

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES

SURVEILLANCE ET DÉTECTION DE DÉFAUTS D'UN SYSTÈME
PHOTOVOLTAÏQUE CONNECTÉ AU RÉSEAU ÉLECTRIQUE

MÉMOIRE PRÉSENTÉ
COMME EXIGENCE PARTIELLE DE LA
MAÎTRISE EN GÉNIE ÉLECTRIQUE

PAR
DHIA EDDINE ZEGTOUF

DÉCEMBRE 2020

Université du Québec à Trois-Rivières

Service de la bibliothèque

Avertissement

L'auteur de ce mémoire ou de cette thèse a autorisé l'Université du Québec à Trois-Rivières à diffuser, à des fins non lucratives, une copie de son mémoire ou de sa thèse.

Cette diffusion n'entraîne pas une renonciation de la part de l'auteur à ses droits de propriété intellectuelle, incluant le droit d'auteur, sur ce mémoire ou cette thèse. Notamment, la reproduction ou la publication de la totalité ou d'une partie importante de ce mémoire ou de cette thèse requiert son autorisation.

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES
MAÎTRISE EN GÉNIE ÉLECTRIQUE (M. Sc. A.)

Direction de recherche :

Ahmed Chériti, PhD.

directeur de recherche

Jury d'évaluation

Ahmed Chériti, PhD.

Professeur, UQTR

Messaoud Ahmed Ouameur, PhD.

Professeur, UQTR

Bekhada Hamane, PhD.

Évaluateur externe

Résumé

Un système photovoltaïque comme tout processus industriel, peut être soumis à diverses défaillances et anomalies au cours de son fonctionnement. De tels problèmes conduiront, par conséquent, à la diminution des performances du système et à son indisponibilité. Diverses recherches ont été apportées pour identifier ces défauts et leurs sources. D'autres se sont focalisées sur des algorithmes d'utilisation, de détection et de diagnostic, tels que les algorithmes basés sur l'intelligence artificielle afin de prédire la sortie du système et ses défauts. Plus le défaut est prévisible tôt, plus le temps de maintenance est moins élevé et plus le rendement du système est meilleur.

L'objectif principal de ce projet de recherche est de modéliser une centrale photovoltaïque avec ces défauts, qui servira d'outil de base pour la conception d'une plateforme de supervision. La plateforme est un outil de surveillance en temps réel, avec l'intégration des algorithmes d'intelligence artificielle pour analyser les données collectées et pour déduire et alerter de tous les éventuels défauts survenant dans le système. Cela garantit une meilleure efficacité dans les opérations de maintenance et la productivité. Le réseau photovoltaïque est les défauts sont modélisés sous les logiciels Simulink / Matlab. La plateforme est construite à l'aide du logiciel LabVIEW.

Remerciements

Je voudrais exprimer ma profonde reconnaissance et mes sincères remerciements à toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à l'avancement de mes travaux de recherche.

Tout d'abord je voudrais remercier profondément mon directeur de recherche, M. Ahmed Chériti, pour avoir accepté de diriger mes travaux et pour m'avoir guidé tout au long du mémoire pour ses conseils, ses critiques et son attitude exemplaire tout au long de la réalisation de ce travail de recherche.

De plus, je voudrais exprimer mes vifs remerciements aux membres du jury pour avoir accepté d'examiner et corriger ce mémoire. Je remercie aussi tout le personnel du département du génie électrique de l'UQTR, spécialement les professeurs : M. Mamadou Lamine Doumbia, M. Messaoud Ahmed Ouameur, M. Adam W. Skorek et M. François Nougrou pour leur assistance et conseils pendant et en dehors des cours.

Je tiens également à remercier mes amis Mohamed Keddar et Rabah Benkercha pour leur soutien et leur assistance pendant la période de recherche. Sans oublier de remercier l'ensemble de l'équipe du Centre de développement des énergies renouvelables (CDER) en Algérie.

Finalement, je tiens à remercier tous les membres de ma famille et mes amis pour leur soutien et leur appui moral, surtout ma mère, mon père et ma femme. Je leur serai reconnaissant toute ma vie.

Table des matières

Résumé.....	iii
Remerciements.....	iv
Table des matières.....	v
Liste des tableaux.....	ix
Liste des figures.....	x
Liste des abréviations et symboles.....	xiii
Chapitre 1 - Introduction.....	1
1.1 Problématique.....	1
1.2 Objectifs.....	2
1.3 Méthodologie.....	2
1.4 Structure du mémoire.....	4
Chapitre 2 - Les systèmes photovoltaïques et leur supervision.....	5
2.1 Introduction.....	5
2.2 Électricité photovoltaïque.....	5
2.2.1 L'Effet photovoltaïque.....	6
2.2.2 La cellule photovoltaïque.....	8
2.3 Modèle équivalent d'une cellule PV.....	10

2.4	Le module PV et ses performances	12
2.4.1	Caractéristique courant-tension	12
2.4.2	Influence de l'éclairement.....	15
2.4.3	Influence de la température.....	16
2.4.4	Regroupement des cellules en série	17
2.4.5	Regroupement des cellules en parallèle	18
2.4.6	Rendement énergétique.....	19
2.4.7	Facteur de forme:	19
2.5	Fonctionnement d'un générateur photovoltaïque à sa puissance maximale	20
2.5.1	Protections classiques d'un GPV	20
2.5.2	Étage d'adaptation entre un GPV et une charge	21
2.6	Application des systèmes photovoltaïques.....	22
2.6.1	Systèmes autonomes	22
2.6.2	Systèmes hybrides.....	23
2.6.3	Systèmes connectés au réseau électrique.....	24
2.7	Supervision du système photovoltaïque.....	24
2.8	Conclusion.....	25
	Chapitre 3 - Diagnostic de défauts : État de l'Art.....	27

3.1	Introduction	27
3.2	Le système photovoltaïque et ses défauts.....	27
3.3	Méthodes de diagnostic d'un champ PV	31
3.3.1	Méthodes non-électriques	32
3.3.2	Méthodes électriques	33
3.4	Conclusion.....	44
Chapitre 4 - Modélisation de la centrale photovoltaïque		45
4.1	Introduction	45
4.2	Description de l'installation photovoltaïque physique.....	45
4.3	Modélisation du champ photovoltaïque	48
4.3.1	Modélisation du module photovoltaïque	49
4.3.2	Modélisation du champ photovoltaïque.....	58
4.4	Génération de la base de données des défauts.....	60
4.5	Génération de modèles des défauts	62
4.6	Conclusion.....	64
Chapitre 5 - Détection et classification des défauts à l'aide d'algorithmes d'intelligence artificielle.....		65
5.1	Introduction	65
5.2	Classificateurs basés sur l'intelligence artificielle:	66

5.2.1 Méthodes de classification supervisée pour la détection et le diagnostic	68
5.2.2 Sélection d'un classifieur d'apprentissage automatique pour le diagnostic	78
5.3 Implémentation d'un algorithme de diagnostic	79
5.4 Conclusion.....	82
Chapitre 6 - Implémentation de l'interface de supervision.....	83
6.1 Introduction	83
6.2 Description de l'environnement LabVIEW.....	83
6.3 Présentation de l'interface de surveillance.....	85
6.4 Test de l'interface de détection et de diagnostic des défauts.	88
6.4.1 Étude de cas A: système sain	88
6.4.2 Étude de cas B: Système avec string coupé	89
6.4.3 Étude de cas C: Système avec string coupé	90
6.5 Conclusion.....	92
Chapitre 7 - Conclusion	93
References.....	95
Annexe A – Fiches techniques.....	109

Liste des tableaux

Tableau 3-1 Principaux défauts et anomalies rencontrées dans un générateur PV.....	31
Tableau 4-1 Caractéristiques électriques du module et générateur PV.....	46
Tableau 4-2 Caractéristiques électriques de l'onduleur Fronius IG30	46
Tableau 4-3 Paramètres des capteurs utilisés.....	47
Tableau 4-4 Identification des paramètres utilisant Levenberg-Marquardt.....	56

Liste des figures

Figure 2-1 Schéma synoptique de l'effet photovoltaïque [6].....	8
Figure 2-2 Exemples des cellules et de module photovoltaïque : (A) Cellule PV élémentaire, (B) Générateur photovoltaïque, (C) Photo d'un générateur PV polycristallin commercial	9
Figure 2-3 Schéma équivalent d'une cellule photovoltaïque.....	10
Figure 2-4 Caractéristique (I-V) et (P-V) d'un panneau photovoltaïque	12
Figure 2-5 Schéma équivalent d'une cellule photovoltaïque en court-circuit	13
Figure 2-6 Schéma équivalent d'une cellule photovoltaïque en circuit ouvert.....	14
Figure 2-7 Détermination graphique des résistances série (R_s) et parallèle (R_{sh}) sur la courbe (I-V)	15
Figure 2-8 Caractéristique $I=f(v)$ en fonction de l'éclairement.....	16
Figure 2-9 La caractéristique $I=f(v)$ en fonction de la température	17
Figure 2-10 Caractéristique (I-V) de N_s cellules en série.....	18
Figure 2-11 Caractéristique (I-V) de N_p cellules en parallèle	19
Figure 2-12 Interconnexion d'un GPV et protection avec diode anti-retour (bypass).....	21
Figure 2-13 Étage d'adaptation jouant le rôle d'interface de puissance entre un GPV	22
Figure 2-14 Système photovoltaïque autonome.....	23
Figure 2-15 Système hybride photovoltaïque éolien	23
Figure 2-16 Système photovoltaïque raccordé au réseau électrique.....	24
Figure 2-17 Organigramme du système de supervision.....	25
Figure 3-1 Centrale photovoltaïque de 383 kWc à Bakersfield brûlée en 2009 [16]	28

