de :*

| <i>Nom &amp; Prénom</i>     | <i>Grade</i> | <i>Qualité</i>   | <i>Etablissement</i> |
|-----------------------------|--------------|------------------|----------------------|
| <i>Mr Abderrahim Reffas</i> | <i>MCA</i>   | <i>Président</i> | <i>Univ-BBA</i>      |
| <i>Mme NACIB Leila</i>      | <i>MCB</i>   | <i>Encadreur</i> | <i>Univ-BBA</i>      |
| <i>Mr BOUCHAMA Ziad</i>     | <i>MCA</i>   | <i>Examineur</i> | <i>Univ-BBA</i>      |

*Année Universitaire 2021/2022*

## *Remerciements*

Nous rendons nos profondes gratitude à dieu, qui nous a aidés à réaliser ce travail. Nous remercions nos parents pour leurs encouragements et leur soutien tout au long de notre parcours. Nous remercions notre superviseur **Mr SAKHARA SAADI** pour son aide et ses encouragements. Nous remercions aussi tout le corps enseignant qui a contribué à notre formation universitaire.

# *Dédicace*

Nous dédions cet humble travail A :

A nos chers parents

Nos sœurs et nos frères

A tous nos amis

Tous les enseignants qui m'ont aidé de proche ou de loin pour  
être un jour ingénieur

A tous ceux qui nous ont aidés et encouragés à finir ce  
mémoire

## Résumé

---

Le système photovoltaïque est exposé à des dysfonctionnements et à des défaillances de ses installations pendant la période de fonctionnement, ce qui nécessite un système de diagnostic dont l'objectif principal est de maintenir la production d'énergie de manière appropriée. Parmi les méthodes de diagnostic les plus récentes figure la technologie des réseaux de neurones artificiels.

Mots clés : système photovoltaïque, diagnostic, réseau neuronal artificiel

## Abstract

---

The photovoltaic system is exposed to malfunctions and failures of its facilities during the period of operation, which requires a diagnostic system whose main objective is to maintain the energy production in an appropriate manner. Among the most recent diagnostic methods is the technology of artificial neural networks.

Keywords: photovoltaic system, diagnosis, artificial neural network

## ملخص

---

يتعرض النظام الكهروضوئي لاعطال و فشل في منشآته خلال فترة التشغيل مما يتطلب نظام تشخيص هدفه الرئيسي هو الحفاظ على انتاج الطاقة بطريقة سليمة من بين احدث طرق التشخيص تقنية الشبكة العصبية الاصطناعية

الكلمات المفتاحية: النظام الكهروضوئي ، تشخيص ، الشبكة العصبية الاصطناعية

# Sommaire

## INTRODUCTION GENERAL

|                            |    |
|----------------------------|----|
| Introduction général ..... | 14 |
|----------------------------|----|

## CHAPITRE I

### L'ETAT DE L'ART ET METHODES DE DIAGNOSTIC DES PANNEAUX PHOTOVOLTAÏQUES

|  |    |
|--|----|
| I.1 Introduction .....                                     | 16 |
| I.2 Terminologies et concepts.....                         | 16 |
| I.2.1 La maintenance .....                                 | 16 |
| I.2.2 Défaut .....   | 16 |
| I.2.3 Défaillance .....                                    | 17 |
| I.2.4 Surveillance .....                                   | 17 |
| I.2.5 Une panne .....                                      | 17 |
| I.3 Constitution des panneaux photovoltaïques.....         | 18 |
| I.4 Définition de diagnostic .....                         | 18 |
| I.5 Les différents types de défauts .....                  | 19 |
| I.5.1 Défaut Points chaud .....                            | 19 |
| I.5.2 Défaut bulle d'air .....                             | 19 |
| I.5.3 Défaut Fissures dans les cellules .....              | 20 |
| I.5.4 Défaut de Délaminage.....                            | 20 |
| I.5.5 Défaut d'augmentation de la résistance RS .....      | 21 |
| I.5.6 Diminution de la résistance parallèle ( $R_p$ )..... | 22 |

|  |    |
|--|----|
| I.5.7 Défaut d'ombrage .....                                   | 22 |
| I.5.8 Echauffement de cellules PV.....                         | 23 |
| I.5.9 Défauts de la diode de by-pass de diode anti-retour..... | 24 |
| I.5.9.1 Défaut de circuit ouvert.....                          | 24 |
| I.5.9.2 Défaut de court-circuit .....                          | 24 |
| I.5.10 Dégradation.....  | 25 |
| I.5.11 Défaut de la terre.....                                 | 25 |
| I.5.12 Défaut d'arc électrique.....                            | 25 |
| I.5.13 Défaut Jaunissement et brunissement .....               | 26 |
| I.6 Les étapes de diagnostic .....                             | 27 |
| I.6.1 Acquisition des données.....                             | 27 |
| I.6.2 Détection.....   | 27 |
| I.6.3 Localisation.....  | 27 |
| I.6.4 Identification.....                                      | 27 |
| I.7 Principe de diagnostic de défaut .....                     | 28 |
| I.7.1 Redondance physique (matérielle) .....                   | 28 |
| I.7.2 Redondance analytique .....                              | 28 |
| I.8 Les critères d'évaluations d'un système de diagnostic..... | 29 |
| I.8.1 Rapidité.....  | 29 |
| I.8.2 Iso labilité .....                                       | 29 |
| I.8.3 Robustesse .....   | 29 |
| I.8.4 Adaptabilité.....  | 30 |
| I.8.5 Identification de défauts multiples.....                 | 30 |

|   |    |
|---|----|
| I.8.6 La sensibilité.....                                 | 30 |
| I.9 Classification des méthodes de diagnostic.....        | 30 |
| I.9.1 Les méthodes de diagnostic des défauts .....        | 30 |
| I.9.1.1 Méthodes avec modèle .....                        | 30 |
| I.9.1.1.1 Espace de parité .....                          | 31 |
| I.9.1.1.2 Estimation paramétrique.....                    | 31 |
| I.9.1.1.3 Estimation d'état (observateur).....            | 32 |
| I.9.1.2 Méthodes sans modèle .....                        | 33 |
| I.9.1.2.1 La reconnaissance des formes(RDF) .....         | 33 |
| I.9.1.2.2 Les réseaux de neurones artificiels (RNA) ..... | 34 |
| I.9.1.2.3 Les systèmes d'inférences floues (SIF).....     | 35 |
| I.10 Conclusion .....                                     | 36 |

## CHAPITRE II

### L'APPRENTISSAGE ET RESEAUX DE NEURONES

|  |    |
|--|----|
| II.1 Introduction .....                            | 38 |
| II.2Apprentissage Machine.....                     | 38 |
| II.3Les différents types d'apprentissage .....     | 39 |
| II.3.1 Apprentissage non supervisé.....            | 39 |
| II.3.2Apprentissage supervisé.....                 | 40 |
| II.3.3Apprentissage semi-supervisé .....           | 40 |
| II.3.4 Apprentissage par renforcement.....         | 41 |
| II.3.5 Apprentissage partiellement supervisé ..... | 41 |
| II.3.6 Apprentissage par réseaux de neurones ..... | 42 |

|   |    |
|---|----|
| II.4 Choix de l'échantillon d'apprentissage .....         | 43 |
| II.5 Réseaux de neurones multi couches .....              | 44 |
| II.6 Réseaux de neurones monocouches .....                | 45 |
| II.7 Les réseaux de neurone probabiliste .....            | 45 |
| II.7.1 Motivation pour les réseaux probabilistes .....    | 45 |
| II.7.2 La stratégie de bayes pour la classification ..... | 46 |
| II.8 Conclusion.....                                      | 47 |

### CHAPITRE III

#### DE NEURONE AU DIAGNOSTIC DANS LES PANNEAUX PHOTOVOLTAÏQUES

|   |    |
|---|----|
| III.1 Introduction .....  | 49 |
| III.2 Modélisation Et Identification Des Cellules Photovoltaïques .....                     | 50 |
| III.2.1 Modèle mathématique dans cellule photovoltaïque.....                                | 50 |
| III.2.2 Modèle mathématique dans module photovoltaïque .....                                | 51 |
| III.3 Simulation par Simulink/Matlab.....   | 52 |
| III.4 Simulation des défauts dans panneaux photovoltaïques .....                            | 53 |
| III.5 Description de l'architecture existante automatique de diagnostic des<br>défauts..... | 54 |
| III.6 Elaboration du module d'interprétation des informations .....                         | 54 |
| III.7 Les étapes de construction de bloc RNA .....  | 55 |
| III.8 Construction du bloc de RNA.....  | 56 |
| III.9 Résultats d'essais des réseaux sélectionnés .....                                     | 58 |
| III.10 Discussion des résultats .....   | 60 |



|                         |    |
|-------------------------|----|
| III.11 Conclusion ..... | 66 |
|-------------------------|----|

CONCLUSION GENERAL

|                           |    |
|---------------------------|----|
| Conclusion générale ..... | 67 |
|---------------------------|----|

BIBLIOGRAPHIQUES

|                        |    |
|------------------------|----|
| BIBLIOGRAPHIQUES ..... | 70 |
|------------------------|----|

# Liste de figure

|   |    |
|---|----|
| <b>Figure I. 1</b> Constitution des panneaux photovoltaïques[6] .....                                 | 18 |
| <b>Figure I. 2</b> défaut de point chaud. ....  | 19 |
| <b>Figure I. 3</b> Défaut bulle d'air.[6] .....   | 20 |
| <b>Figure I. 4</b> Défaut Fissures dans les cellules. [7].....  | 20 |
| <b>Figure I. 5</b> Défaut de Délaminage.[6] .....   | 21 |
| <b>Figure I. 6</b> Défaut d'augmentation de la résistance Rs. ....                                    | 22 |
| <b>Figure I. 7</b> Défaut d'ombrage. [9].....   | 23 |
| <b>Figure I. 8</b> Echauffement de la cellule (face avant), Echauffement de la cellule (face). [9 ... | 23 |
| <b>Figure I. 9</b> Défaut de la diode de by-pass.....   | 24 |
| <b>Figure I. 10</b> Défaut Jaunissement et brunissement.[6].....                                      | 26 |
| <b>Figure I. 11</b> différentes tapes de diagnostic.[6] .....   | 28 |
| <b>Figure I. 12</b> Redondance physique et analytique.[6] .....                                       | 29 |
| <b>Figure I. 13</b> Principe de l'approche par estimation des paramètres.[6] .....                    | 32 |
| <b>Figure I. 14</b> les méthodes de diagnostic.[6] .....  | 36 |
| <br>  |    |
| <b>Figure II. 1</b> L'apprentissage machine.[23].....   | 39 |
| <b>Figure II. 2</b> Schéma bloc de l'apprentissage non supervisé d'un réseau de neurone.[22].....     | 40 |
| <b>Figure II. 3</b> Schéma bloc de l'apprentissage supervisé d'un réseau de neurone. ....             | 40 |
| <b>Figure II. 4</b> cas pour l'apprentissage partiellement supervisé .....                            | 41 |
| <b>Figure II. 5</b> Réseau de neurones multicouches.....  | 44 |
| <b>Figure II. 6</b> réseau monocouche.....  | 45 |

|   |    |
|---|----|
| <b>Figure III. 1</b> Schéma équivalent d'une cellule solaire.....   | 50 |
| <b>Figure III. 2</b> Schéma équivalent d'un module photovoltaïque. ....   | 51 |
| <b>Figure III. 3</b> Schéma Bloc du module PV dans l'environnement Matlab-Simulink. ....                            | 53 |
| <b>Figure III. 4</b> Architecture du système automatique de diagnostic des défauts. ....                            | 54 |
| <b>Figure III. 5</b> La structure générale de réseau de neurone. ....   | 55 |
| <b>Figure III. 6</b> Structure du réseau à étudier. ....  | 56 |
| <b>Figure III. 7</b> classification des signaux des défaillances. ....  | 57 |
| <b>Figure III. 8</b> Evolution de l'erreur quadratique moyenne du RNA ....  | 59 |
| <b>Figure III. 9</b> Classification de la sortie c1 S2 S3 S4 de réseaux RNA. ....                                   | 60 |
| <b>Figure III. 10</b> le recentrage de la classification du RNA. ....   | 62 |
| <b>Figure III. 11</b> L'état sain de Panneaux photovoltaïque. ....  | 63 |
| <b>Figure III. 12</b> Détection automatique d'un l'augmentation de résistance Rs. ....                              | 64 |
| <b>Figure III. 13</b> Détection automatique d'un la diminution de la résistance Rsh. ....                           | 65 |
| <b>Figure III. 14</b> Détection automatique d'un l'augmentation la température de cellule ou diode de by pass. .... | 66 |

# List de tableur

|   |    |
|---|----|
| <b>Tableau III. 1</b> Cas étudié de l'état de panneaux photovoltaïques. ....  | 49 |
| <b>Tableau III. 2</b> Cas étudié de l'état de panneaux photovoltaïques. ....  | 52 |
| <b>Tableau III. 3</b> Classification des défauts. ....  | 57 |
| <b>Tableau III. 4</b> Erreur quadratique d'apprentissage .....  | 58 |
| <b>Tableau III. 5</b> Les valeurs de teste pour l'état sain. ....   | 62 |
| <b>Tableau III. 6</b> Les valeurs de teste pour l' augmentation de résistance $R_s$ . ....                          | 63 |
| <b>Tableau III. 7</b> Les valeurs de teste pour la diminution de la résistance $R_{sh}$ . ....                      | 64 |
| <b>Tableau III. 8</b> Les valeurs de teste pour augmentation la température de cellule ou diode de<br>by pass. .... | 65 |

# **INTRODUCTION GENERAL**

## **Introduction général**

La quantité d'installations photovoltaïques (PV) dans le monde a augmenté de manière très remarquable ces dernières décennies. Ceci est principalement dû aux préoccupations soulevées pour résoudre les problèmes de pollution de l'environnement, les changements climatiques et l'épuisement des sources d'énergie fossile. En effet, les sources d'énergie traditionnelles, telles que le nucléaire, le pétrole et le charbon, ont des effets indésirables sur la biodiversité de l'écosystème, la santé humaine et le changement climatique. En revanche, les sources d'énergie renouvelables, telles que les systèmes PV, sont durables, sûres et respectueuses de l'environnement. [23]

un système photovoltaïque peut être soumis, au cours de son fonctionnement, à différents défauts et anomalies conduisant à une baisse de la performance du système et voire à l'indisponibilité totale du système. Toutes ces conséquences défavorables vont évidemment réduire la productivité de l'installation, et donc réduire le profit de l'installation, sans compter le coût de maintenance pour remettre le système en état normal.

Pour assurer le bon fonctionnement du système photovoltaïque, il est nécessaire de traiter ses différents défauts à travers des méthodes de diagnostics. Vu la complexité des méthodes classiques et ses limitations, il existe des techniques qui font partie des méthodes émergentes comme les réseaux de neurones artificiels qu'ils ont prouvé leur efficacité dans beaucoup de domaines.[30]

Par conséquent, nous présentons cette thèse composée de quatre chapitres, décrits comme suit :

Dans le premier chapitre, nous fournissons une description des systèmes photovoltaïques. Outre les définitions utilisées pour le suivi de leurs pannes et les méthodes de détection des pannes.

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

Dans le troisième et dernier chapitre, nous avons cherché à adopter une approche pratique de la détection des défauts dans les systèmes photovoltaïques et de leurs résultats de simulation. Il s'agit de réaliser une comparaison basée sur des réseaux de neurones relatifs aux défauts identifiés dans notre étude.

**CHAPITRE I**

**L'ETAT DE L'ART ET**

**METHODES DE DIAGNOSTIC**

**DES PANNEAUX**

## **I.1 Introduction**

Chaque jour, le soleil fournit de l'énergie à la terre, et l'utilisation de cette énergie est gratuite, ce qui est devenu l'un des enjeux de la politique énergétique dans le monde, qui résulte de la conversion directe de la lumière solaire en énergie électrique, grâce à une technologie appelée cellules photovoltaïques.

L'objectif de ce chapitre est de donner un état de l'art sur les techniques et les méthodes de diagnostic des panneaux photovoltaïques.

Pour cela, nous commençons tous d'abord par une introduction et un rappel de quelques définitions génériques, te par la suite nous abordons les différentes approches et méthodes de la détection de la plupart des défauts qui causent la transmission de la précision et de la qualité de travail des panneaux photovoltaïques.