Figure 3-2 Centrale électrique de 1,208 MWc à Mount Holly, Caroline du Nord brûlée en 2011 [16].....	28
Figure 3-3 Quelques exemples de la localisation de défauts par la caméra thermique [13].	33
Figure 4-1 Synoptique du système connecté au réseau et du système de surveillance installé au CDER [87]	48
Figure 4-2 Modèle à une diode	50
Figure 4-3 Processus d'estimation des paramètres du modèle ODM	54
Figure 4-4 Représentation de l'ODM pour le module PV ISOFOTON 106 W	55
Figure 4-5 La fonction de coût par rapport au nombre d'itérations	57
Figure 4-6 Validation des paramètres statiques	58
Figure 4-7 Structure générale de champ photovoltaïque	59
Figure 4-8 Validation du modèle côté DC	60
Figure 4-9 Les différents types de défauts considérés dans le système PV	62
Figure 4-10 Processus d'établissement de la base de données	62
Figure 5-1 Types d'apprentissage automatique	67
Figure 5-2 Exemple de frontières de classes [98]	69
Figure 5-3 Exemple de SVM avec marge maximale (hyperplan valide) [100].	70
Figure 5-4 Exemple de projection vers un espace dimensionnel supérieur [100]	71
Figure 5-5 Exemple d'une attribution avec la règle des 3 plus proches voisins [107]	73
Figure 5-6 Exemple d'un arbre de décision [108]	74
Figure 5-7 Un neurone artificiel.....	76
Figure 5-8 Exemple d'un réseau neuronal multicouche	78
Figure 5-9 Architecture générale d'un réseau probabiliste (PNN) [114]	79
Figure 5-10 Génération de la base de données des états du système	80
Figure 5-11 Procédure de l'apprentissage de la PNN.....	81

Figure 5-12 Classification des mesures horaires.....	82
Figure 6-1 L'onglet des indicateurs visuels des données dans l'interface de surveillance.....	86
Figure 6-2 L'onglet de représentation graphique de puissance des données dans l'interface de surveillance	87
Figure 6-3 Interface de détection et de diagnostic des défauts	87
Figure 6-4 Évolution de la puissance pour un fonctionnement sain du générateur photovoltaïque	88
Figure 6-5 Interface de détection et de diagnostic des défauts dans un fonctionnement sain du système.....	89
Figure 6-6 Évolution de la puissance du générateur photovoltaïque avec une chaîne coupée	89
Figure 6-7 Interface de détection et de diagnostic en présence du défaut de coupure de chaîne	90
Figure 6-8 Évolution de la puissance du générateur photovoltaïque avec présence de défaut de coupure totale.....	91
Figure 6-9 Interface de détection et de diagnostic en présence du défaut de coupure total	91

Liste des abréviations et symboles

Paramètres	Définitions
a	Le facteur d'idéalité de la diode
b	Coefficient de température du courant court-circuit en $[A/^{\circ}C]$
CA	Courant alternatif
CC	Courant continu
E _g	La bande d'énergie pour le cristal de type silicium $[1.12 \text{ eV}]$
E _{ac}	L'énergie injectée au réseau électrique $[\text{Wh}]$
E _{dc}	L'énergie délivrée par le champ photovoltaïque $[\text{Wh}]$
G	Ensoleillement reçu par le module photovoltaïque $[\text{W}/\text{m}^2]$
G _{ref}	Ensoleillement à la Condition de Test Standard $[1000 \text{ W}/\text{m}^2]$
GPV	Générateur photovoltaïque
I _D , I ₀	Courant de saturation inverse de la diode $[\text{A}]$
I _{AC}	Courant injecté dans le réseau électrique $[\text{A}]$
I _{CC}	Courant de court-circuit du champ photovoltaïque $[\text{A}]$
I _{0, ref}	Courant de saturation inverse à la température 25 °C $[1,1 \cdot 10^{-5} \text{ A}]$
I _{mp}	Courant au point de puissance maximale $[\text{A}]$
I _{ph,STC} , I _{ph0}	Photo-courant à la Condition de Test Standard $[6.6 \text{ A}]$
I _{ph}	Courant proportionnel à l'ensoleillement reçu par le module photovoltaïque $[\text{A}]$
k	Constante de Boltzmann $[1,381 \cdot 10^{-23} \text{ J}/\text{K}]$
k _{NN}	Les k plus proches voisins
MPP	Point de puissance maximale
MPPT	Maximum Power Point Tracking

n	Coefficient de réglage de Bishop
P _{ac}	La puissance injectée au réseau électrique [W]
P _{dc}	La puissance délivrée par le champ photovoltaïque [W]
P _m	Puissance maximale pouvant être délivrée par le système photovoltaïque [W]
PNN	Réseau de neurones probabiliste
PV	Photovoltaïque
q	Charge de l'électron [$1,602 \cdot 10^{-19}$ C]
R _s	Résistance série du module photovoltaïque [Ω]
R _{sh}	Résistance parallèle du module photovoltaïque [Ω]
Si	Le silicium
STC	Conditions de Tests Standards
T	Température [$^{\circ}$ C]
T _c	Température du module photovoltaïque [$^{\circ}$ C]
T _{c, STC, T₀}	Température à la Condition de Test Standard [25 $^{\circ}$ C]
V _t	Tension thermique de la diode [V]
V _{AC}	Tension au niveau du réseau électrique [V]
V _{OC}	Tension de circuit ouvert du champ photovoltaïque [V]
V _{mp}	Tension au point de puissance maximale [V]

Chapitre 1 - Introduction

Au cours des 20 dernières années, le marché photovoltaïque a connu un essor dû aux incitations des gouvernements et aux investissements majeurs dans le domaine de la production d'énergie propre en plus de la réduction des coûts de production. Au fur et à mesure que la taille des champs photovoltaïques augmente et que les installations sont éloignées, la présence d'un système de surveillance est requise. De plus, semblables à tout processus industriel, les champs photovoltaïques peuvent rencontrer des dysfonctionnements au cours de leur exploitation, ce qui augmente la nécessité d'un système de détection et de diagnostic de défauts. Ce mémoire vise à fournir une solution pour la supervision et le diagnostic des pannes d'un système photovoltaïque connecté au réseau électrique utilisant un algorithme d'intelligence artificielle.

1.1 Problématique

Un système photovoltaïque (PV) connecté au réseau électrique est composé de différentes parties, la partie continue contenant le champ PV et le régulateur de courant contenu (MPPT), et la partie alternative représentée par l'onduleur, en plus des équipements de protection. Dans la plupart des systèmes récents, le MPPT est intégré à l'onduleur. La gestion de l'onduleur est mise en œuvre en interne par les fabricants et peut être supervisée directement. D'autre part, le générateur photovoltaïque (GPV) est personnalisé pour chaque système et doit être supervisé séparément qui est la préoccupation de ce travail. D'après cette problématique, certaines questions de recherche émergent comme :

- Peut-on modéliser le fonctionnement du système photovoltaïque en utilisant une méthode simple et efficace?
- Comment superviser en temps réel et classer l'état du système?
- Comment présenter l'état et les données du système de manière claire et cohérente?

1.2 Objectifs

Le but de ce projet est de représenter le fonctionnement de la partie continue du système photovoltaïque. La problématique posée précédemment permet d'élaborer les objectifs suivants :

- Modélisation de générateur photovoltaïque pour un fonctionnement sain;
- Élaboration de défauts pouvant survenir dans le système et modélisation des défauts sélectionnés;
- Sélection et implémentation de méthode de classification de défauts;

L'objectif final est de développer et de tester une interface de supervision et de détection de défauts pour un système photovoltaïque connecté au réseau.

1.3 Méthodologie

Afin de parvenir à ces objectifs, il est nécessaire d'adopter une chronologie tout au long de ce projet. La méthodologie à suivre dans cette étude se répartit principalement en cinq points :

- Collecte de données de système réelles étudier : dans cette étape la base de données d'opération pendant quelques jours du système PV installé au Centre de

développement des énergies renouvelables (CDER) en Algérie a été prise comme référence et utilisée dans ce mémoire. Afin de surveiller le système photovoltaïque et d'obtenir ses données, un ensemble de capteurs connectés à des circuits de conditionnement a été mis en place. L'éclairage et la température sont les variables météorologiques collectées tandis que le courant et les tensions des circuits CC et CA sont les variables électriques. Les circuits d'acquisition sont connectés à un ordinateur de supervision où les données collectées sont enregistrées dans un fichier pour servir à ce projet.

- Modélisation du système à partir d'un module vers l'ensemble du champ PV et validation du modèle à partir des données réelles collectées : dans cette étape, le modèle à une diode est utilisé pour sa simplicité et son efficacité dans la représentation du module PV, puis il a été validé à l'aide des données réelles mesurées. Puis une représentation sur Simulink du générateur photovoltaïque est établie par l'interconnexion de différents modules.
- Modélisation de défauts et génération d'une base de données : une représentation empirique de chaque défaut a été établie à l'aide des équations de performance des laboratoires Sandia. Les défauts sont recréés sur Simulink et une base de données est établie et utilisée pour l'estimation des paramètres des modèles empiriques.
- Sélection de l'algorithme de classification : après avoir exploré différentes méthodes de classification, le PNN a été choisi en raison de sa vitesse de convergence et de sa précision, ainsi que de sa facilité d'utilisation dans Matlab. L'algorithme PNN utilise les représentations empiriques des défauts comme base puis il est appliqué directement à notre interface pour traiter des données réelles.

- Développement et validation de l'interface et l'algorithme de classification.

1.4 Structure du mémoire

Ce mémoire se base sur six chapitres comme suit : le deuxième chapitre indique des informations générales concernant le système photovoltaïque et sa supervision. Le troisième chapitre présente certains défauts qui peuvent survenir dans le générateur photovoltaïque. De nombreux articles et recherches ont été effectués sur le sujet du diagnostic et de la détection des défauts, dont certains des principaux sont déjà présentés dans ce chapitre. Le modèle du champ photovoltaïque est extrait et une représentation des défauts choisis a été établie dans le quatrième chapitre. Après avoir présenté et comparé différentes méthodes de diagnostic de défauts basées sur l'intelligence artificielle, le réseau neuronal probabiliste a été choisi dans le cinquième chapitre. Dans le sixième chapitre, l'interface de supervision est présentée et trois études de cas sont réalisées pour valider les performances de l'algorithme de détection et de diagnostic implémenté qui montre que notre objectif final est atteint. Le mémoire se termine par une conclusion générale donnant une synthèse sur le travail effectué et résume les principaux résultats obtenus ainsi que les perspectives envisagées.

Chapitre 2 - Les systèmes photovoltaïques et leur supervision

2.1 Introduction

L'énergie électrique est l'une des formes d'énergie les plus étudiées et les plus faciles à transformer, elle peut s'adapter à chaque besoin. Elle est largement utilisée aujourd'hui dans tous les domaines de la vie dont on ne peut pas imaginer une société techniquement avancée qui ne l'utilise pas. La plupart de nos appareils à usage quotidien fonctionnent essentiellement à l'énergie électrique, soit sous forme de courant continu à basse tension, ou sous forme de courant alternatif à tension plus élevée.

L'énergie électrique elle-même est obtenue à partir d'autres sources d'énergie. C'est une préoccupation de la société humaine de nos jours que ces sources soient propres, renouvelables et sûres comme l'énergie solaire. Il existe fondamentalement deux méthodes pour convertir l'énergie solaire en électricité:

- Systèmes indirects en utilisant la conversion thermodynamique [1] [2];
- Systèmes directs, fondés sur les interactions physiques entre les photons de la radiation incidente et les électrons du matériau, nommé l'effet photovoltaïque [1] ;

2.2 Électricité photovoltaïque

L'effet photovoltaïque a été découvert en 1839 par le physicien français Alexander Edmond Becquerel [1]. Le terme photovoltaïque signifie la conversion directe des photons

de la lumière incidente en énergie électrique en utilisant des matériaux semi-conducteurs [1]. En 1905, Albert Einstein a écrit un article expliquant le processus photovoltaïque [3]. Néanmoins, les cellules photovoltaïques modernes avec une efficacité acceptable n'ont vu le jour qu'en 1954 dans les laboratoires de Bell Téléphone du New Jersey [4]. À partir de là, l'efficacité d'une cellule solaire a augmenté et différents matériaux et structures ont été utilisés.

En raison du coût élevé de développement et de production, les premières applications pratiques de l'électricité photovoltaïque ont été financées par l'armée, principalement des engins spatiaux et des satellites, pour alimenter des équipements de contrôle, de mesure et de transmission de données [5]. Plus tard, avec l'apparition des cellules à base de silicium monocristallin et polycristallin, la production industrielle de panneaux d'applications domestiques a commencé. Bien que l'utilisation, au départ, se soit limitée à l'électrification de lieux isolés et pour les recherches, avec le soutien des gouvernements et les gros investisseurs, d'autres développements ont été réalisés et se poursuivent à un bon rythme [5]. De nos jours, l'électricité photovoltaïque est connue et largement utilisée dans, et des projets industriels et domestiques.

2.2.1 L'Effet photovoltaïque

En raison de la structure des cellules photovoltaïques, lorsque les photons du rayonnement lumineux incident entrent en collision avec le matériau semi-conducteur dans les cellules, l'énergie électrique est produite, c'est ce qu'on appelle l'effet photovoltaïque.

Fondamentalement, la cellule solaire contient deux couches de silicium dopées différemment résultant en une jonction (P-N). La figure 2-1 montre la structure et le principe

de fonctionnement d'une cellule solaire [6]. La couche qui fait face à la lumière est dopée négativement avec un semi-conducteur de type N (par exemple le Phosphore (P)). La couche ci-dessous est dopée positivement avec un semi-conducteur de type P (par exemple le Bore (Br)). Au niveau de la jonction (P-N), un champ électrique est produit ce qui conduit à la séparation des charges (électrons et trous) libérées par le matériau semi-conducteur. Sous l'effet du rayonnement photonique, les paires électron-trou générées dans la barrière de potentiel sont séparées par le champ électrique qui y règne. Les trous sont accélérés vers la zone dopée (P) et les électrons vont vers la zone dopée (N). Les trous et les électrons deviennent alors majoritaires sur les faces externes des zones (P) et (N) [7].

Afin d'extraire l'énergie de la cellule solaire, des contacts métalliques (pâte d'aluminium ou d'argent) sont fixés à l'avant et à l'arrière de la cellule. La sérigraphie est normalement utilisée à cet effet. Les contacts avant doivent laisser passer autant de lumière que possible. De plus, si une charge est connectée aux bornes de la cellule PV, un courant continu commence à circuler. Les pertes se produisent au niveau de la cellule solaire en raison de la recombinaison, de la réflexion et de l'ombrage causés par les contacts avant. De plus, une grande partie de l'énergie de rayonnement de longueur d'onde courte et longue ne peut pas être utilisée. La grandeur de ces pertes détermine l'efficacité de la cellule PV. Selon la théorie de la physique quantique, un rendement de 26 % peut être obtenu pour la cellule de silicium, mais les cellules commerciales ne dépassent pas 17 %, ces valeurs montrent qu'une seule petite partie de l'énergie solaire peut être utilisée efficacement pour produire de l'électricité [7].

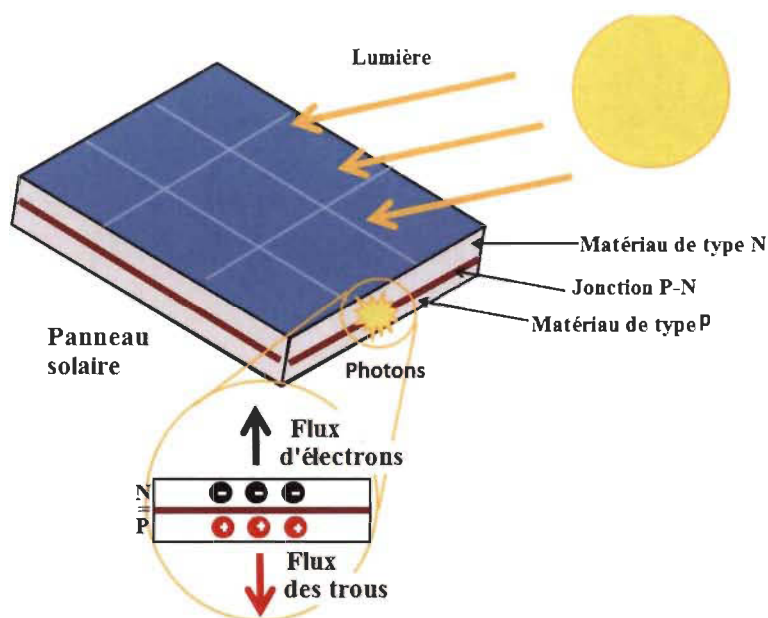


Figure 2-1 Schéma synoptique de l'effet photovoltaïque [6]

2.2.2 La cellule photovoltaïque

Les cellules solaires commerciales sont construites à partir de semi-conducteurs tels que le silicium (Si), l'arséniure de gallium (GaAs), le tellure de cadmium (CdTe) et le sélénium de cuivre-indium-gallium (CIGS). Ils peuvent être amorphe, monocristallins à réseau cristallin uniforme ou polycristallins contenant des structures cristallines différentes [8]. La tension générée dans une cellule peut varier de 0,3 V à 0,7 V en fonction de la valeur de la bande d'énergie du matériau dont elle provient et de son arrangement ainsi que de la température de fonctionnement et du vieillissement de la cellule. La taille de chaque cellule varie de quelques centimètres carrés à 100 cm² ou plus. La figure 2-2 illustre un exemple de cellule PV au silicium.