## **I.2 Terminologies et concepts**

Nous avons vu que certain des concepts liés au domaine du diagnostic de pannes sont complexes, ce qui rend parfois difficile la compréhension de sa signification .le plus important :

### **I.2.1 La maintenance**

Est un ensemble d'opérations (dépannage, lubrification, inspection, réparation, amélioration, etc.) qui maintiennent le potentiel des équipements et donc un état stable pour assurer la continuité des équipements et des conditions sûres de qualité de production. Une bonne maintenance, c'est sécuriser ces opérations au meilleur coût global.

### **I.2.2 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. [1]

### **I.2.3 Défaillance**

Une défaillance est une altération ou la cessation de l'aptitude d'un ensemble à accomplir sa ou ses fonctions requises avec les performances définies dans les spécifications techniques. Une défaillance est un dysfonctionnement du système, le processeur présente alors un fonctionnement inacceptable du point de vue des performances. Il est clair qu'une défaillance implique l'apparition d'un défaut puisqu'il existe un écart entre la caractéristique mesurée et théorique. Par contre, un défaut n'implique pas nécessairement une défaillance puisque le dispositif peut très bien continuer à assurer sa fonction principale. [2]

### **I.2.4 Surveillance**

Ensemble de fonctions s'exécutant en temps réel ayant pour but de reconstituer l'état réel du procédé au sein des modèles utilisés par le système de conduite du procédé. Elle consiste à l'enregistrement de l'information ainsi qu'à la reconnaissance et l'indication des comportements anormaux. [3]

### **I.2.5 Une panne**

Une panne est l'inaptitude d'un dispositif à accomplir une fonction requise. Elle résulte toujours d'une défaillance et donc d'un défaut :

Défaut → défaillance → panne

Dans le cadre de la maintenance préventive conditionnelle, il est clair que le diagnostic doit permettre de détecter et de localiser un défaut avant que celui-ci ne conduise à une défaillance ou à une panne qui entraînerait l'arrêt du système. [2]

### I.3 Constitution des panneaux photovoltaïques

Alors que le monde s'oriente vers l'optimisation des sources d'énergie renouvelables propres, en particulier l'énergie solaire, il est nécessaire d'identifier ses composantes.

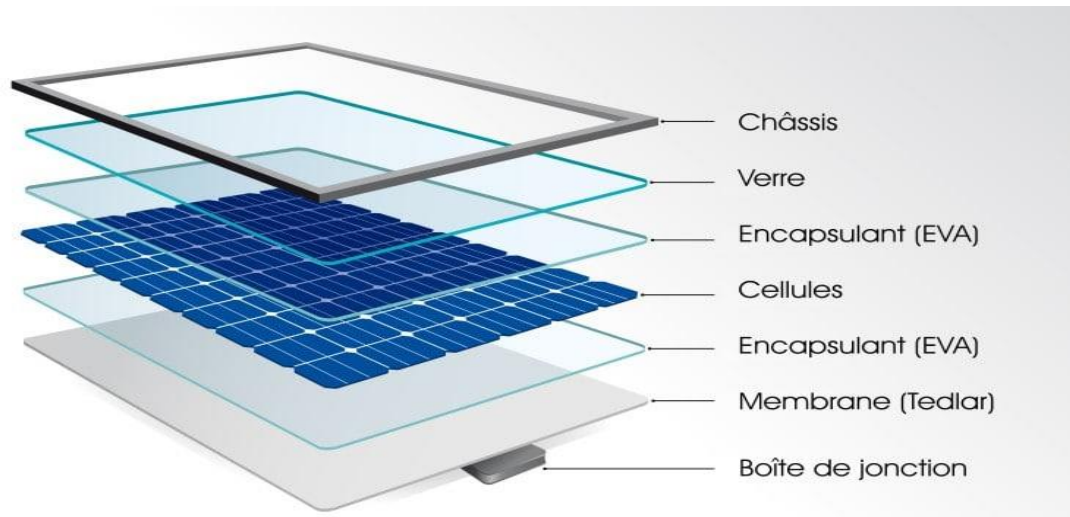


Figure I. 1 Constitution des panneaux photovoltaïques [6]

### I.4 Définition de diagnostic

Le diagnostic est une action consistant à identifier la cause probable de la défaillance ou de l'évolution d'un ou de plusieurs paramètres significatifs de gradations à l'aide d'un raisonnement logique fondée sur un ensemble d'informations. Le diagnostic permet de confirmer, de compléter ou de modifier les hypothèses faites sur l'origine et la cause des défaillances, et de préciser les opérations de maintenance corrective nécessaires. [4]

## I.5 Les différents types de défauts

### I.5.1 Défaut Points chaud

Des points chauds peuvent apparaître à la surface du panneau solaire sous la forme d'une élévation de température dans certaines zones du panneau solaire. Cela se produit en raison d'une diminution de la production de cellules, ce qui affecte la production totale de GPV. Lorsque la production de la cellule diminue, le chauffage commence à devenir une résistance, consommant de l'énergie électrique. Ce problème est l'un des problèmes les plus graves affectant le panneau solaire car d'une part il affecte la quantité de production d'énergie et d'autre part il peut même conduire à la combustion du panneau ou endommager ses couches.

Les principales causes de ce problème sont l'ombrage pendant de longues périodes et la pollution sous toutes ses formes qui s'accumule à la surface comme: sable et poussière. [5]

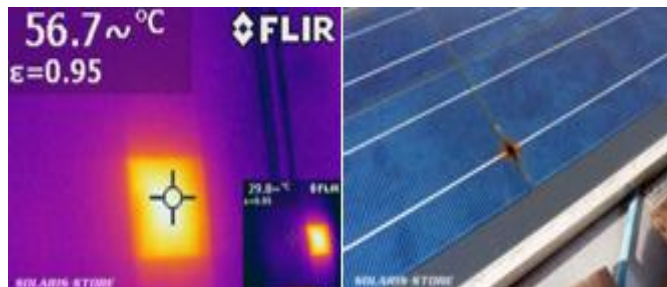


Figure I. 2 défaut de point chaud.

### I.5.2 Défaut bulle d'air

Dans Ce type de défaut, le manque d'adhérence de l'EVA affecte seulement une petite surface, il est combiné avec le gonflement de la zone où l'adhésion a été perdue. Une bulle est généralement due à une réaction chimique où des gaz sont libérés. Quand une bulle se produit dans le côté arrière du module photovoltaïque, un gonflement apparaît encapsulant le polymère ou le couvercle arrière. La formation d'une bulle rend la dissipation de la chaleur des cellules plus difficile, et par conséquent réduit le refroidissement ce qui minimise la durée de vie des PV. Parfois, une bulle peut être seulement détectée en utilisant des techniques de RI ou IR Infrarouge?, car elle n'est pas visible par l'inspection visuelle seule. [6]



Figure I. 3 Défaut bulle d'air. [6]

### I.5.3 Défaut Fissures dans les cellules

La fissure peut survenir à n'importe quel moment. Elle peut être causée au cours de processus de fabrication ou au cours de l'emballage et le transport par une mauvaise manipulation et vibration. Processus d'installation est autre cause de ce défaut. [7]

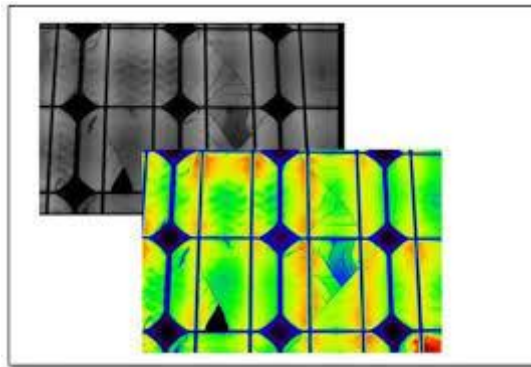


Figure I. 4 Défaut Fissures dans les cellules. [7]

### I.5.4 Défaut de Délaminage

Dans un panneau solaire, les cellules solaires sont encapsulées avec un matériau d'encapsulation appelé EVA (éthylène acétate de vinyle). L'EVA protège les cellules sensibles de l'influence climatique telles que l'humidité et les rayons UV. En production, les cellules sont stratifiées de façon permanente dans une machine sous vide avec un apport de chaleur. Il est important d'atteindre la température de polymérisation afin d'obtenir un haut degré possible de réticulation de l'EVA (plus de 70%). Une erreur dans le processus de fabrication ou un entreposage inadéquat de l'EVA avant la production peut conduire à une mauvaise adhésion et à un décollement ultérieur. Lors d'un délaminage, les couches d'EVA se dissolvent et prennent une couleur blanche. Les panneaux solaires dé stratifiés doivent

également être remplacés. En cas de délaminage dans les extrémités du module, l'humidité peut s'infiltrer à cause de la pénétration de l'eau à l'intérieur et endommager les cellules et se traduit par la corrosion de la cellule solaire. ainsi que une diminution de la lumière, où la réflexion augmente et finalement une perte de puissance.

La Figure. I.5 présente un exemple de la façon dont un décollement extrême peut détruire un module PV, dans cette figure le défaut est apparu après à peine une année de fonctionnement. Le délaminage est plus fréquent dans les climats chauds et humides. Lorsque l'humidité pénètre dans le module PV, différentes réactions chimiques se produisent, et provoquent une certaine dégradation dans différentes parties du module. Il en résulte souvent la corrosion des métaux intervenant dans la structure du module. Dans ce cas, la résistance électrique de PV pourrait augmenter ou une panne électrique pourrait apparaître.[8]



**Figure I. 5** Défaut de Délaminage.[6]

### **I.5.5 Défaut d'augmentation de la résistance RS**

Comme il est signalé précédemment l'augmentation de la résistance série est causée généralement par la corrosion de la connectique entre les cellules PV, une vis de connexion mal serrée, la corrosion de point de soudure entre cellules..., etc. En fonctionnement normal, cette résistance de connectique est quasi nulle. La valeur de cette résistance peut être augmentée dans plusieurs cas anormaux. [9]



Figure I. 6 Défaut d'augmentation de la résistance  $R_s$ .

### I.5.6 Diminution de la résistance parallèle ( $R_p$ )

Les pertes d'énergie importantes causées par la présence d'une résistance shunt,  $R_p$ , sont généralement dues à d'une mauvaise conception des cellules solaires, elle caractérise un courant de fuite entre la grille supérieure et le contact arrière « bornes opposées d'une photopile ». Elle est généralement très supérieure à la résistance série  $R_s$ .

La résistance parallèle représente également les pertes à travers la jonction, autour des bords de la cellule et dans les régions non périphériques, en présence des défauts du cristal et de la précipitation des impuretés étrangères dans la région de la jonction. Ainsi donc, nous pouvons dire que  $R_p$  est liée au processus de fabrication.

Son influence ne se fait sentir que pour les faibles valeurs de la tension, dans la zone correspondant à un fonctionnement comme générateur à courant constant.

Une résistance série trop faible aura un impact sur la tension de circuit ouvert de la photopile en outre, une photopile dont la résistance shunt trop faible ne donnera plus de tension sous faible éclairement.[8]

### I.5.7 Défaut d'ombrage

L'ombrage photovoltaïque peut se produire en raison de : Arbres, bâtiments, sable, poussière, feuilles, nuages ... . Il y'a deux types de l'ombrage: L'ombrage total touche toutes les cellules et l'ombrage partiel ne touchant que certaines cellules. [5]

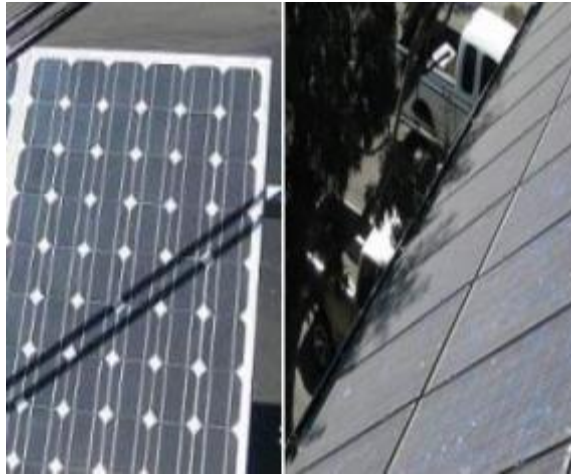


Figure I. 7 Défaut d'ombrage. [9]

### I.5.8 Echauffement de cellules PV

L'élévation de la température des cellules photovoltaïques est un problème car leurs performances diminuent lorsqu'elles s'échauffent. Ce problème est encore plus sévère avec la concentration du rayonnement solaire. Les conditions d'utilisation, loin des conditions standards, sont des facteurs prépondérants de l'efficacité énergétique finale du dispositif sur l'ensemble de sa durée de vie. De nombreuses études portent sur le comportement des cellules photovoltaïques en fonction de la température. Cependant elles n'analysent pas l'origine de l'échauffement qu'elles constatent. C'est regrettable car le besoin de comprendre les mécanismes de dégradation des performances instantanées avec l'élévation de température et les dégradations à long terme, que favorisent les mécanismes de vieillissement activés thermiquement, se fait de plus en plus pressant. [9]



Figure I. 8 Echauffement de la cellule (face avant), Echauffement de la cellule (face). [9]

### I.5.9 Défauts de la diode de by-pass de diode anti-retour

Comme il a été mentionné précédemment La diode de by-pass est une des solutions pour protéger les cellules à l'ombrage partiel. Cette diode se place, en général, en parallèle avec une branche de dix-huit cellules. On peut constater plusieurs défauts de cette dernière, ces défauts sont en général des défauts de fabrication. Donc dans un panneau photovoltaïque on peut trouver une diode déconnectée, une diode équivalente à une impédance quelconque, une diode court-circuitée et une diode inversée. De la même manière que pour la diode de by pass , la diode anti retour est exposée aux mêmes types de défauts envisagés pour la diode anti-retour : court-circuit, impédance quelconque, circuit ouvert et diode inversée.... [10]

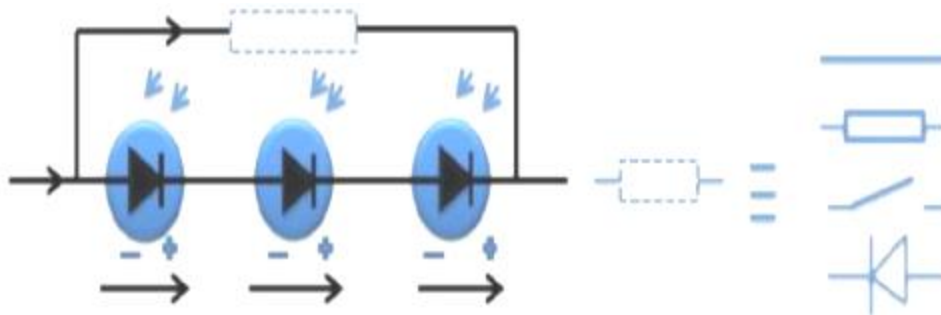


Figure I. 9 Défaut de la diode de by-pass.