Lorsqu'elle est soumise à la lumière, si une cellule n'est pas connectée dans un circuit, une différence de potentiel caractéristique est notée comme une tension en circuit ouvert (V_{co}) apparaît entre ses bornes, très dépendante de la température (T). D'un autre côté, si les deux

bornes sont court-circuitées, un courant maximal caractérisant appelé courant de court-circuit (I_{cc}) est atteint, dépendant fortement de l'irradiance incidente (G).

Les cellules sont connectées en série comme montré dans à la figure 2-2, permettant aux électrons générés dans une cellule de s'accumuler avec la cellule suivante menant à l'augmentation de la différence de potentiel totale entre les bornes de la première et de la dernière cellule. Le but est d'atteindre un potentiel de 6 à 24 volts par module.

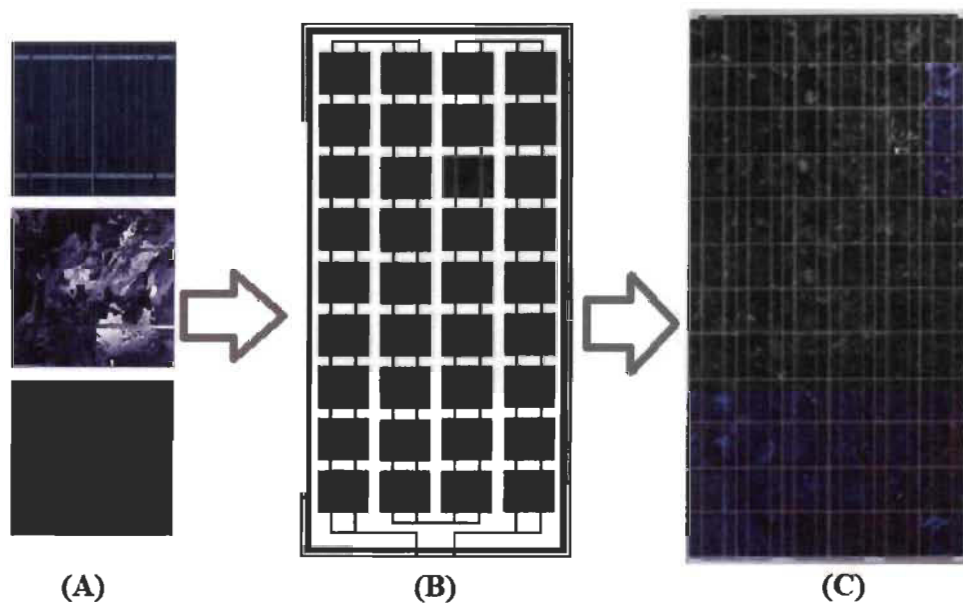


Figure 2-2 Exemples des cellules et de module photovoltaïque : (A) Cellule PV élémentaire, (B) Générateur photovoltaïque, (C) Photo d'un générateur PV polycristallin commercial

2.3 Modèle équivalent d'une cellule PV

Différents modèles ont été développés pour représenter la cellule solaire. Le plus simple et le plus utilisé est le modèle à une seule diode présentée par la figure 2-3. Les composants principaux sont une source de courant qui produit le courant photoélectrique (I_{ph}) et la diode (représentant la jonction PN). Le niveau de courant I_{ph} dépend de l'irradiance incidente. Une chute de tension se produit lorsque les porteurs de charge migrent du semi-conducteur vers les contacts électriques. Ceci est décrit par la petite résistance série R_s . De plus, les courants de fuite sont décrits par une grande résistance parallèle R_{sh} [1].

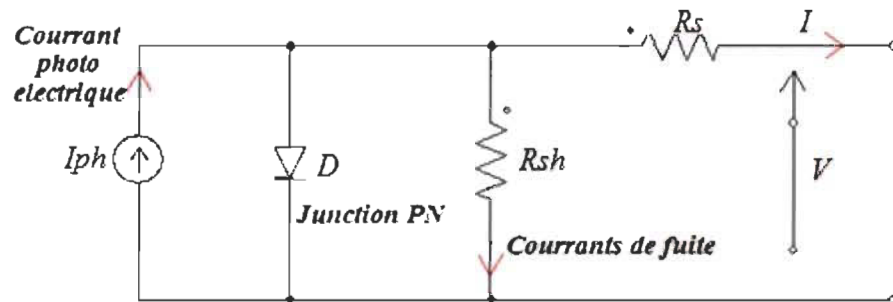


Figure 2-3 Schéma équivalent d'une cellule photovoltaïque.

La cellule PV peut se modéliser à partir de l'équation :

$$I = I_{ph} - I_D - I_{Rsh} \quad (2.1)$$

Où :

$$I_{ph} = I_{ph_0} \frac{G}{G_0} \quad (2.2)$$

$$I_D = I_{D_0} \left(e^{\frac{q.(V + R_s \cdot I)}{n.K.T}} - 1 \right) \quad (2.3)$$

$$I_{Rsh} = \frac{V + R_s \cdot I}{R_{sh}} \quad (2.4)$$

Finalement :

$$I = I_{ph} - I_{D0} \left(e^{\frac{q(V + R_s \cdot I)}{n \cdot K \cdot T}} - 1 \right) - \frac{V + R_s \cdot I}{R_{sh}} \quad (2.5)$$

Avec :

I_D (A) : Courant de saturation;

K (J.K) : Constante de Boltzmann ($1.380 \cdot 10^{-23}$ J/K);

T (K) : Température effective de la cellule;

q : Charge de l'électron ($1.602 \cdot 10^{-19}$ C);

n : Facteur de non-idéalité de la jonction;

I (A) : Courant fourni par la cellule;

V (V) : Tension aux bornes de la cellule;

I_{ph} (A) : Courant de court-circuit de la cellule dépendant de l'ensoleillement et de la température;

R_{sh} (Ω) : Résistance shunt caractérisant les courants de fuite de la jonction;

R_s (Ω) : Résistance série représentant les diverses résistances des contacts et de connexion;

Le point de fonctionnement de la cellule peut être déterminé par la résolution de l'équation (2.5), ceci consiste à calculer la valeur d'une des inconnues (V ou I) en fonction de l'autre en supposant que les autres paramètres de cette équation sont connus. Il est préférable de calculer I à partir de V . La caractéristique courant-tension (I - V) d'une cellule peut être obtenue en calculant I pour plusieurs valeurs de V sur une plage souhaitée. L'équation (2.5) ne peut être résolue analytiquement, cependant elle peut être mise sous la forme $f(I, V) = 0$. La résolution de l'équation de cette forme peut être effectuée en utilisant des méthodes d'analyse numérique comme la méthode de Newton-Raphson classique.

2.4 Le module PV et ses performances

Un module photovoltaïque est constitué d'un ensemble de cellules photovoltaïques élémentaires montées en série et/ou parallèle afin d'obtenir des caractéristiques électriques désirées tels que la puissance, le courant de court-circuit ou la tension en circuit ouvert [7].

2.4.1 Caractéristique courant-tension

La figure 2-4 représente la caractéristique statique courant-tension (I-V) d'un panneau photovoltaïque typique dans des conditions météorologiques constantes d'irradiation et de température.

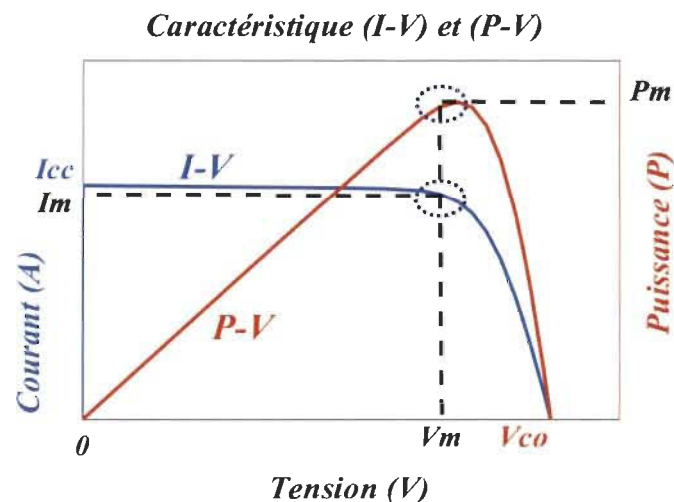


Figure 2-4 Caractéristique (I-V) et (P-V) d'un panneau photovoltaïque

Comme montré par la figure 2-3, la cellule et le panneau photovoltaïque ne sont pas caractérisés en tant que source de courant ou de tension indépendante. Plutôt, peut être considérée comme une source de puissance. Selon la courbe caractéristique sur la figure 2-4, on peut remarquer l'existence d'un point P_m où la puissance générée est à son maximum. C'est pourquoi certains régulateurs solaires effectuent une adaptation d'impédance afin d'être

proches de ce point de puissance de crête P_m à tout moment, qui est appelé Maximum Power Point Tracking (MPPT).

Dans le même temps, La caractéristique (I-V) peut signaler l'existence de différents points de caractérisation et déterminer l'effet des conditions de mesure sur la réponse du panneau solaire.

2.4.1.1 Courant de court-circuit (I_{cc})

C'est le courant obtenu en court-circuitant les bornes des cellules comme le montre la figure 2-5. Il est lié linéairement à l'intensité d'éclairage de la cellule qui dépend de la surface éclairée, de la longueur d'onde du rayonnement, de la mobilité des porteurs à l'intérieur de la cellule et de la température.

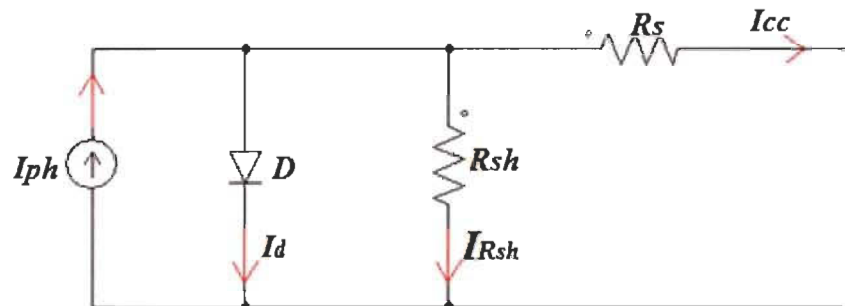


Figure 2-5 Schéma équivalent d'une cellule photovoltaïque en court-circuit

De l'équation (2.5) en mettant $V = 0$, on obtient:

$$I_{cc} = I_{ph_0} \quad (2.6)$$

2.4.1.2 Tension à circuit ouvert (V_{co})

La tension en circuit ouvert est obtenue par l'isolation des bornes de la cellule d'une charge comme le montre la figure 2-6, ce qui entraîne un courant global nul à travers la

cellule. Elle dépend fortement de la barrière énergétique et diminue avec la température. Elle ne dépend que légèrement de l'intensité lumineuse.

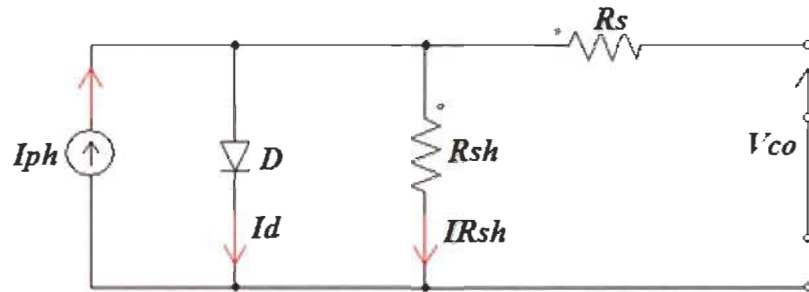


Figure 2-6 Schéma équivalent d'une cellule photovoltaïque en circuit ouvert

De l'équation (2.5) en mettant $I = 0$, on obtient:

$$V_{CO} = \frac{n.K.T}{q} \ln \left(\frac{I_{ph}}{I_{D0}} + 1 \right) \quad (2.7)$$

2.4.1.3 La résistance série (R_s)

La résistance R_s caractérise les pertes par l'effet Joule spécifique aux contacts entre les différentes régions constitutives de la cellule, notamment les contacts métalliques et les grilles de collecte. R_s est très important en tant que caractéristique d'une cellule. La figure 2-7 montre l'effet de R_s sur la courbe caractéristique Où R_s est la pente de la courbe I-V lorsque la tension est égale à V_{co} .

2.4.1.4 La résistance parallèle (R_{sh})

La résistance parallèle (ou shunt) caractérise les pertes dues à la recombinaison, à l'épaisseur des régions dopées et à la construction de la jonction P-N dans la cellule. Elle est alors directement liée au processus de fabrication et à l'existence de toute déformation ou défaut de la structure. La figure 2-7 montre l'effet de R_{sh} sur la courbe caractéristique.

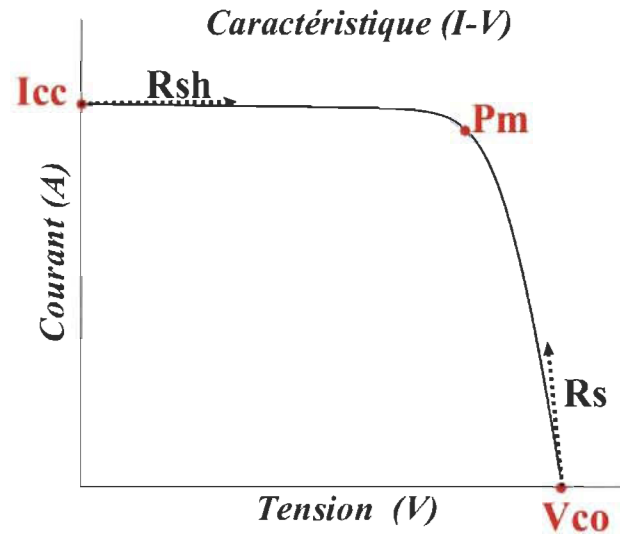


Figure 2-7 Détermination graphique des résistances série (R_s) et parallèle (R_{sh}) sur la courbe (I-V)

Graphiquement, les résistances (R_s - R_{sh}) peuvent être obtenues comme :

$$R_s = \left(\frac{\Delta V}{\Delta I} \right)_{V=V_{co}} \quad (2.8)$$

$$R_{sh} = \left(\frac{\Delta V}{\Delta I} \right)_{I=I_{cc}} \quad (2.9)$$

2.4.2 Influence de l'éclairement

La figure 2-8 présente des courbes courant-tension pour une température constante et différents niveaux d'éclairage.

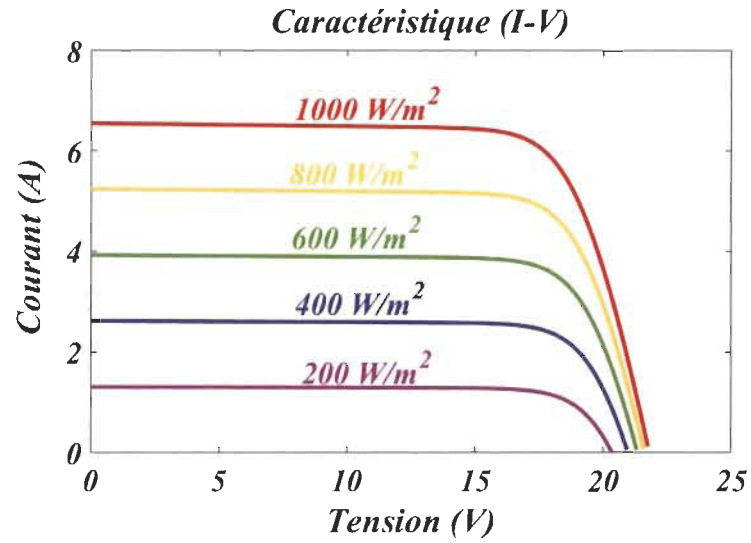


Figure 2-8 Caractéristique $I=f(v)$ en fonction de l'éclairement

Le courant de court-circuit est directement proportionnel au niveau d'éclairage. D'autre part, la tension en circuit ouvert ne présente pas le même niveau de variation. L'irradiation standard, internationalement acceptée pour mesurer la réponse des panneaux photovoltaïques est une intensité rayonnante de $1000 W/m^2$ à une température de $25\text{ }^\circ\text{C}$.

2.4.3 Influence de la température

La figure 2-9 présente des courbes courant-tension pour un niveau d'éclairage constant et différentes températures de fonctionnement.

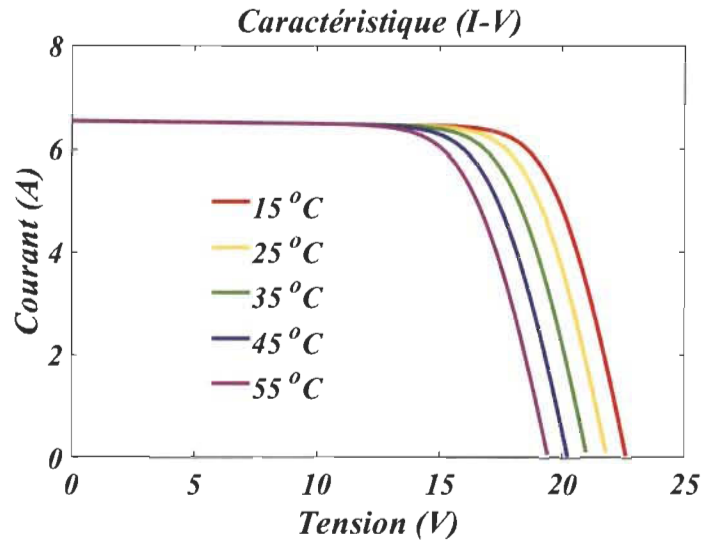


Figure 2-9 La caractéristique $I=f(v)$ en fonction de la température

Le courant de court-circuit est légèrement affecté par le changement de température. En revanche, la tension en circuit ouvert diminue fortement à mesure que la température augmente. Ce facteur doit être pris en compte lors de la conception d'une installation solaire. Il est important de savoir que la puissance du panneau diminue environ de 0,5 % par chaque degré d'augmentation de la température de la cellule au-dessus de 25 °C.