#### I.5.9.1 Défaut de circuit ouvert

Les défauts de circuit ouvert font référence aux défauts de déconnexion dans les sous-systèmes PV. Cela inclut la déconnexion des cellules d'un module, des modules d'une chaîne ou des chaînes d'un réseau PV. Le diagnostic au niveau d'un réseau peut être réalisé en inspectant les indicateurs de tension et de courant. La tension du réseau PV reste constante cependant, le défaut entraîne une baisse de courant. Les défauts en circuit ouvert peuvent être causés par des cellules endommagées, des diodes défectueuses et des défauts de câblage. [11]

#### I.5.9.2 Défaut de court-circuit

La tension du groupe de cellules s'annule. Le courant du groupe de cellules constituant le module PV est égal à la somme du courant circulant dans les cellules et de celui circulant dans le chemin court-circuit. Le courant circulant dans les cellules est égal au courant



maximum produit par les cellules et le chemin court-circuitant porte le courant en excès. Dans ce sous-modèle, nous avons [12]

$$V_{BP} = (R_{BP}I_{BP} + V_{OBP})$$

Avec 
$$V_M = K_{BP} * V_{BP} ; k_{bp}=0$$

$R_{BP}$  la résistance dynamique de la diode ( $\Omega$ )

$I_{BP}$  Le courant traversé la diode (A)

$V_{OBP}$  La barrière de potentielle (V)

### I.5.10 Dégradation

La dégradation des modules entraîne une baisse de la puissance de sortie au fil du temps. Les défauts de dégradation peuvent être identifiés par une méthode électrique reposons sur les caractéristique I-V du module. [11]

### I.5.11 Défaut de la terre

Défaut de terre est un CC accidentel qui implique la terre et un ou plusieurs conducteurs de courant. Afin d'éviter ce défaut, les systèmes PV sont munis d'une mise à la terre en assurant une liaison conductrice entre un équipement ou un circuit électrique et la terre pour but de minimiser les chocs électriques et réduire l'effet des interférences électromagnétiques en cas de configuration module onduleur. [13]

### I.5.12 Défaut d'arc électrique

Le défaut d'arc se manifeste lorsque deux ls avec une importante di errance de potentiel sont réunis ou tirés en dehors du circuit. Il peut être la cause de pannes critiques et provoquer la n de la vie des modules ou de systèmes PV. L'arc électrique crée par le courant continu DC est une étincelle qui se produit dans l'air ou dans un autre milieu diélectrique. Il se produit sous deux formes : arcs série et arcs parallèles. [14]

### I.5.13 Défaut Jaunissement et brunissement

Les panneaux solaires photovoltaïques sont composés d'une multitude de couches comparables à un mille feuilles Il y a en premier lieu, le verre de protection transparent (verre, Pirexâ, téflon...) .Ensuite, une feuille transparente en général de l'EVA (Ethylène Vinyl Acétate) dont le rôle essentiel est d'assurer une isolation galvanique (électrique). La cellule de silicium Une seconde feuille transparente d'EVA Sous l'effet des UV et de l'humidité l'EVA se décompose et crée de l'acide acétique

– dit encore acide éthanoïque

– qui diminue le pH du complexe EVAPVF (polyvinyl fluoride) et augmente ainsi la corrosion.



Figure I. 10 Défaut Jaunissement et brunissement.[6]

Ces désordres se manifestent par le jaunissement des panneaux solaires (yellowing) qui restent à ce stade de nature principalement esthétiques. « ce jaunissement pourrait être un problème s'il provoquera un manque d'adhérence entre la matière d'enrobage polymère et les cellules du module » Au stade du brunissement (browning) la corrosion a commencé à faire son effet : les cellules photovoltaïques sont attaquées et risquent de perdre de leur puissance. Des études ont déterminé que la cause principale de ce défaut est l'exposition au rayonnement UV combinée avec l'eau à des températures supérieures à 50 Co ce qui provoque une modification de la structure chimique du polymère. [10]

## **I.6 Les étapes de diagnostic**

### **I.6.1 Acquisition des données**

Lors de la phase de l'acquisition de données on reçoit l'information concernant le système à surveiller, et cela en utilisant des capteurs qui mesurent les différentes variables du processus. [2]

### **I.6.2 Détection**

La procédure de Détection à vise à déterminer l'apparition d'une défaillance. Procédure détecter et sans erreur cette étape ne nécessite d'un bon modèle de fonctionnement du système, un écart entre le comportement observé et un autre normal de référence donne par un modèle analytique ou numérique peut être dû à un défaut ou des erreurs de modalisation. Il faut déclencher une alarme si le dysfonctionnement est causé par un défaut et ne pas le déclencher s'il s'agit d'une perturbation. [15]

### **I.6.3 Localisation**

Une fois fonctionnement incorrect du système constaté, il est primordial d'agir de façon à maintenir les performances souhaitées.

La Localisation du défaut détermine la prise de décision permettant de choisir entre plusieurs options :

- Ne rien faire et attendre le prochain arrêt programme
- accepter un fonctionnement dégradé
- arrêter le système et effectuer la maintenance. [16]

### **I.6.4 Identification**

L'identification d'un défaut est le fait d'estimer l'amplitude et l'évolution temporelle du défaut afin d'expliquer au mieux le comportement du système. Cette partie d'identification du défaut est la dernière phase de la procédure de diagnostic. [17]

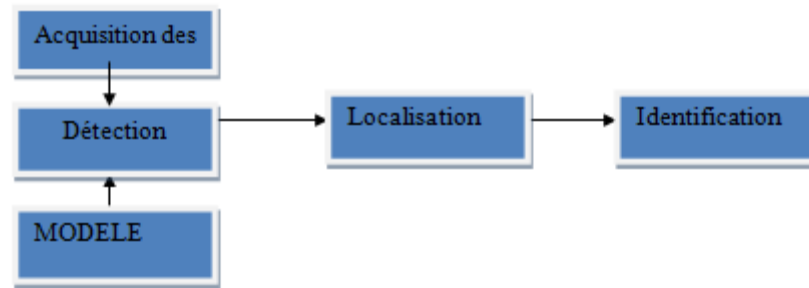


Figure I. 11 différentes tapes de diagnostic. [6]

## I.7 Principe de diagnostic de défaut

### I.7.1 Redondance physique (matérielle)

La redondance physique permet à utiliser plusieurs capteurs, actionneurs, processeur et logiciels pour mesurer et/ou Contrôler une variable particulière. Un principe de vote est appliqué sur les valeurs redondantes pour savoir s'il y a une faute ou non. Elle entraîne un cout important en instrumentation mais fiable, sûr et simple à implanter.

Ce diagnostic utilisant la redondance physique se limite à la surveillance des éléments redondants présents sur une installation. Il ne sera pas possible de détecter des pannes survenant des éléments non redondants. [15]

### I.7.2 Redondance analytique

Consiste à déduire l'état du système (processus) Surveillé à partir de mesures (grandeur entrées/sorties) sur le système lui-même.

Cette Méthode requiert un modèle, généralement un modèle d'état, qui peut représenter le Système surveillé. Or, comme nous l'avons déjà vu, le système PV est composé de Différents composants de natures différentes. La construction du modèle d'état d'un tel Système est compliquée et voire impossible à faire. La méthode de redondance analytique N'est donc pas appropriée pour le diagnostic de défauts d'un champ PV. [18]

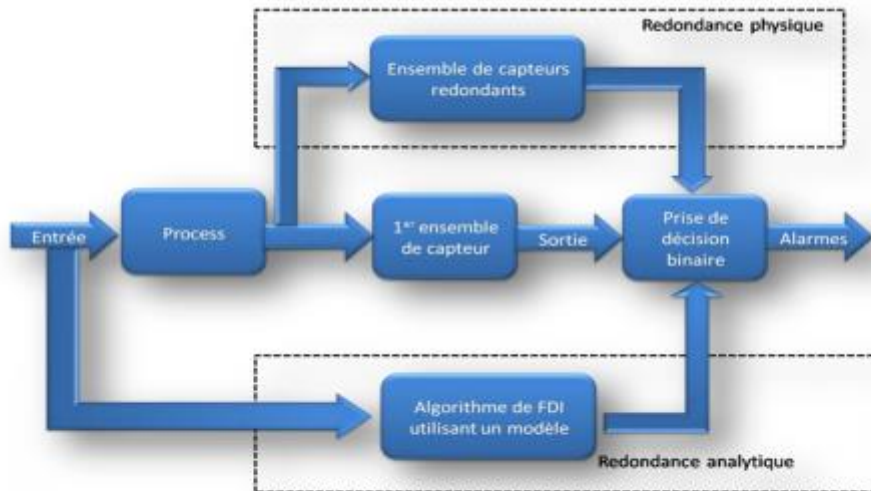


Figure I. 12 Redondance physique et analytique. [6]

## I.8 Les critères d'évaluations d'un système de diagnostic

### I.8.1 Rapidité

Le système de surveillance doit réagir rapidement dans les situations de dysfonctionnement [15]

### I.8.2 Isolabilité

C'est l'aptitude du système de surveillance à distinguer les différents modes de dysfonctionnement du processus. Une défaillance engendre souvent une cascade d'alarmes et il peut être difficile de remonter à l'organe défaillant. Le degré d'isolabilité des défaillances est lié à la structure des résidus (signal de détection de défaut) et à la procédure de détection mise en œuvre. Il existe un compromis entre isolabilité et insensibilité aux incertitudes liées à la modélisation. [15]

### I.8.3 Robustesse

La robustesse détermine la capacité du système à détecter des défauts indépendamment des erreurs de modélisation (sensibilité du symptôme aux défauts et

insensibilité vis-à-vis des perturbations). Généralement, la robustesse est définie par rapport à toutes les entrées inconnue|[18]

#### **I.8.4 Adaptabilité**

C'est l'action de reconfiguration et d'adaptation de la consigne à injecter dans le système. [7]

#### **I.8.5 Identification de défauts multiples**

L'aptitude d'un système de détecter plusieurs défauts, ce qui est difficile en raison de la nature interactive de la plupart des défauts. [15]

#### **I.8.6 La sensibilité**

Les caractérise l'aptitude du système à détecter des défauts d'une certaine amplitude. Elle dépend non seulement de la structure des symptômes mais aussi du rapport de l'amplitude du bruit de mesure avec celle du défaut. [18]

### **I.9 Classification des méthodes de diagnostic**

#### **I.9.1 Les méthodes de diagnostic des défauts**

Utilisez dans le milieu industriel sont très variées. Leur principe général repose sur une comparaison entre les données observées au cours du fonctionnement du système et les connaissances acquises sur son comportement normal et ses comportements de défaillance [17].

Il ya deux principales méthodes de diagnostic :

##### **I.9.1.1 Méthodes avec modèle**

L'approche de diagnostic à base de modèles permet le suivi et la supervision en ligne du système. Elle consiste à embarquer un modèle du système permettant l'estimation de son état. Une faute est alors détectée par comparaison, en temps réel, de l'état prédit et des mesures issues des capteurs. Le diagnostic est ensuite établi en déterminant l'état (de faute) du

système qui est cohérent avec les mesures et qui permet d'expliquer la faute On distingue trois grandes approches selon la connaissance: l'approche par estimation de paramètres, celle par estimation d'état (à base d'observateur) et enfin celle par espace de parité. [6], .Parmi ces méthodes on :

#### **I.9.1.1.1 Espace de parité**

Le terme « parité » a été emprunté au vocabulaire employé pour les systèmes logiques où la génération de bits de parité permet la détection d'erreur. Une relation de redondance analytique est une équation dans laquelle toutes les variables sont connues. Elle doit être sensible aux défauts et insensible aux perturbations. La génération de telles relations permet d'engendrer des résidus en projetant les données mesurées dans un espace. elle est souvent défini comme l'orthogonale de la matrice d'observabilité, ce qui revient à éliminer l'influence de l'état sur le résidu. L'objet de cette méthode est d'explicité son utilisation pour la détection et localisation des défauts de capteur.

Le principe est d'analyser la consistance des mesures et détecté les défauts en cherchant à établir des relations de parité qui sont indépendantes des grandeurs inconnues mais qui reste sensible aux défauts. Cette approche conduit à une réécriture des équations d'état et de mesure, dans laquelle seules des variables connues (commandes et sorties) sont autorisées à figurer. Le principe de l'espace de parité repose sur la représentation numérique du vecteur de parité  $p(k)$  projection du vecteur des mesures  $y(k)$ . Qui est présenté dans le cas général par l'équation de mesure. [15]

#### **I.9.1.1.2 Estimation paramétrique**

L'approche d'estimation paramétrique considère que l'influence de défauts se reflète sur les paramètres qui gouvernent le comportement dynamique du système . Le principe de cette méthode consiste à estimer en continu des paramètres du procédé en utilisant les mesures d'entrée/sortie et en évaluant la distance qui les sépare des valeurs de référence de l'état normal du procédé. On entend par paramètre certaines constantes de physiques du système (masse, coefficient de viscosité,...) ou une agrégation de plusieurs paramètres physiques. [15]

L'estimation paramétrique possède l'avantage d'apporter de l'information sur l'importance des déviations. Toutefois, un des inconvénients majeurs de la méthode réside dans la nécessité d'avoir un système physique excité en permanence. Ceci pose donc des problèmes d'ordre pratique dans le cas de procédés dangereux, coûteux ou fonctionnant en mode stationnaire. De plus, les relations entre paramètres mathématiques et physiques ne sont pas toujours inversibles de façon unitaire, ce qui complique la tâche du diagnostic basé sur les résidus. [6]

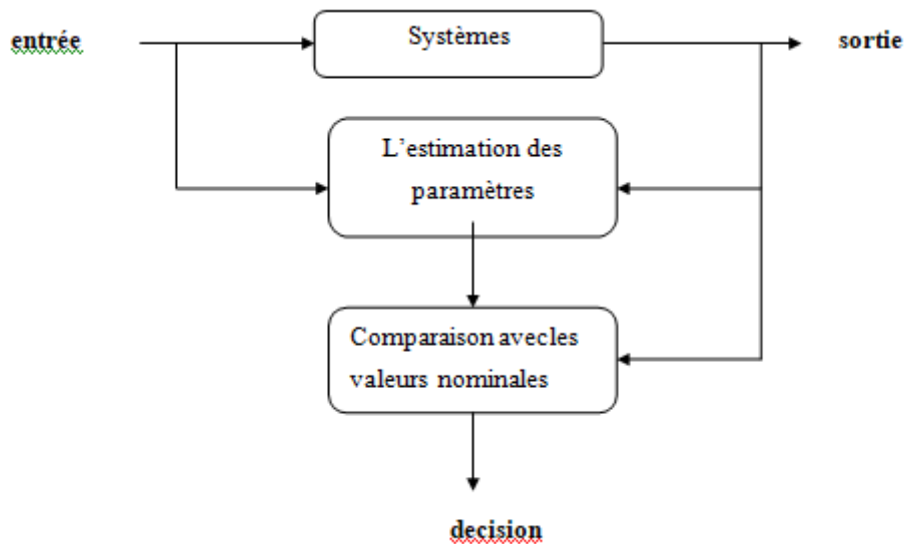


Figure I. 13 Principe de l'approche par estimation des paramètres.[6]

### I.9.1.1.3 Estimation d'état (observateur)

Une approche semblable à l'estimation des paramètres est l'estimation de l'état..La génération de résidus à l'aide d'une estimation d'état consiste à comparer des fonctions de sorties estimées avec les mêmes fonctions de sorties mesurées .cette méthode s'est beaucoup développée car elle donne lieu à la conception de générateurs de résidus flexibles. Plusieurs technique d'observation on été appliquées au diagnostic à l'aide d'un capteur.[6]

Une manière brute d'observer les états d'un système consiste à dériver numériquement l'information mesurée grâce aux capteurs. Le expérience a montré que cette méthode à



l'inconvénient de donner des résultats erronés à cause de que l'amplification du bruit due aux imperfections des mesures.

Pour remédier à ce problème, Kalman-Bucy ont introduit une solution pour les systèmes linéaires stochastiques. Leur résultat est connu actuellement par le filtre de Kalman. Ce filtre donne aussi de bons résultats pour les systèmes déterministes. En suite, Luenberger a fondé la théorie d'un observateur qui porte son nom "Observateurs de Luenberger". Son idée est d'ajouter au modèle mis sous la forme canonique compagnon (Brunovsky) une correction à l'aide de la mesure fournie par les capteurs.

Pour les systèmes non linéaires on utilise le filtre de Kalman étendu qui malheureusement ne présente pas de bonnes propriétés de convergence. Pour cette raison la conception d'observateurs pour les systèmes non linéaires est un problème. Et pour l'observateur de Luenberger des conditions nécessaires et suffisantes pour une linéarisation de l'erreur de l'observation des modèles non linéaires afin de leur appliquer. Cependant, leurs résultats ne s'appliquent qu'à une classe réduite de systèmes non linéaires.. [15]

### **I.9.1.2 Méthodes sans modèle**

Cette méthode suppose que les connaissances du processus se limitent à son observation passée et présente. Elle repose sur l'expertise humaine. L'historique de ce système constitue une base de données qui sert à l'extraction de descripteurs dans divers modes de fonctionnements du processus. [6], Parmi ces méthodes on :

#### **I.9.1.2.1 La reconnaissance des formes(RdF)**

La Reconnaissance de Formes (la RdF) est la science qui se base sur la définition d'algorithmes permettant de classer des objets ou des formes en les comparant à des formes types. Ses applications interviennent dans de nombreux domaines tels que la reconnaissance vocale, la reconnaissance de caractères, l'automatisation industrielle, le diagnostic médical et la classification de documents. De manière générale, on distingue les types de RdF suivants :

- La RdF structurelle qui se base sur une représentation des formes à l'aide de grammaires,

- La RdF statistique qui s'appuie sur une représentation purement numérique des formes.