2.4.4 Regroupement des cellules en série

Une association en série de cellules donne lieu à augmenter la tension du générateur photovoltaïque, car la tension finale du groupe est la somme de toutes les tensions individuelles pour chaque cellule. Les cellules sont alors traversées par le même courant et la caractéristique résultant du groupement série est obtenue par addition des tensions élémentaires de chaque cellule [9].

La figure 2-10 montre la caractéristique résultante (I_{CCNs} , V_{CONs}) obtenue en associant Ns cellules identiques en série (I_{cc} , V_{co}).

$$I_{CCNs} = I_{cc} \quad (2.10)$$

$$V_{CONs} = Ns \cdot V_{co} \quad (2.11)$$

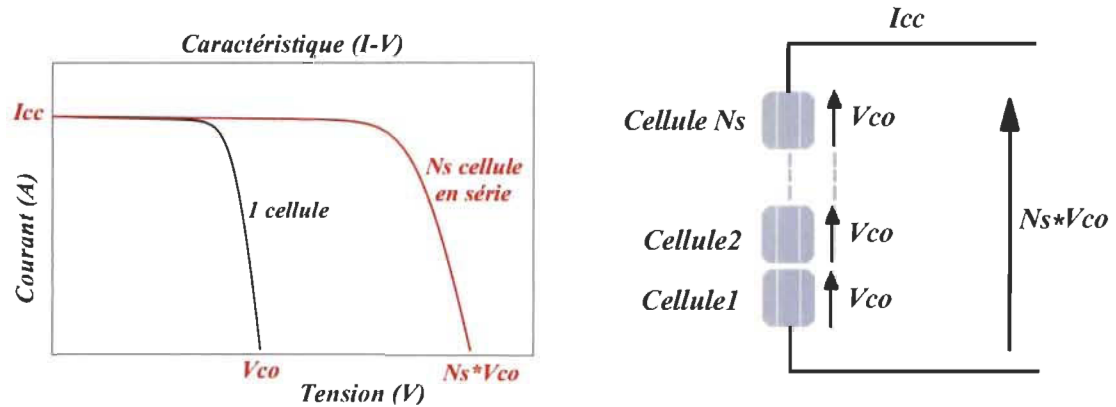


Figure 2-10 Caractéristique (I-V) de Ns cellules en série

2.4.5 Regroupement des cellules en parallèle

Une association en parallèle de cellules permet d'accroître le courant de sortie du générateur photovoltaïque, car le courant final du groupe est la somme de tous les courants individuels pour chaque cellule. Dans un groupement de cellules identiques connectées en parallèle, les cellules sont soumises à la même tension et la caractéristique résultante du groupement est obtenue par addition des courants [9]. La figure 2-11 montre la caractéristique résultante (I_{CCNp} , V_{CONp}) obtenue en associant Np cellules identiques en parallèle (I_{cc} , V_{co}).

$$I_{CCNp} = Np \cdot I_{cc} \quad (2.12)$$

$$V_{CONp} = V_{co} \quad (2.13)$$

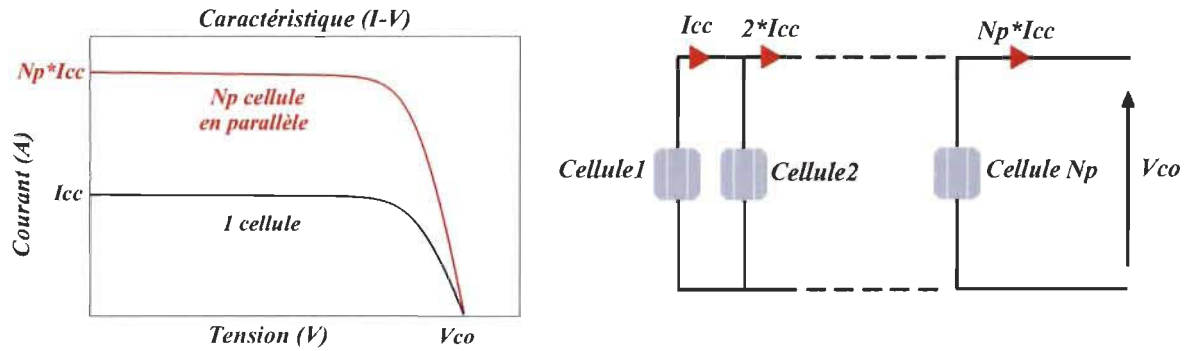


Figure 2-11 Caractéristique (I-V) de N_p cellules en parallèle

2.4.6 Rendement énergétique

Le rendement énergétique est défini comme le rapport entre la puissance électrique maximale fournie par la cellule $P_m = (I_p \cdot V_p)$ et la puissance d'illumination incidente (P_{inc}). Il reflète la qualité de conversion de l'énergie solaire en énergie électrique. Il est donné par l'équation (2.14).

$$\eta = \frac{P_m}{P_{inc}} = \frac{I_p \cdot V_p}{P_{inc}} \quad (2.14)$$

2.4.7 Facteur de forme:

Le facteur de forme (FF) ou facteur de remplissage est le rapport entre la puissance maximum fournie par la cellule P_m et la puissance maximale d'une cellule idéale ($I_{cc} \cdot V_{co}$). Il indique la qualité de la cellule. Il diminue avec la température. Il traduit aussi l'influence des pertes par les deux résistances R_s et R_{sh} . Il est donné par l'équation (2.15).

$$FF = \frac{P_m}{P_{ideal}} = \frac{I_p \cdot V_p}{I_{cc} \cdot V_{co}} \quad (2.15)$$

2.5 Fonctionnement d'un générateur photovoltaïque à sa puissance maximale

Le générateur photovoltaïque (GPV) est l'unité de production d'énergie électrique sous forme de courant continu avec une puissance et une tension convenable. Il est composé de modules photovoltaïques connectés dans une formation de chaînes (String - en série) puis les chaînes sont connectées ensemble en parallèle (figure 2-12), ou en configuration totalement croisée, ou une connexion de pont lié [10]. Dans chaque configuration, les modules photovoltaïques doivent être protégés.

2.5.1 Protections classiques d'un GPV

Deux types de diodes sont connectées à des endroits spécifiques afin de garantir la protection du GPV. La diode de by-pass qui est connectée en antiparallèle avec un groupe de cellules protège les cellules contre leur fonctionnement dans le régime inverse. La diode anti-retour est placée au bout de chaque string pour isoler chaque chaîne et éviter les courants inverses provenant d'une chaîne avec une tension plus élevée à une autre chaîne. La figure 2-12 montre l'une des configurations possibles et l'emplacement des diodes de protection qui seront utilisées dans notre projet.

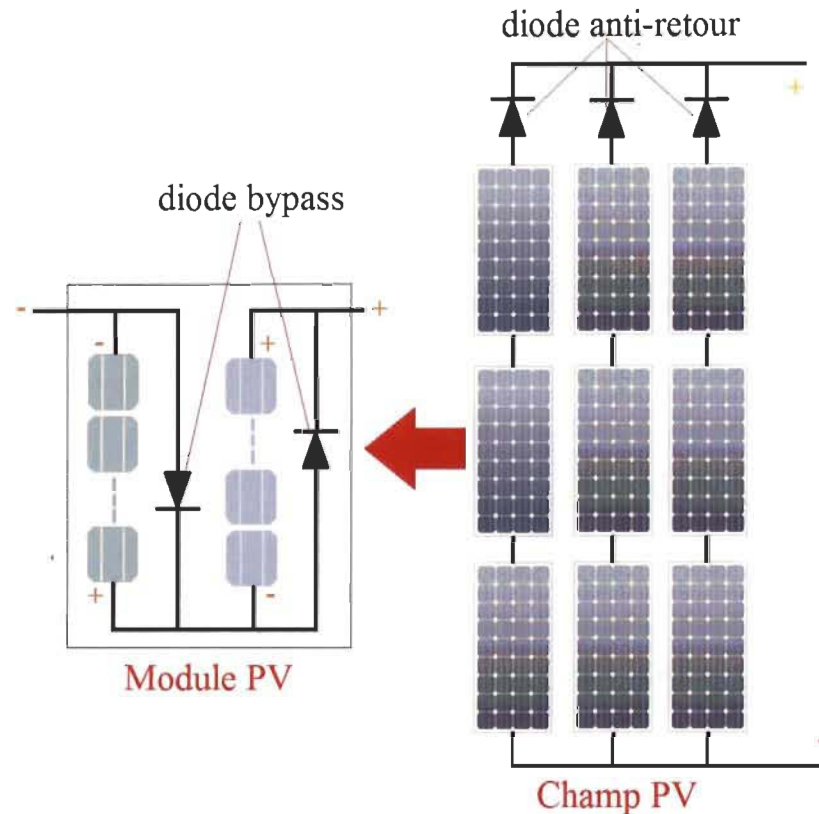


Figure 2-12 Interconnexion d'un GPV et protection avec diode anti-retour (by-pass)

2.5.2 Étape d'adaptation entre un GPV et une charge

La conception d'un système photovoltaïque optimisé est honnêtement très difficile. En effet côté source, pour un GPV, la production d'énergie varie fortement en fonction des conditions méthodologiques, notamment de l'éclairage et de la température, la position géographique et le vieillissement global du système. Du côté de la charge, qu'elle soit continue (CC) ou alternative (CA) a un comportement variable, selon l'application. Si une connexion directe est établie entre le générateur photovoltaïque et la charge, la tension de fonctionnement sera imposée par la charge, qu'elle soit résistive ou source, ce qui signifie que la puissance de fonctionnement GPV ne correspondra pas toujours au point de puissance maximale (MPP). Cela soulève le besoin d'une étape intermédiaire qui peut optimiser la relation générateur - charge, forçant le GPV à toujours opérer autour le MPP quel que soit le

besoin de charge comme décrit dans la figure 2-13. Généralement, il s'agit d'un convertisseur statique contrôlé par une commande MPPT (hacheur, onduleur). De nombreux algorithmes de MPPT ont été proposés dans la littérature pour la recherche du point de puissance maximale [11].