Le fonctionnement d'un système de surveillance par RdF se déroule en trois phases :

- Une phase d'analyse qui consiste à déterminer et à réduire l'espace de représentation des données et à définir l'espace de décision permettant de spécifier l'ensemble des classes possibles.
- Une phase de choix d'une méthode de décision permettant de définir une règle de décision qui a pour fonction de classer les nouvelles observations dans les différentes classes de l'ensemble d'apprentissage.
- Une phase d'exploitation qui détermine, en appliquant la règle de décision, le mode de fonctionnement du système en fonction de chaque nouvelle observation recueillie sur le processus. [19]

#### **I.9.1.2.2 Les réseaux de neurones artificiels (RNA)**

Les réseaux de neurones est composé d'un grand nombre de neurones interconnectés. Chaque neurone peut avoir plusieurs entrées, et calcule la sortie en tant que fonction non linéaire de la somme pondérée de leurs entrées. Les réseaux de neurones généralement constitués d'une couche d'entrée, un ou plusieurs couches intermédiaires et une couche de sortie, avec un grand nombre de neurones de chaque couche. Il existe deux propriétés principales de réseaux de neurones pouvant les rendent intéressants pour le diagnostic des systèmes de production. Tout d'abord, ils sont capables de se rapprocher des fonctions non linéaires. Aussi, ils sont très bons pour les tâches de reconnaissance de formes, comme dans le diagnostic des champs PV.

Les réseaux de neurones n'utilisent pas une description mathématique du système. Pour cela, un processus s'appelant l'apprentissage du réseau doit être pris pour mettre en œuvre les connaissances sur le champ PV. Le principe d'apprentissage est d'alimenter le réseau à l'entrée, puis de régler les paramètres internes de façon que la sortie du réseau se rapproche de la sortie du système réel, à chaque cycle d'apprentissage. Le principal avantage des RdNs réside dans la non-utilisation de modèles mathématiques. De plus, ils sont applicables aux systèmes difficiles à modéliser.

Néanmoins, ils présentent quelques inconvénients :

- L'apprentissage du réseau nécessite un ensemble de données du fonctionnement du champ PV, qui doit être pris à partir du processus réel ou leurs modèles.
- La sortie du réseau est définie que pour les situations pour lesquelles elle a été entraînée, et non pas pour tous les cas possibles.

Pour les systèmes complexes, le nombre de neurones dans le réseau augmente et le temps de calcul devient énorme.

Malgré les inconvénients du réseaux de neurones et la multiplicité des outils de classification, il reste le plus utilisé dans la littérature pour le traitement des problèmes nécessitent une grande précision.[20]

### **I.9.1.2.3 Les systèmes d'inférences floues (SIF)**

Pendant les vingt dernières années, les systèmes d'inférence floue (SIF) – dont les bases relèvent de la théorie des ensembles flous de Zadeh, sont devenus très populaires. Les applications dans le traitement du signal, la modélisation, la commande, la supervision de procédés et la prise de décision sont en effet autant d'applications qui démontrent la capacité des SIF à traiter des problèmes non linéaires grâce à l'utilisation de connaissances expertes. La structure de base d'un SIF est constituée de. [19]

Un univers de discours qui contient les fonctions d'appartenance des variables d'entrée et de sortie à des classes. Ces fonctions peuvent avoir différentes formes, les plus usuelles étant les formes triangulaires, trapézoïdales, et gaussiennes

- Une base de connaissance qui regroupe les règles liant les variables d'entrées et de sorties sous la forme « Si...Alors... »,
- Un mécanisme de raisonnement. Du fait que les tâches de surveillance reposent sur des quantités d'heuristiques difficiles à formaliser dans un modèle mathématique,

les SIF possèdent les avantages suivants :

- La corrélation entre des variables très différente,

- Des observations qualitatives (par exemple : couleur, bruit),
- Des intuitions, liées à des statistiques (par exemple : tel appareil pose plus de problèmes que tel autre...) difficilement quantifiables mais pourtant très efficaces.

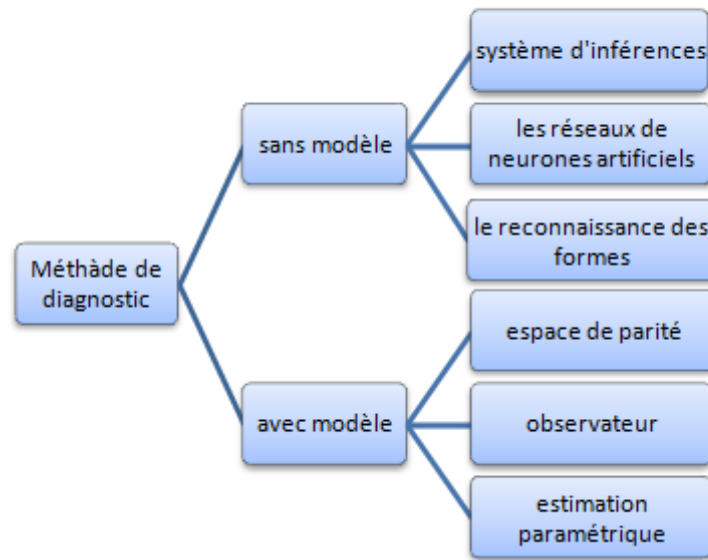


Figure I. 14 les méthodes de diagnostic. [6]

## I.10 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté un état de l'art et donné quelques définitions et terminologies utilisées dans ce domaine. Nous allons présenter la Constitution et les différents types de défauts affectant des panneaux photovoltaïques.

Ensuite, les méthodes de diagnostic se composent de quatre étapes, la acquisition des données, la détection, la localisation et l'identification. La technologie de diagnostic La surveillance du système d'application dépend du type de présentation du système Affichage(avec ou Sans modèle).

**CHAPITRE II**

**L'APPRENTISSAGE ET RESEAUX**

**DE NEURONES**

## II.1 Introduction

L'évolution technologique durant les dernières années a permis aux scientifiques d'élaborer et de perfectionner des méthodes pour différents domaines. L'évolution des ordinateurs en particulier et la capacité d'intégration de composants formidable atteintes à nos jours ont permis une grande vitesse de calcul et une grande capacité mémoire. Parmi ces méthodes, il existe une méthode qui est utilisée dans plusieurs domaines de recherches et de différentes manières, ainsi elle peut être utilisée d'une manière complètement Soft en utilisant uniquement l'ordinateur ou d'une manière Hard en utilisant les circuits intégrés. Cette méthode est celle des réseaux de neurones artificiels (RNA).

Les réseaux neuronaux sont des constructions abstraites simulant l'activité d'un réseau neuronal biologique simplifié. Ils sont utilisés en apprentissage profond pour construire un modèle à partir de données existantes afin de faire des prédictions sur de nouvelles données. Capable d'être utilisé dans presque tous les domaines technologiques. [21] [22]

## II.2 Apprentissage Machine

L'apprentissage machine vise à concevoir des machines dotées de capacités d'apprentissage. Il fait référence au développement, à l'analyse et à l'implémentation de méthodes qui permettent à une machine (au sens large) d'évoluer grâce à un processus d'apprentissage (Figure II.1), et ainsi de remplir des tâches qu'il est difficile ou impossible de remplir par des moyens algorithmiques classiques. Les contours de ce thème de recherche sont maintenant bien établis, grâce aux travaux formalisant les objectifs de l'apprentissage et leur réalisation, qualifiée et quantifiée par la capacité d'apprendre. Du point de vue des machines, on dira qu'une machine apprend dès lors qu'elle change sa structure, son programme ou ses données en fonction de données en entrée ou de réponses à son environnement de sorte à ce que ses performances futures deviennent meilleures. L'objectif de l'apprentissage artificiel étant de concevoir des programmes (machines) pouvant s'améliorer automatiquement avec l'expérience.

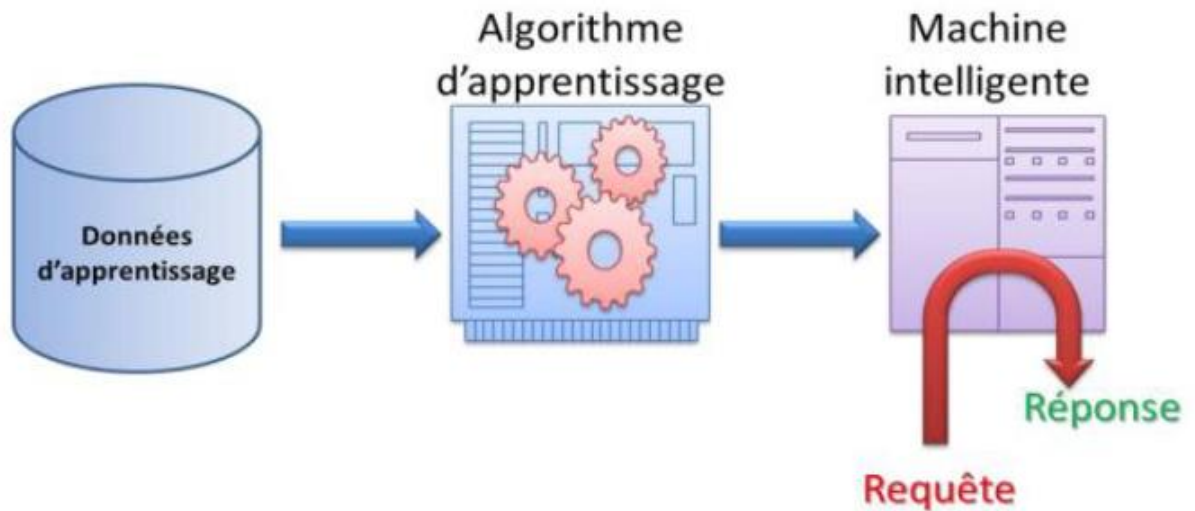


Figure II. 1 L'apprentissage machine.[23]

La mise en œuvre des procédures d'apprentissage a considérablement mûri dans les deux dernières décennies, avec des avancées majeures, comme les méthodes à noyau ou le boosting. [24]

## II.3 Les différents types d'apprentissage

### II.3.1 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. [25]

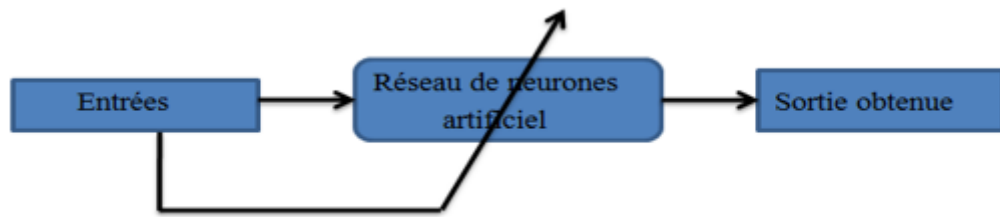


Figure II. 2 Schéma bloc de l'apprentissage non supervisé d'un réseau de neurone.[22]

### II.3.2 Apprentissage supervisé

Dans l'apprentissage supervisé, des couples de données (entrée, sortie attendue correspondante) sont fournis au réseau ; les différentes réponses possibles du réseau étant donc connues à priori. Les paramètres du réseau sont ajustés de façon à minimiser le signal d'erreur constitué par la différence entre la sortie obtenue et la valeur désirée correspondante.

Un apprentissage est dit supervisé lorsqu'on force le réseau à converger vers un état final précis, en même temps qu'on lui présente un motif. L'apprentissage supervisé est illustré d'une manière conceptuelle par la figure (II.3).[22]

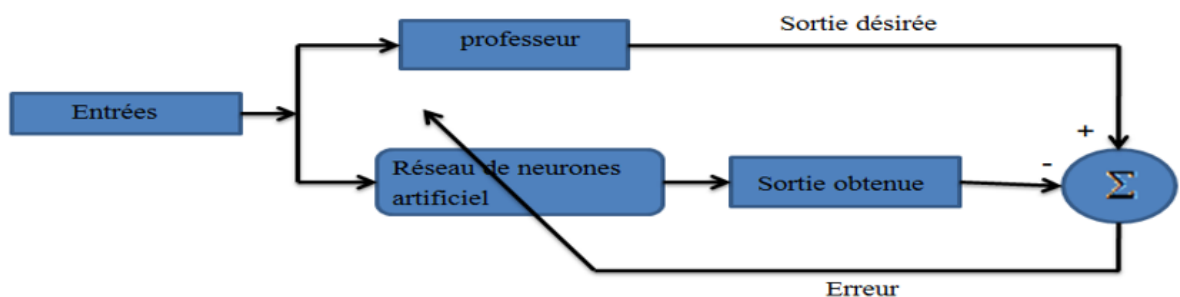


Figure II. 3 Schéma bloc de l'apprentissage supervisé d'un réseau de neurone.

### II.3.3 Apprentissage semi-supervisé

Cet apprentissage est identique au précédent dans la mesure où il se base sur la présence d'un concepteur, cependant la valeur exacte de la sortie n'est pas disponible, en général la seule information disponible est un signal d'échec ou de succès. [26]



### II.3.4 Apprentissage par renforcement

L'apprentissage par renforcement est utile quand une information de retour sur la qualité de la performance est fournie. Mais la conduite souhaitée du réseau n'est pas complètement spécifiée par le professeur. [22]

### II.3.5 Apprentissage partiellement supervisé

On parle d'apprentissage partiellement supervisé quand l'étiquetage des données est partiel (par exemple quand le vecteur de variable dépendantes  $y_i$  n'est pas défini complètement et il manque quelques valeurs :  $y_{ij} = ?$ ) (Figure III.4). C'est le cas par exemple quand un modèle énonce qu'une donnée n'appartient pas à une classe A, mais peut-être à une classe B ou C (A, B et C étant 3 maladies par exemple évoquées dans le cadre d'un diagnostic différentiel). Dans ce cas, le vecteur de sortie n'est pas explicitement défini préalablement mais on a tout de même quelques informations sur un certain nombre de ses paramètres. [23]

| 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 II. 4 cas pour l'apprentissage partiellement supervisé

### II.3.6 Apprentissage par réseaux de neurones

Les réseaux de neurones, en tant que système capable d'apprendre, mettent en œuvre le principe de l'induction, c'est-à-dire l'apprentissage par l'expérience. Par confrontation avec des situations ponctuelles, ils infèrent un système de décision intégré dont le caractère générique est fonction du nombre de cas d'apprentissages rencontrés et de leur complexité par rapport à la complexité du problème à résoudre. Par opposition, les systèmes symboliques capables d'apprentissage, s'ils implémentent également l'induction, le font sur base de la logique algorithmique, par complexification d'un ensemble de règles déductives.

Grâce à leur capacité de classification et de généralisation, les réseaux de neurones sont généralement utilisés dans des problèmes de nature statistique, tels que la classification automatique de codes postaux ou la prise de décision concernant un achat boursier en fonction de l'évolution des cours. Autre exemple, une banque peut générer un jeu de données sur les clients qui ont effectué un emprunt constitué : de leur revenu, de leur âge, du nombre d'enfants à charge... et s'il s'agit d'un bon client. Si ce jeu de données est suffisamment grand, il peut être utilisé pour l'entraînement d'un réseau de neurones. La banque pourra alors présenter les caractéristiques d'un potentiel nouveau client, et le réseau répondra s'il sera bon client ou non, en généralisant à partir des cas qu'il connaît.

- Les réseaux de neurones artificiels ont besoin de cas réels servant d'exemples pour leur apprentissage (on appelle cela la base d'apprentissage). Ces cas doivent être d'autant plus nombreux que le problème est complexe et que sa topologie est peu structurée. Par exemple, on peut optimiser un système neuronal de reconnaissance manuscrite en utilisant le découpage manuel d'un grand nombre de mots écrits à la main par différentes personnes. Chaque caractère peut alors être présenté sous la forme d'une image brute, disposant d'une topologie spatiale à deux dimensions, ou d'une suite de segments presque tous liés. La topologie retenue, la complexité du phénomène modélisé, et le nombre d'exemples doivent être en rapport. Sur un plan pratique, cela n'est pas toujours facile car les exemples peuvent être soit en quantité absolument limitée ou trop onéreux à collecter en nombre suffisant (coût d'étiquetage).
- Il y a des problèmes qui se traitent bien avec les réseaux de neurones, en particulier ceux de classification en domaines convexes (c'est-à-dire tels que si des points A et B font

partie du domaine, alors tout le segment AB en fait partie aussi). Des problèmes comme "Le nombre d'entrées à 1 (ou à zéro) est-il pair ou impair ?" se résolvent en revanche très mal : pour affirmer de telles choses sur 2 puissances N points, si on se contente d'une approche naïve mais homogène, il faut précisément N-1 couches de neurones cachés, ce qui nuit à la généralité du procédé. Considérons un neurone quelconque.