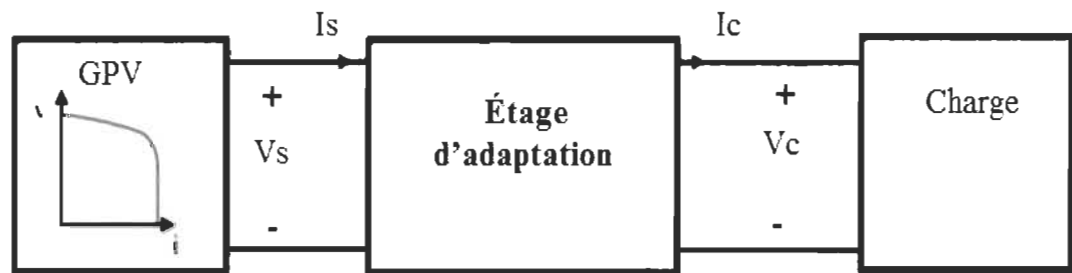


Figure 2-13 Étage d'adaptation jouant le rôle d'interface de puissance entre un GPV

2.6 Application des systèmes photovoltaïques

Les systèmes photovoltaïques peuvent être regroupés en fonction de leur connexion au réseau électrique public en trois types: les systèmes autonomes, hybrides et connectés au réseau. Chaque type est choisi en fonction des besoins, du lieu d'installation et du budget.

2.6.1 Systèmes autonomes

Les systèmes autonomes sont complètement indépendants d'autres sources d'énergie. Ils ont été les premières applications rentables pour le photovoltaïque. Partout où il n'est pas possible d'installer une alimentation électrique à partir du réseau électrique public, ou lorsque cela n'était pas rentable ou indésirable, des systèmes photovoltaïques autonomes pouvaient être installés. Ils sont principalement utilisés pour alimenter des maisons, des chalets ou des camps dans les zones de banlieue où il n'y a pas de réseau. Ainsi que d'autres applications telles que la télésurveillance et l'irrigation. La gamme d'applications est en constante

augmentation. Dans la majorité des cas, un système autonome exigera des batteries d'accumulateurs pour stocker l'énergie, comme illustré dans la figure 2-14.

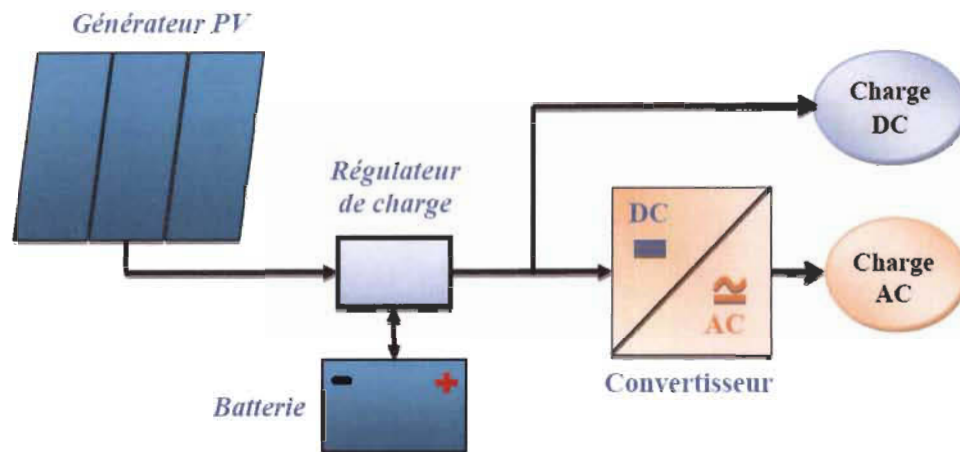


Figure 2-14 Système photovoltaïque autonome

2.6.2 Systèmes hybrides

Les systèmes hybrides reçoivent une partie de leur énergie d'une ou de plusieurs sources supplémentaires. En pratique, les modules de systèmes PV sont souvent combinés avec une éolienne ou à une génératrice à combustible. De tels systèmes ont habituellement des accumulateurs de stockage d'énergie, comme illustré dans la figure 2-15.

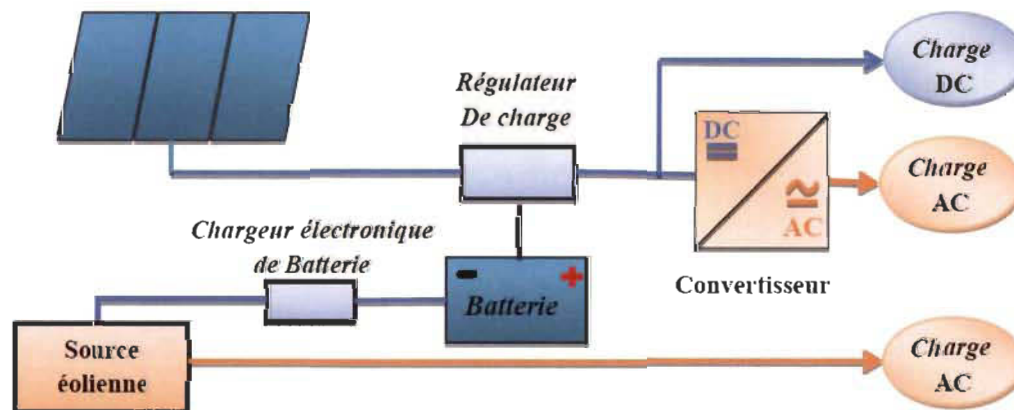


Figure 2-15 Système hybride photovoltaïque éolien

2.6.3 Systèmes connectés au réseau électrique

Ce système fournira la plus grande économie de facture à l'utilisateur. Étant donné que les pannes de services publics sont rares, en cas de panne, le système est conçu pour s'arrêter jusqu'à ce que l'alimentation secteur soit rétablie. Ce problème peut être évité en ajoutant un système de stockage. Le système gère également des fonctions de commande et de réglage afin d'optimiser l'apport énergétique.

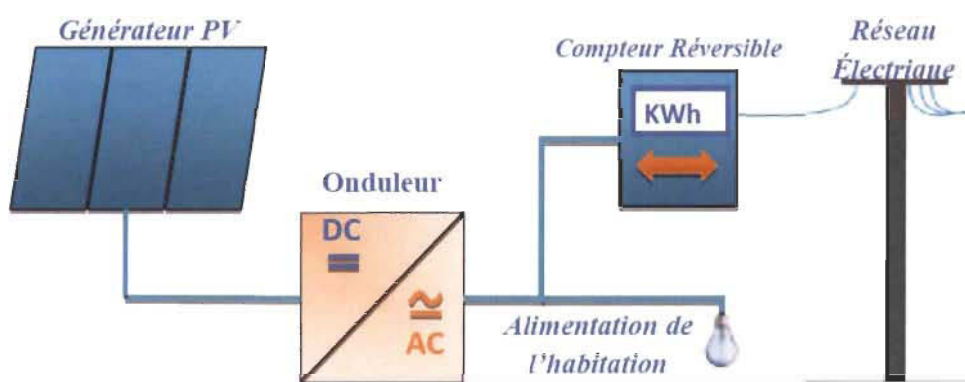


Figure 2-16 Système photovoltaïque raccordé au réseau électrique

2.7 Supervision du système photovoltaïque

Il est vraiment important d'avoir des outils qui permettent d'accéder à distance et de contrôler la production des systèmes en tenant compte des demandes des consommateurs et du coût de production pour chaque source. Les systèmes intelligents ont vu le jour ces dernières années et continuent de se développer grâce aux innovations dans les systèmes de communication et des outils de collecte et d'analyse de données. Cela a conduit au développement de réseaux flexibles capables de gérer les transferts d'énergie en temps réel. Le système de supervision décrit dans ce projet peut être considéré comme un système de contrôle et de supervision intelligent pour une centrale de génération photovoltaïque.