Il reçoit des neurones en amont un certain nombre de valeurs via ses connexions synaptiques, et il produit une certaine valeur en utilisant une fonction de combinaison. Cette fonction peut donc être formalisée comme étant une fonction qui transforme un vecteur en une sortie scalaire, en effet :

- Les réseaux multicouches (MLP : Multi-Layer Perceptron) calculent une combinaison linéaire des entrées, c'est-à-dire que la fonction de combinaison renvoie le produit scalaire entre le vecteur des entrées et le vecteur des poids synaptiques.
- Les réseaux à base radiale (RBF : Radial Basis Fonction) calculent la distance entre les entrées, c'est-à-dire que la fonction de combinaison renvoie la norme euclidienne du vecteur issu de la différence vectorielle entre les vecteurs d'entrées. [24]

#### II.4 Choix de l'échantillon d'apprentissage

L'apprentissage d'un réseau de neurones sera d'autant meilleur qu'il s'effectuera sur un échantillon suffisamment riche pour présenter toutes les valeurs possibles des nœuds de toutes les couches du réseau, c'est-à-dire en particulier, toutes les modalités possibles de chaque variable en entrée ou en sortie. Un réseau n'est capable d'apprendre qu'à partir de configurations qu'il a rencontrées au cours de son apprentissage. Par exemple, si les clients de plus de 50.000 DA de découvert sont très risqués et si l'échantillon d'apprentissage n'en contient aucun, alors le réseau ne saura rien prédire à leur endroit. Cependant, il faut être conscient que le temps d'apprentissage augmente beaucoup avec la taille de l'échantillon, car le réseau doit parcourir plusieurs fois la base d'apprentissage.

Pour les variables en sortie, l'échantillon d'apprentissage doit contenir toutes les modalités en proportions égales, même si dans la population réelle, certaines modalités sont plus fréquentes. Dans un cas de reconnaissance manuscrite, la lettre « à » est relativement rare

en français, mais elle doit exister en proportion égale à celle de la lettre « a » pour une bonne distinction. [23]

### II.5 Réseaux de neurones multi couches

Un réseau multicouche n'est rien d'autre qu'un assemblage de couches les unes aux autres, de la gauche vers la droite, en prenant les sorties d'une couche et en les injectant comme les entrées de la couche suivante. Ce type de réseau comme le montre la figure II.5, est organisé en couches de neurones. Généralement, il n'y a pas de connexions entre neurones d'une même couche, et les connexions ne se font qu'avec ceux des couches en aval. [27]

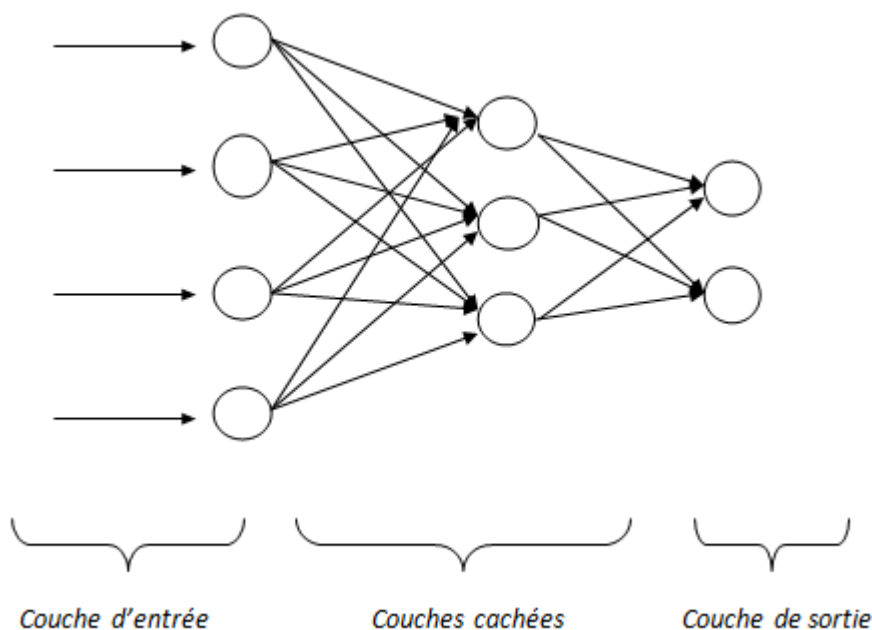


Figure II. 5 Réseau de neurones multicouches.

## II.6 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. [28]

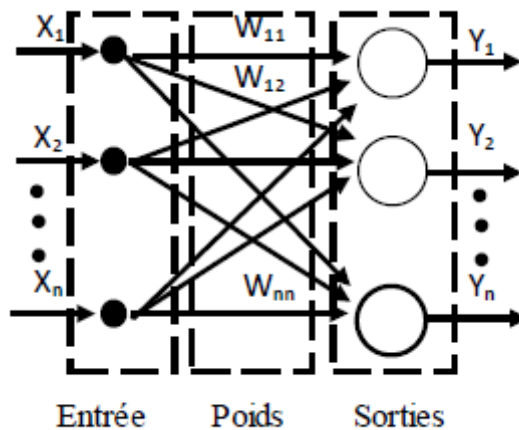


Figure II. 6 réseau monocouche

## II.7 Les réseaux de neurone probabiliste

### II.7.1 Motivation pour les réseaux probabilistes

Dans le souci d'atteindre l'avantage de la vitesse de calcul accrue promise par l'architecture parallèle des réseaux de neurones, il faut produire des neurones artificiels physiques en très grand nombre et les connecter pour avoir des systèmes qui intègrent le parallélisme au sein même de leurs structures.

Il est souhaitable de développer un composant standard qui peut être utilisé dans une variété d'applications avec une facilité d'implémentation. Un élément qui estime les fonctions

de densité de probabilité (PDF) à partir d'un ensemble d'apprentissage et qui peut être utilisé pour :

- La projection des entrées vers les sorties
- La classification des formes à partir de modèles
- La construction de mémoires associatives
- L'estimation des densités de probabilité ...

Pour avoir un maximum de généralisation, cet outil doit imposer un minimum de restrictions sur la forme de densité exigée dans l'ensemble d'apprentissage [24].

### II.7.2 La stratégie de Bayes pour la classification

Une norme acceptée pour les règles de décision ou les stratégies utilisées pour classer les modèles est qu'ils le font d'une manière qui minimise le « risque attendu ». De telles stratégies sont appelées "stratégies de Bayes" (Mood&Graybill, 1962) et peut être appliqué à des problèmes contenant un nombre quelconque de catégories.

Cette règle est définie comme suit. Si nous supposons que :

- Il y a des échantillons de données  $(x) \in \mathbb{R}^n$  Qui est inclus dans l'un des classes prédéfinis  $(g) = 1$ .
- La probabilité d'appartenance de  $(x)$  à la classe  $(g)$  est égale à  $p_g$ .
- le coût de la classification  $(x)$  dans la classe  $(g)$  est  $(c_g)$ .
- les fonctions de densité probables  $y_1(x), y_2(x), \dots, y_g(x)$  pour toutes les classes sont connues.

Alors, selon le théorème de Bayes, quand  $g \neq h$ , le vecteur  $(x)$  est classé dans la classe  $(g)$ ,

Si :

$$P_g C_y Y_g(x) > P_h C_h C_h(x).$$

D'habitude

$$P_g = P_h \text{ et } C_g = C_h$$

Donc si :

$$Y_g(x) > Y_h(x),$$

Le vecteur  $(x)$  est classé dans la classe  $(g)$  [23].

### **II.8 Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons introduit quelques concepts de base sur l'apprentissage, les techniques d'apprentissage des réseaux de neurones et discuté de la motivation des réseaux de neurones probabilistes et la stratégie de classification.

**CHAPITRE III**

**DE NEURONE AU DIAGNOSTIC**

**DANS LES PANNEAUX**

**PHOTOVOLTAÏQUES**



### III.1 Introduction

L'objectif de ce chapitre est de diagnostiquer les défaillances des panneaux photovoltaïques en utilisant la technologie des réseaux de neurones artificiels. Nous nous appuyons dans la méthode de diagnostic sur l'apprentissage des réseaux de neurones. Nous passons par deux étapes, la première est d'extraire les caractéristiques des panneaux photovoltaïques dans le premier cas et dans le cas de trois erreurs variables, nous les classons dans un tableau. Solutions Actuellement le leader des problèmes de diagnostic est les réseaux neuronaux avec la classification automatique des signaux et des modèles. Le réseau neuronal artificiel se compose de 3 couches, la couche d'entrée, la couche de sortie et la couche de cache. Enfin, nous ferons différentes tentatives pour découvrir les erreurs à travers le réseau neuronal.

Et chaque entrée constitue des paramètres qui résumé sur le (tableau III.1) suivant:

| Les cas à étudié   | Nombre des classes |         |         |         |
|--|--------------------|---------|---------|---------|
|  | CLASSE1            | CLASSE2 | CLASSE3 | CLASSE4 |
| Etat Sain  | 1                  | 0       | 0       | 0       |
| augmentation de résistance $R_s$                           | 0                  | 1       | 0       | 0       |
| diminutions de résistance $R_{sh}$                         | 0                  | 0       | 1       | 0       |
| augmentation la température de cellule ou diode de by pass | 0                  | 0       | 0       | 1       |

**Tableau III. 1** Cas étudié de l'état de panneaux photovoltaïques.

## III.2 Modélisation Et Identification Des Cellules Photovoltaïques

### III.2.1 Modèle mathématique dans cellule photovoltaïque

Le choix du modèle à cinq paramètres permet de mettre en œuvre une Analyse et évaluation des performances d'un module photovoltaïque, le plus proche de la réalité. Ce modèle Représente une cellule solaire comme une source de courant Simule la conversion du flux lumineux en énergie électrique. Les résistances en série représentent le contact et la connexion de la résistance, une autre résistance Le courant représenté en parallèle est appelé une résistance de fuite en dérivation. Diodes en parallèle pour simuler une jonction PN. [29]

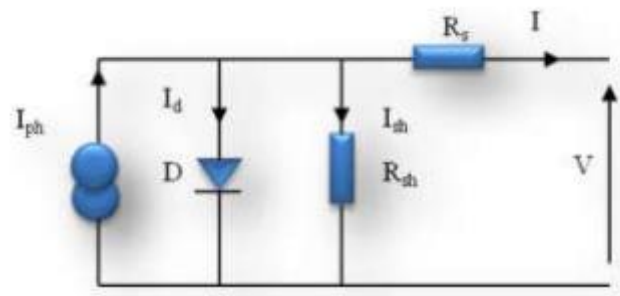


Figure III. 1 Schéma équivalent d'une cellule solaire.

Le modèle mathématique de la cellule solaire adopté est celui d'une seule exponentielle ou simple diode.

Le courant généré par ce modèle est donné par :

$$I = I_{ph} - I_d - I_{sh} \quad \text{III.1}$$

Avec

$$I_{sh} = \left( \frac{V + I R_s}{R_{sh}} \right) \quad \text{III.2}$$

$$I_d = I_0 \left( \exp \left( \frac{V + I R_s}{A V_t} \right) - 1 \right) \quad \text{III.3}$$

Donc

$$I = I_{ph} - I_0 \left( \exp \left( \frac{V+I R_s}{A.V_t} \right) - 1 \right) - \frac{V+I R_s}{R_{sh}} \tag{III.4}$$

$I_{ph}$ : Photo-courant, ou courant généré par l'éclairement (A).

$R_s$ : Résistance série de la cellule ( $\Omega$ ).

$R_{sh}$ : Résistance shunt de la cellule ( $\Omega$ ).

### III.2.2 Modèle mathématique dans module photovoltaïque

Comme tout module photovoltaïque est un ensemble de cellules associées en série et muni au moins d'une diode de by-pass pour protéger le module contre le mismatch, l'ombrage.

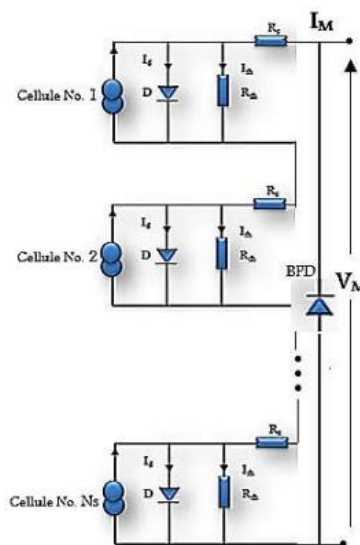


Figure III. 2 Schéma équivalent d'un module photovoltaïque.

Les équations décrivant un module PV sont les suivantes :

Equation  $I_M(V_M)$  du module PV

$$I_M = I_{0M} \left[ \exp \left( \frac{V_M+I_M R_{sM}}{A.V_t} \right) - 1 \right] - \frac{V_M+I_M R_{sM}}{R_{shM}} \tag{III.5}$$

Equation IBP (VBP) de la diode de by-pass

$$I_{BP} = I_{0BP} \left[ \exp\left(\frac{-V_{BP}}{A.V_t}\right) - 1 \right] \tag{III.6}$$

- $V_M$  et  $I_M$  sont respectivement la tension et le courant du module PV (avec  $V_M = N_s V$  et  $I_M = I$ ).
- $R_{sM}$  et  $R_{shM}$  sont respectivement la résistance série et la résistance parallèle du module (avec  $R_{sM} = N_s R_s$  ;  $R_{shM} = N_s R_{sh}$ ).
- $V_{BP}$  et  $I_{BP}$  sont respectivement la tension et le courant de la diode by-pass.
- $I_{0BP}$  est le courant de saturation inverse de la diode de by-pass.

### III.3 Simulation par Simulink/Matlab

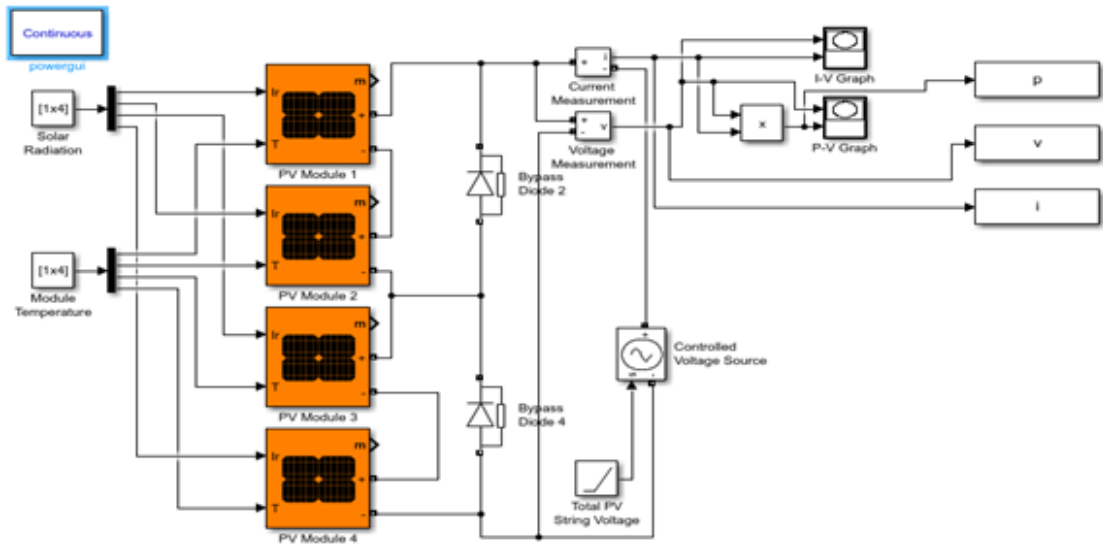
Il est recommandé de définir différentes caractéristiques électriques spécifiques à plusieurs défaillances. Plus d'informations Dans cet article, nous concentrons spécifiquement sur la défaillance du réseau de diodes et sur l'augmentation de  $R_s$ , la diminution de  $R_{sh}$  et l'augmentation de la température de la cellule.

Pour la simulation, nous choisissons des modules photovoltaïques, qui se caractérisent par Voir le tableau ci-dessous pour plus de détails :

| Caractéristiques              | Spécification        | module |
|-------------------------------|----------------------|--------|
| Nombre de cellules            | 36                   | (N)    |
| Courant de court-circuit      | 3.8                  | (A)    |
| Tension de circuit ouvert     | 21.100               | (v)    |
| élémentaire constante         | $q = 1.60217646e-19$ | (C)    |
| constante de Boltzmann        | $K = 1.3806503e-23$  | (K/J)  |
| résistance en parallèle $R_p$ | $R_p = 332.7135$     | (ohm)  |
| résistance en série $R_s$     | $R_s = 0.44051$      | (ohm)  |
| puissance maximal             | $P_{max} = 65$       | (j)    |

**Tableau III. 2** Cas étudié de l'état de panneaux photovoltaïques.

Nous avons réalisé une étude de simulation à l'aide de logiciel Matlab/ Simulink :



**Figure III. 3** Schéma Bloc du module PV dans l'environnement Matlab-Simulink.

Dans ce figure, nous simulation Matlab, pour un modèle photovoltaïque, qui consiste en trente-six cellules photovoltaïques, chacune avec dix-huit cellules connectées à une diode by pass.

### III.4 Simulation des défauts dans panneaux photovoltaïques

A partir des informations obtenues dans le premier chapitre, nous avons conclu que les panneaux photovoltaïques sont exposés à un certain nombre de défauts, nous avons choisi quatre de ces défauts et les avons étudiés en relation avec l'état sin.

Défaut 1 : augmentation de résistance  $R_s$ .

Défaut 2 : diminutions de résistance  $R_{sh}$ .

Défaut 3 : augmentation la température de cellule.

Défaut 4 : diode de by pass.

### III.5 Description de l'architecture existante automatique de diagnostic des défauts

L'architecture du système de diagnostic des défauts par la technique des réseaux neuronaux cette figure représente.

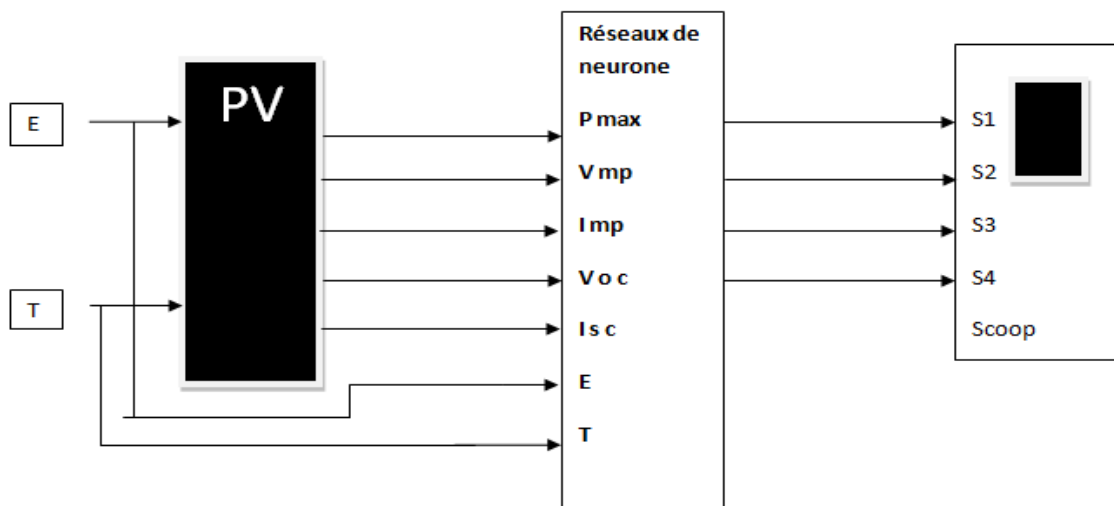


Figure III. 4 Architecture du système automatique de diagnostic des défauts.

### III.6 Elaboration du module d'interprétation des informations

Un réseau de neurones comprend un certain nombre de couches de neurones interconnectés : Couches d'entrées, couches cachées et couches de sortie. L'entrée représentée par les nœuds des sources fournit des poids d'accès physiques pour l'application des signaux d'entrées. Les neurones dans la couche cachée se comportent comme des détecteurs de caractéristique. Tandis que, les neurones dans la couche de sortie présentent à l'utilisateur les conclusions obtenues par le réseau, ou la réponse aux signaux d'entrées (Figure III.5) Une loi d'apprentissage permet d'ajuster les poids des connexions afin d'avoir les performances désirées. [22]

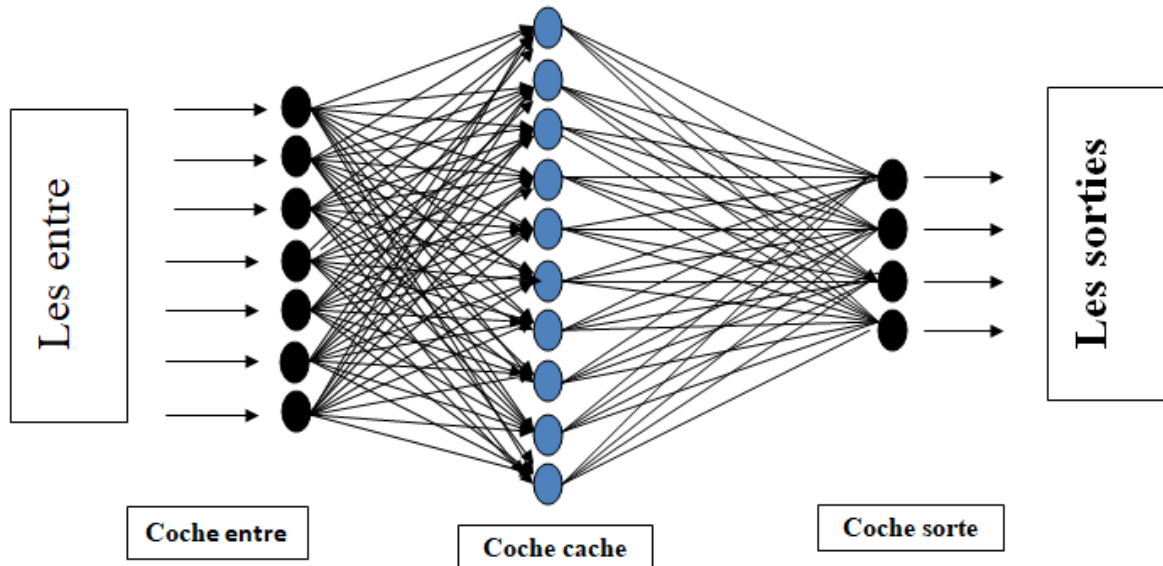


Figure III. 5 La structure générale de réseau de neurone.

Pour identifier notre système, nous avons choisi d'apprendre avec un réseau de neurones. Pour implémenter les blocs ARN dans les systèmes de diagnostic automatisés, nous proposons d'étudier notre réseau en fonction du nombre d'entrées : température (T), le courant de court-circuit ( $I_{sc}$ ), la tension en circuit-ouvert ( $V_{oc}$ ), la tension au point max ( $V_{mp}$ ), le courant au point max ( $I_{mp}$ ) et la puissance max ( $p_{max}$ ).

### III.7 Les étapes de construction de bloc RNA

Créer le réseau le plus efficace pour la mise en œuvre du système de diagnostic des pannes, Il existe environ quatre études principales :

- Choix des variables d'entrées.
- Acquisition des données (base d'apprentissage).
- Construction du bloc RNA.
- Test des réseaux sélectionnés sur de nouveaux exemples.

Importation des données (la valeur max pour le courant, tension et la puissance en plus de le courant de court-circuit ( $I_{sc}$ ) et tension en circuit-ouvert ( $V_{oc}$ )), pour Créer la matrice

d'entrée La structure d'apprentissage pour RNA est placée sous forme de fichiers ou de matrice.

Ceux-ci sont représentés par des classes de vecteurs, où chaque classe représente une opération et chaque vecteur est représenté par une valeur échantillonnée.

### III.8 Construction du bloc de RNA

En voir les entrées et les sorties de réseaux :

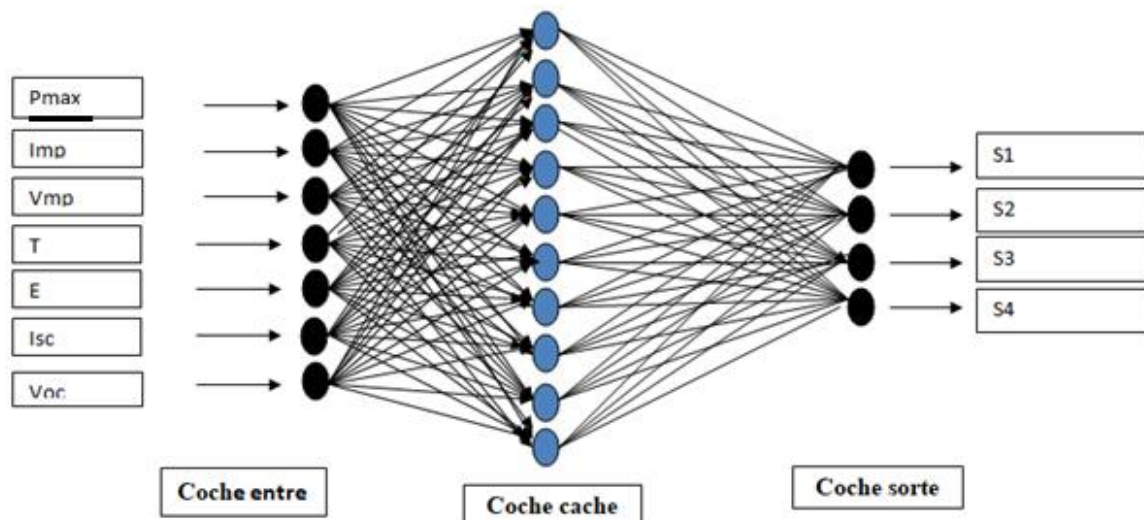


Figure III. 6 Structure du réseau à étudier.

Nous avons associé une catégorie à chaque neurone, c'est-à-dire que le neurone résultant doit représenter l'état de panneaux Photovoltaïques, qu'il représente sous différentes formes (vecteurs). De manière simple et directe, nous associons chaque classe un code (voir figure III.6).



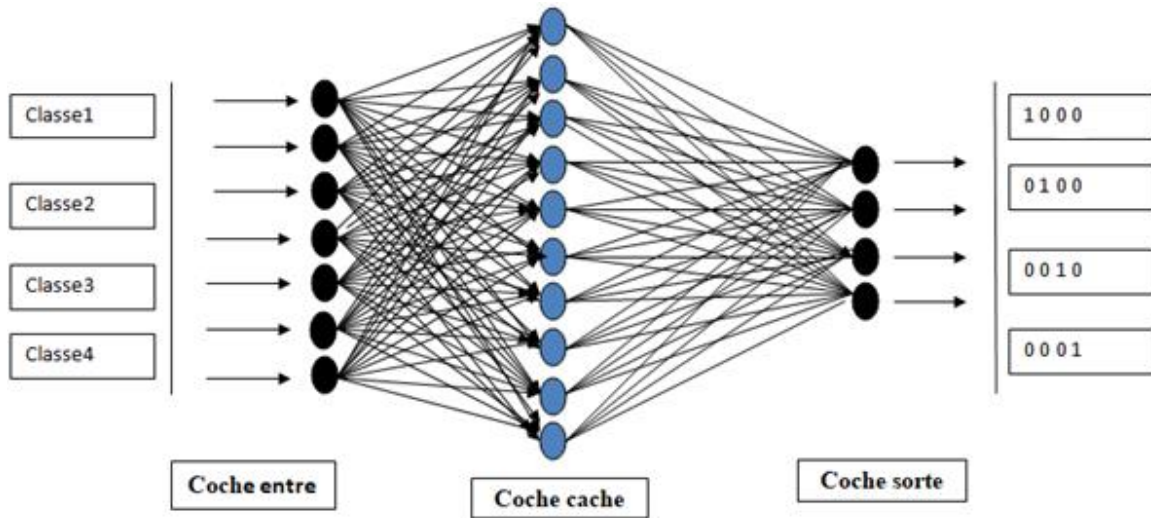


Figure III. 7 classification des signaux des défaillances.

Lorsque défaut se produit, le réseau doit indiquer un nombre binaire (par exemple 0 1 0 0) lorsque sa sortie correspond à cette défaut (défaut augmentation de résistance  $R_s$ ), la sortie du réseau doit être un nombre soit 1 ou 0. Les sorties pour chaque réseau est égal à « 4 »

.Les défauts avec leurs symboles et leurs codes associés sur le tableau III.3.

| Catégorie | Type de défaut   | Symbole | S1 | S2 | S3 | S4 |
|-----------|--|---------|----|----|----|----|
| 1         | Etat normale (sain)  | C1      | 1  | 0  | 0  | 0  |
| 2         | augmentation de résistance $R_s$                           | C2      | 0  | 1  | 0  | 0  |
| 3         | diminutions de résistance $R_{sh}$                         | C3      | 0  | 0  | 1  | 0  |
| 4         | augmentation la température de cellule ou diode de by pass | C4      | 0  | 0  | 0  | 1  |

Tableau III. 3 Classification des défauts.

- **Etat sain (S1)**

[1,0] avec:

-0 correspondant l'état en défaut.

-1 correspondant l'état en normal de la PV.

- Etat d'augmentation de résistance **Rs (S2)**

[1,0] et S3=S4=0

-0 correspondant l'état en normal de la PV.

-1 correspondant l'état en augmentation de résistance Rs.

- **Etat de diminutions de résistance Rsh (S3)**

[1,0] et S2=S4=0

-0 correspondant l'état en normal de la PV.

-1 correspondant l'état en diminutions de résistance Rsh.

- **Etat de augmentation la température de cellule ou diode de by pass (S4)**

[1,0] et S2=S3=0

-0 correspondant l'état en normal de la PV.

-1 correspondant l'état en augmentation la température de cellule ou diode de by pass.

**III.9 Résultats d'essais des réseaux sélectionnés**

| Nombres de Neurones | Couche D'entrée | Couche Cachée | Couche de Sortie | Erreur quadratique Moyenne |
|---------------------|-----------------|---------------|------------------|----------------------------|
| RNA                 | 7               | 35            | 4                | 0.019614                   |

**Tableau III. 4** Erreur quadratique d'apprentissage

Dans cette étape, nous avons effectué un apprentissage automatique en utilisant MATLAB jusqu'à ce que nous obtenions la plus petite erreur quadratique. Pour le réseau ARN, nous avons obtenu l'erreur après 59 itérations lors de cette étape.

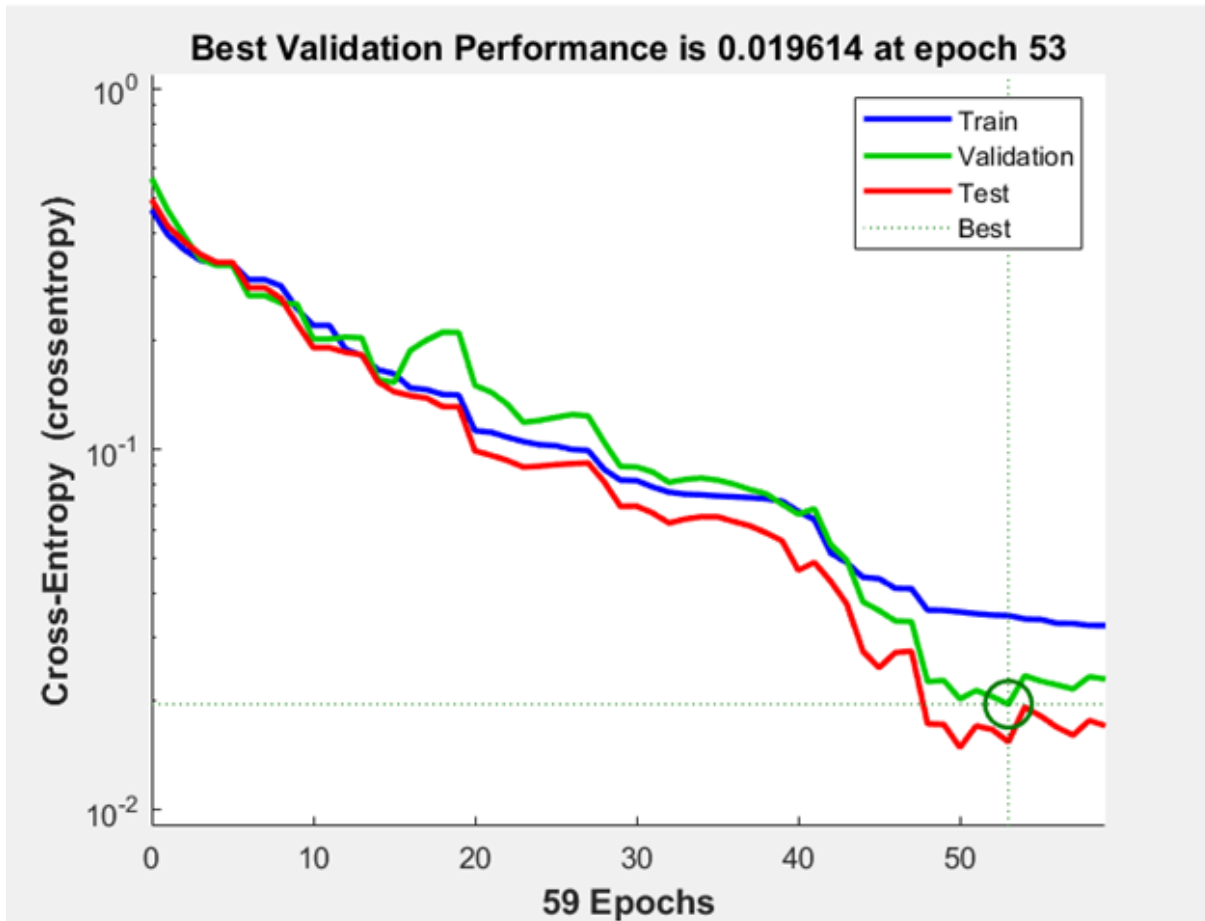
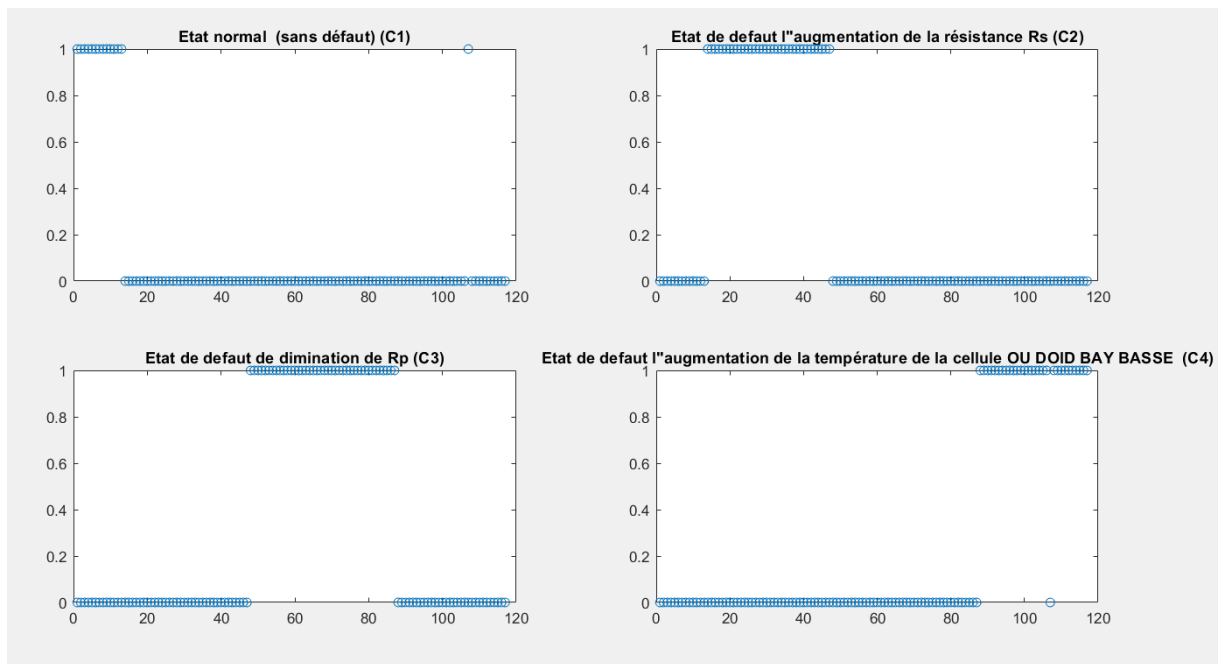


Figure III. 8 Evolution de l'erreur quadratique moyenne du RNA

#### Commentaire

Après avoir examiné les résultats de l'erreur quadratique moyenne, nous constatons qu'elle tend à être faible, ce qui nécessite un apprentissage important pour savoir que l'erreur quadratique moyenne tend vers zéro.



**Figure III. 9** Classification de la sortie c1 S2 S3 S4 de réseaux RNA.

### III.10 Discussion des résultats

Une fois que la construction et la formation des réseaux neuronaux sont terminées et que leur formation atteint une performance optimale, nous passons à la comparaison des exemples à l'entrée du réseau, ces échantillons se trouvent dans deux bases de données, à savoir la base de données de formation et la base de données de test. Ensuite, des tests sont effectués pour déterminer la capacité du réseau à reconnaître des exemples qui ne sont pas inclus dans la formation.

Les défauts étudiés dans la figure( III.8), qui sont représentés par trois fautes, à savoir l'augmentation de la résistance  $R_s$ , la diminution de la résistance  $R_{sh}$  et l'augmentation de la température de la cellule ou de la diode de by pass, en plus de l'état sain du panneau photovoltaïque.

- de 0 à 25% des valeurs, représente l'état sain de panneaux.
- de 25% à 50% des valeurs correspondant l'état en l'augmentation de la résistance  $R_s$  ;
- de 50% à 75% des valeurs correspondant l'état en la diminution de la résistance  $R_{sh}$  ,

- de 75 à 100% des valeurs correspondant l'état en l'augmentation de la température de la cellule ou de la diode de by pass.

Les simulations sont souvent effectuées dans des conditions plus ou moins complexes. Les résultats des tests doivent être acceptables à ce niveau. À partir de ces résultats, l'état du système est déterminé et des mesures préventives sont prises correctement. Cela nous incite à tester ce système de diagnostic dans d'autres conditions d'exploitation. Les figures. III.8, III.9, III.10 et III.11 montrent :

- La figure III.8, représente l'état sain du panneau photovoltaïque avec une valeur température différente
- La figure III.9, représente l'état d'augmentation de résistance  $R_s$  .
- La figure III.10, représente l'état de diminutions de résistance  $R_{sh}$  .
- La figure III.11, représente l'état de augmentation la température de cellule ou diode de by pass .

Cette tableaux représentée recentrage de la classification du RNA

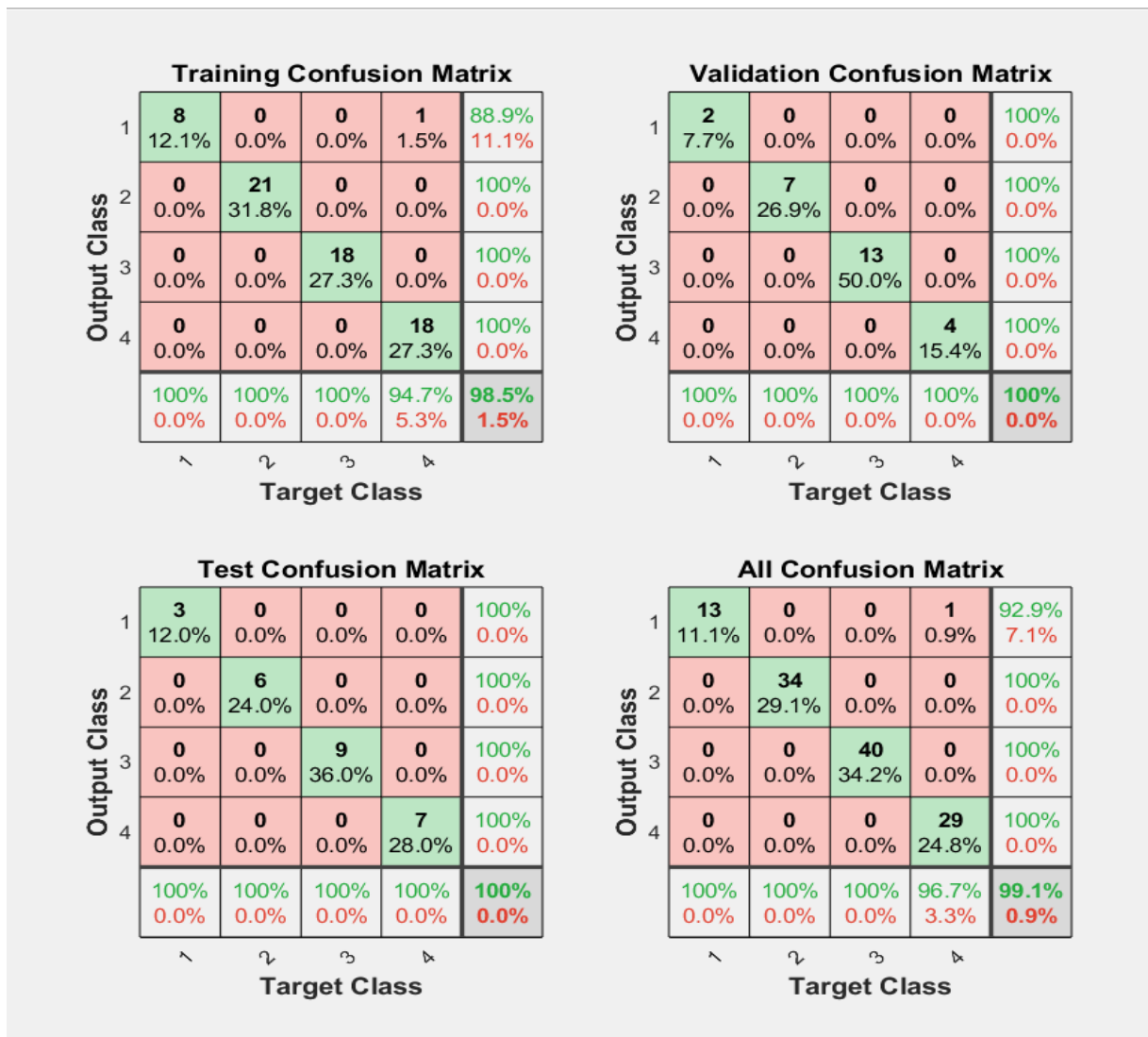


Figure III. 10 le recentrage de la classification du RNA.

Test 1 : Etat sain

| E    | T    | Isc        | Voc          | Imp          | Vmp          | Pmax         |
|------|------|------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| 1000 | 23,5 | 3.79499216 | 20.994087241 | 3.5717395812 | 17.199013970 | 61.430398954 |

Tableau III. 5 Les valeurs de teste pour l'état sain.

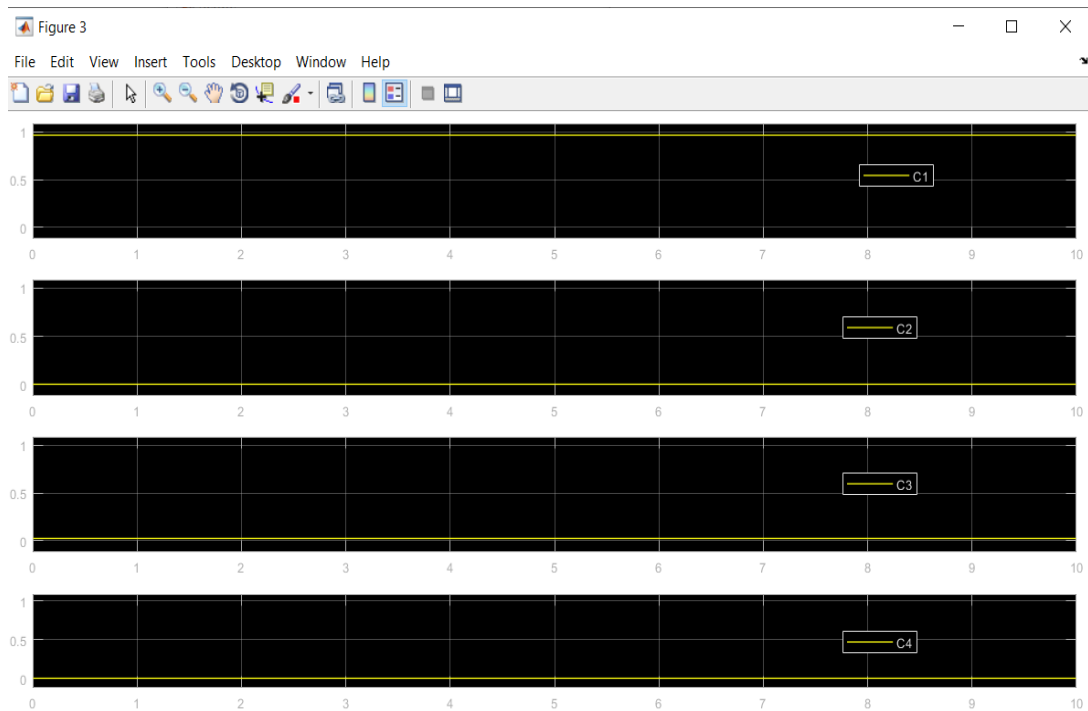


Figure III. 11 L'état sain de Panneaux photovoltaïque.

**Test 2 : augmentation de résistance  $R_s$**

| <b>E</b> | <b>T</b> | <b>I<sub>sc</sub></b> | <b>V<sub>oc</sub></b> | <b>I<sub>mp</sub></b> | <b>V<sub>mp</sub></b> | <b>P<sub>max</sub></b> |
|----------|----------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|------------------------|
| 1000     | 25       | 3.7917329357101       | 21.08438600000        | 3.5051081806          | 15.999349300          | 56.0794                |

Tableau III. 6 Les valeurs de teste pour l' augmentation de résistance  $R_s$ .

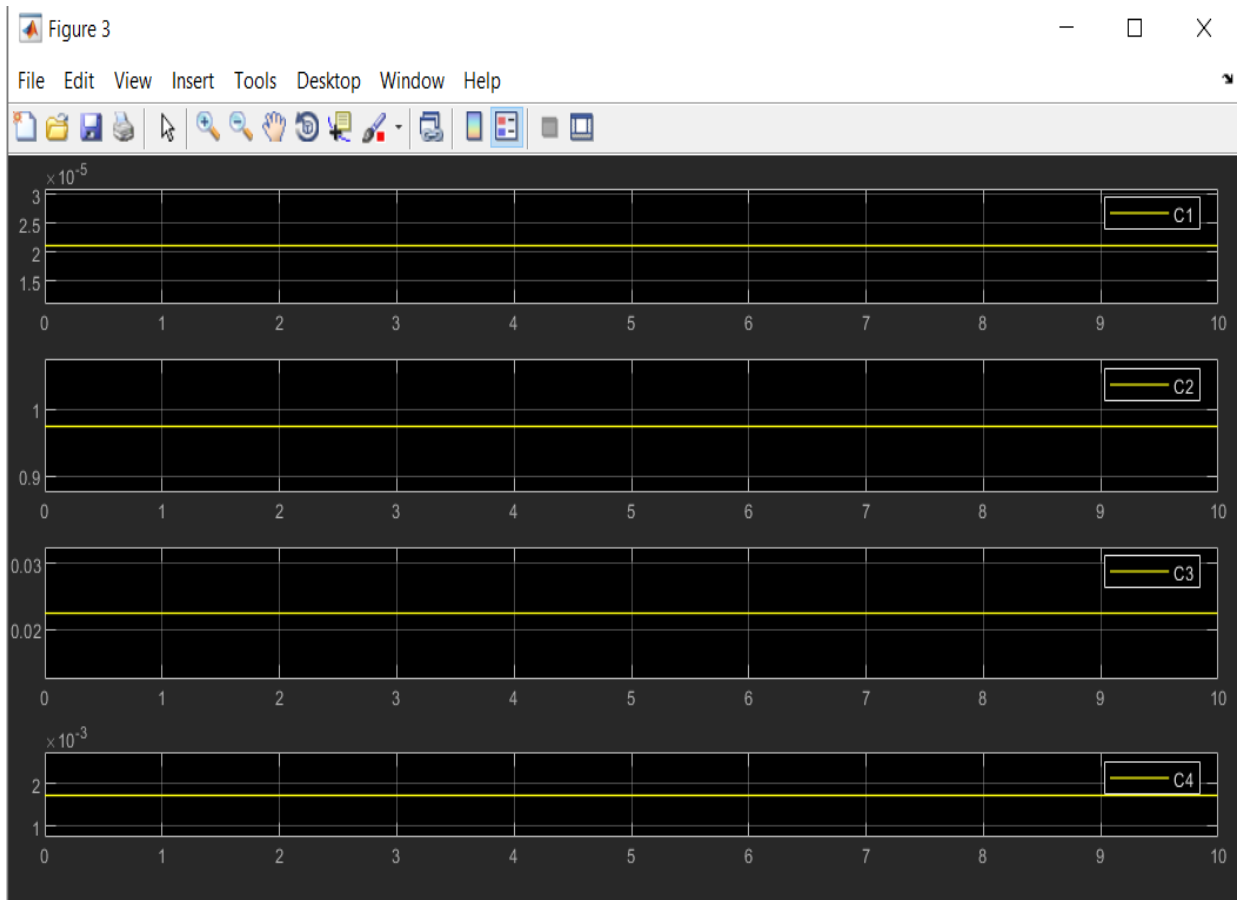


Figure III. 12 Détection automatique d'un l'augmentation de résistance Rs.

**Test 3 : la diminution de la résistance Rsh**

| <b>E</b> | <b>T</b> | <b>I sc</b> | <b>V oc</b>  | <b>I mp</b>  | <b>V mp</b>  | <b>Pmax</b>  |
|----------|----------|-------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| 1000     | 25       | 3.794088239 | 21.081621900 | 3.5242389609 | 16.871855400 | 59.460450143 |

Tableau III. 7 Les valeurs de teste pour la diminution de la résistance Rsh.



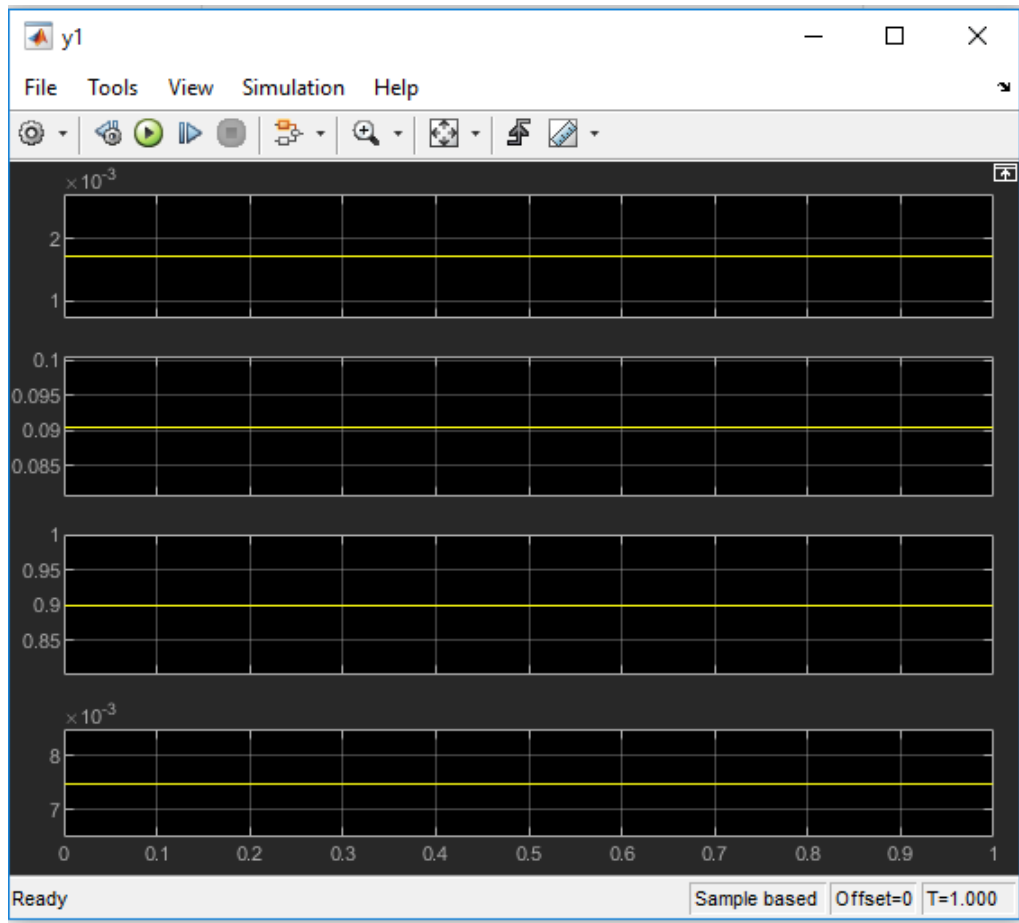
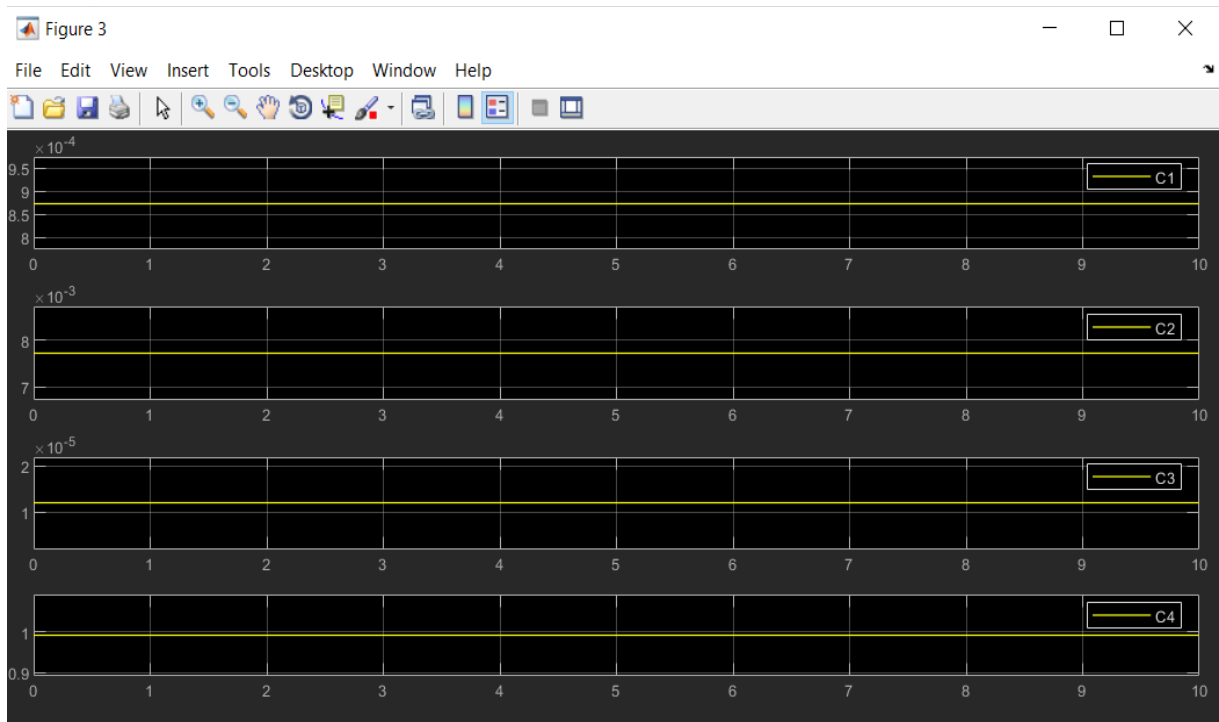


Figure III. 13 Détection automatique d'un la diminution de la résistance Rsh.

Test 4 : augmentation la température de cellule ou diode de by pass

| E    | T  | Isc          | Voc         | Imp         | Vmp         | Pmax        |
|------|----|--------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| 1000 | 47 | 3.8068454821 | 19.74831951 | 3.542062330 | 15.77462146 | 55.87469248 |

Tableau III. 8 Les valeurs de teste pour augmentation la température de cellule ou diode de by pass.



**Figure III. 14** Détection automatique d'un l'augmentation la température de cellule ou diode de by pass.

### III.11 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons appliqué une méthode de classification des défauts des panneaux photovoltaïques à partir de laquelle les valeurs les plus élevées de courant, de tension et de puissance fournies par le panneau photovoltaïque sont extraites, en plus du courant de court-circuit et de la tension en circuit ouvert. L'affectation des signaux a été mise en œuvre par des réseaux neuronaux. Après avoir analysé les résultats de la simulation, on peut dire que les réseaux neuronaux artificiels se sont avérés être la technique la plus appropriée (simple et facile) pour diagnostiquer les défauts avec une grande précision, quel que soit le type de défaut.

# **Conclusion générale**

## **Conclusion générale**

Il est également connu que tout système est exposé à des défauts ou des problèmes qui affectent l'efficacité de ce système en diminuant son efficacité, ce qui a conduit à la découverte d'une méthode de diagnostic et de traitement de ces défauts. Parmi ces systèmes, nous avons étudié un système de diagnostic des défauts des panneaux photovoltaïques en utilisant la technologie des réseaux de neurones artificiels.

Dans le premier chapitre de ce travail, nous avons introduit certains des concepts et termes liés à la surveillance des conditions de défaillance, après quoi nous avons décrit les différents défauts qui affectent les parois ondulées tels que les défauts et les sources électriques. Nous extrayons l'effet de ce défaut sur les variables électriques et physiques, nous apprenons comment détecter et déterminer ce défaut et comment classer le diagnostic de ce défaut après la méthode.

Ensuite le deuxième 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. Nous avons également mentionné quelques concepts de base sur l'apprentissage et les techniques d'apprentissage des réseaux neuronaux.

Enfin, dans le dernier chapitre, on a présenté une méthode de détection et d'identification des défauts à l'aide d'un réseau neuronal artificiel, où nous avons identifié trois défauts et extrait les variables ( $I_{sc}$ ,  $V_{oc}$ ,  $V_{mp}$ ,  $I_{mp}$ ,  $P_{max}$ ) où nous les avons classées et introduites dans le réseau après des simulations Matlab, en constatant que le réseau neuronal a identifié le défaut. Après avoir testé les résultats, nous pouvons dire que les réseaux neuronaux artificiels se sont avérés être la technique la plus appropriée (simple et facile) pour diagnostiquer les défauts dans le module photovoltaïque.

# **BIBLIOGRAPHIQUES**

## BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] A. Djalab, Diagnosis Of Faults In A Renewable Energy System Based On Artificial Intelligence Techniques: Application On A Photovoltaic System, Thèse De Doctorat, Université Ziane Achour-Djelfa, 2020.
- [2] M. Si Hali, Diagnostic De Défauts A Base D'observateurs A Entrées Inconnues : Application Au Système Hydraulique, Thèse Master Académique En Automatique, Université Mouloud Mammeri De Tizi-Ouzou, 2018/2019.
- [3] A. Medoued, Surveillance Et Diagnostic Des Defauts Des Machines Electriques : Applications Aux Moteurs Asynchrones, Thèse De Doctorat, Université Du 20 Août 1955-Skikda, 2012.
- [4] D. Zaroure Et A. Boucherit, Diagnostic Des Défauts D'une Msap Par Réseaux De Neurone, Université De Jijel, 2017 | 201 8.
- [5] L. Rouabah Et Dj. Zitouni, Etude Et Détection De Défauts Dans Un Système Photovoltaïque, Université De Mohamed El-Bachir El-Ibrahimi –Bba, 2019/2020.
- [6] Mr. R. Khenfer, Détection Et Isolation De Défauts Combinant Des Méthodes A Base De Données Appliquées Aux Systèmes Electro-Energétiques, Thèse De Doctorat, Université Ferhat Abbes-Setif1, 05 Mars 2015.
- [7] N. Aouchiche, Défauts Liés Aux Systèmes Photovoltaïques Autonomes Et Techniques De Diagnostic - Etat De L'art, Centre De Développement Des Energies Renouvelables-Bouzaréah, Algies, 2018.
- [8] A. Kial Et O. Lahmar, Techniques De Detection Des Defauts Dans Un Panneau Photovoltaïque, Université Abdelhamid Ibn Badis- Mostaganem, 2018/2019.

[9] M. Bacha Et I. Belahbibe, Diagnostic D'un Panneau Photovoltaïque, Université Mohamed Khider Biskra, 2019 / 2020.

[10] M. Benkara Et W. Benarroudj, Détection Et Compensation De Défaut Dans Un Système Photovoltaïque, Université Mohamed El Bachir El Ibrahimi - B.B.A, 2020/2021.

[11] A. Djalab, Diagnosis Of Faults In A Renewable Energy System Based On Artificial Intelligence Techniques: Application On A Photovoltaic System, Ziane Achour University – Djelfa, This De Doctorate, 2020,

[12] A. Mendil Et M. Abdelli, Développement De Modèles Mathématiques D'aideau Diagnostic Des Systèmes Photovoltaïques, Université Mohamed Boudiaf - M'sila, 2017 /2018.

[13] Mr : O. Hachana, Etude D'un Systeme Photovoltaïque En Vue Du Diagnostic, Université Ferhat Abbas – Setif1, 06/06/2015.

[14] M. Telidjane, Modélisation Des Panneaux Photovoltaïques Et Adaptation De La Cyclostationnarité Pour Le Diagnostic, Université De Lyon-Français, 2017.

[15] N. Bouzidi, Diagnostic De Défaut Combinant Des Méthodes A Base De Modèles Et Donnée Appliquée Aux Panneaux Photovoltaïques, Université Mohamed El-Bachir El-Ibrahimi –Bba,2014

[16] Y. Derdour, Comparaison Des Outils De Diagnostic Par L'analyse Structurale Et La Théorie Des Observateurs, Diplôme De Magister, Université-Oran,2009/2010.

[17] O. K. Ghezzal Et O. Tarmoune, Modélisation Et Diagnostic Des Systèmes Incertains Par Analyse En Composantes Principales, Université Kasdi Merbah – Ouargla, 2018/2019.

[18] Mr.A. Belaout, Etude Et Diagnostic Des Défauts Fréquents Aux Systèmes Photovoltaïques (Pv) Par Emploi De La Caractéristique Courant-Tension, Diplôme De Magister, Université – Setif 1, 2014.

[19] S. Khaoui, Modélisation Et Surveillance Des Systèmes Dynamiques Hybrides Par Automates Hybrides, Diplôme De Magister, Université Ferhat Abbas – Setif,2010.

[20] W. Rezgui, Système Intégré Pour La Supervision Et Le Diagnostic Des Défauts Dans Les Systèmes De Production D'énergies : Les Installations Photovoltaïques, Diplôme De Doctorat, Université Hadj Lakhdar –Batna,

[21] A. Meridji Et A. Ketfi , Classification Des Images Utilisant Les Réseaux De Neurones De Convolution, Université De Mohamed El-Bachir El-Ibrahimi –Bba,2020/2021.

[22] 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.

[23] F. Hassani Et M. I. Noura, Détection Des Pannes Photovoltaïques Par Les Réseaux De Neurones Probabiliste , Université Djilali Bounaama Khemis Miliana, 2017/2018 .



[24] A. Lotfi, Contribution A L'amélioration Des Réseaux De Neurones Probabilistes Pour L'identification Biométrique, Thèse De Doctorat ,Université Mohamed Boudiaf Oran, 2016/2017.

[25] 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.

[26] Y. Hammouche, Comparaison De Plusieurs Méthodes Pour La Prédiction De La Charge Electrique Nationale, Diplôme De Magistère, Université Annaba, 2009.

[27] 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.

[ 28] 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 pollueé sous MTLAB/Simulink, Université Mohamed Boudiaf - M'sila, 2017 /2018.

[29] M. Khemliche, S. Djeriou, S. Latreche  
Diagnostic de Défauts dans le Système Photovoltaïque par les Réseaux de Neurones Artificiels, Unité de Recherche Appliquée en Energies Renouvelables, Ghardaïa – Algérie, 2012.

[30] A.E. Toubal et Y. Kacemi,R. Taleb et S. Ladjouzi, Détection et classification de défauts pour un GPV: Etude comparative entre la méthode de seuillage et réseaux de neurones, Mar 31, 2018.