Ces systèmes de contrôle et de supervision sont principalement utilisés pour augmenter le rendement. En fournissant des données de mesures en temps réel, en gérant le transfert d'énergie et en utilisant des méthodes d'analyse intelligentes pour identifier et signaler les éventuels défauts, ces systèmes conduisent finalement à augmenter la production globale, la sécurité et la longévité du système de génération et de transmission installé et minimiser le coût de l'ensemble du processus. La figure 2-17 montre les éléments de construction d'un système de supervision efficace.

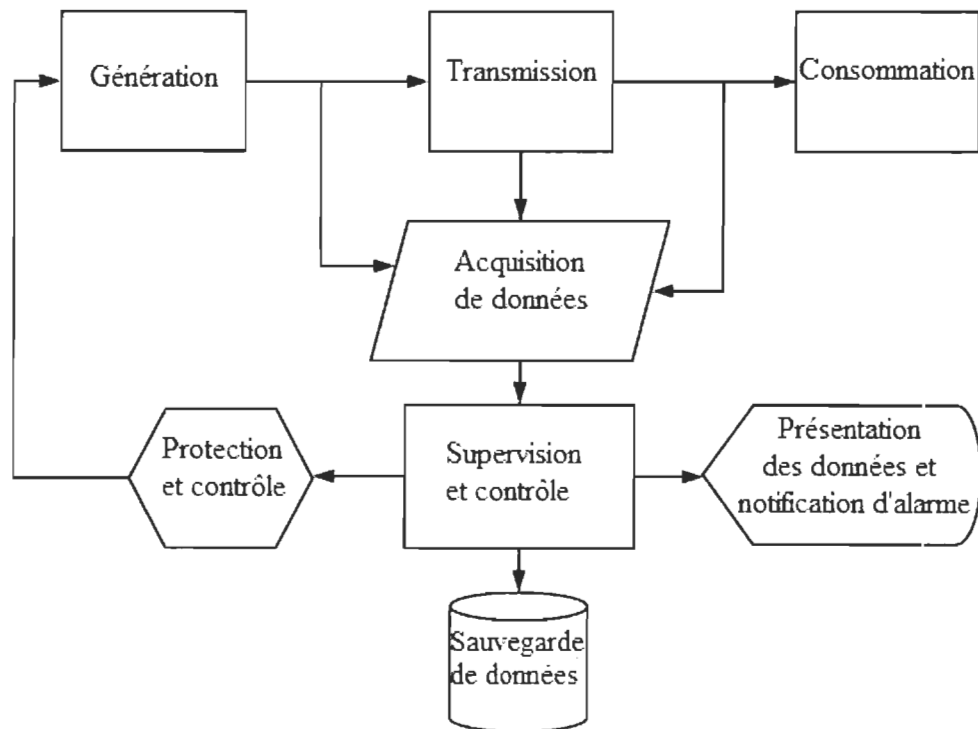


Figure 2-17 Organigramme du système de supervision

2.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'effet photovoltaïque et comment il est utilisé pour générer de l'énergie électrique grâce à l'utilisation de cellules photovoltaïques. Pour ce

dernier, nous avons vu la configuration de base, la modélisation et l'effet de différents paramètres sur la réponse de la cellule. En plus de la mise à l'échelle des cellules pour obtenir des systèmes capables de générer suffisamment d'énergie électrique pour un usage domestique ou industriel. Nous avons également vu la configuration de base des installations photovoltaïques et le schéma général des systèmes de surveillance.

Dans le prochain chapitre, nous allons présenter les défauts pouvant survenir dans l'installation photovoltaïque et un état de l'art sur le diagnostic des défauts.

Chapitre 3 - Diagnostic de défauts : État de l'Art

3.1 Introduction

Les systèmes photovoltaïques peuvent généralement être considérés comme fiables, mais en tant que processus industriel, des dysfonctionnements peuvent se produire pendant la production, ce qui peut affecter de manière significative le rendement global du système. En d'autres termes, chaque événement qui se traduit par une production d'énergie inférieure à celle attendue est considéré comme un défaut. Il est possible de classer ces défaillances en considérant différents aspects, y compris le composant qui présente la défaillance, les causes, les effets et la réponse du système. Nous allons d'abord passer à l'identification des différents défauts présentés dans le système PV.

3.2 Le système photovoltaïque et ses défauts

La configuration simple du système PV donne l'impression aux propriétaires qu'il est sans défaut et ne nécessite aucun entretien [12]. En réalité, de nombreuses inspections sur site, comme les études de 19 systèmes PV différents en Turquie [13] et plusieurs centrales photovoltaïques en Italie [14], en plus des deux centrales photovoltaïques aux États-Unis (La centrale photovoltaïque de 383 kWc à Bakersfield (figure 3-1), Californie et une centrale électrique de 1,208 MWc à Mount Holly, Caroline du Nord (figure 3-2)) qui ont été brûlées en 2009 et 2011 [15], [16], ont indiqué que la majorité des défauts du système PV nécessitent une intervention même lors du remplacement des composants. Tout événement entraînant une baisse de la production totale estimée pourrait être associé à une certaine faute. Les

défauts peuvent être classés en fonction de différents aspects, en particulier : le composant directement affecté par celui-ci, les causes, les effets et la réponse du système.



Figure 3-1 Centrale photovoltaïque de 383 kWc à Bakersfield brûlée en 2009 [16]



Figure 3-2 Centrale électrique de 1,208 MWc à Mount Holly, Caroline du Nord brûlée en 2011 [16].

Afin de classer les défauts, il est convenable de diviser le système PV en trois parties: le côté CA, le côté CC et l'onduleur entre eux.

Si une défaillance est enregistrée sur le côté CA, les sources possibles sont le déséquilibre du réseau, un problème dans la liaison avec l'onduleur ou la charge et aussi au point de raccordement [17].

L'onduleur est l'élément central du système photovoltaïque connecté au réseau et sa partie la plus faible. Des erreurs internes peuvent survenir pour différentes raisons et elles augmentent avec le vieillissement des composants. Ces défauts peuvent être liés à ses composants internes, principalement les interrupteurs, le ventilateur, le MPPT ou les varistances. La plupart des onduleurs sur le marché ont maintenant un système de détection de pannes très sophistiqué qui peut identifier le problème et générer un code d'erreur correspondant. Bien que l'onduleur ait été le composant présentant le plus grand nombre de défauts, c'est également celui qui a été amélioré grâce aux recherches sur les semi-conducteurs d'électronique de puissance. En regardant les données statistiques, il est évident que les réponses des défauts liés à l'onduleur sont celles qui diminuent le plus significativement. D'autres sources de problèmes d'onduleurs sont l'effet de surtension résultant des orages, de la commutation du réseau, du vieillissement ou des charges thermiques [16][18].

Bien que le côté CC soit celui qui présente la plus faible quantité d'échecs, il est plus compliqué d'analyser et de détecter les origines des défauts en raison du nombre de composants inclus et des caractéristiques de sortie non linéaires des panneaux photovoltaïques. Cela rend les défauts difficiles à distinguer [19]. Pour simplifier le diagnostic des défauts, une distinction doit être faite entre les défauts qui amènent à un arrêt

complet d'une chaîne entière ou de l'installation complète et ceux qui ne conduisent qu'à une réduction de la puissance produite soit temporaire ou permanente.

Parmi les facteurs qui peuvent conduire à la déconnexion totale d'un module, une chaîne ou le générateur photovoltaïque sont des problèmes survenant dans le câblage et la connexion ou le générateur comme la corrosion, la mise à la terre, le court-circuit. Autres problèmes qui peuvent survenir sont dus aux équipements de protection comme la panne des diodes ou des relais de protection [19]–[21]. D'autre part, les facteurs qui se traduisent par une diminution de la puissance produite sont principalement la dégradation ou la rupture d'une cellule ou d'un module et les phénomènes d'ombrage [22]–[26]. Les phénomènes d'ombrage peuvent être liés à la présence d'obstacles qui ne permettent pas au rayonnement solaire d'atteindre les panneaux. Un autre facteur peut être une surface sale des panneaux comme la salissure et l'enneigement [27], [28]. Le tableau 3-1 résume les principaux défauts d'un générateur photovoltaïque.

Tableau 3-1 Principaux défauts et anomalies rencontrés dans un générateur PV

Composant du système photovoltaïque	Origines des défauts et d'anomalies
Générateur PV	<ul style="list-style-type: none"> - Feuilles d'arbre, excréments, pollution, sable, neige, etc. [22]. - Détérioration des cellules, fissure, échauffement des cellules [22][23]. - Pénétration de l'humidité, dégradation des interconnexions, corrosion des liaisons entre les cellules [22]. - Modules de performances différentes [22]. - Module arraché ou cassé. - Modules court-circuités, modules inversés [22].
Câblage et Boîte de jonction	<ul style="list-style-type: none"> - Court-circuit du circuit électrique [22]. - Destruction de la liaison. - Corrosion des connexions [23]. -Rupture du circuit électrique, circuit ouvert [22].
Diode de protection (diode de bypass et diode antiretour)	<ul style="list-style-type: none"> -Destruction des diodes [23] -Absence ou non-fonctionnement de diodes -Inversion de la polarité des diodes au montage, diode mal connectée.

3.3 Méthodes de diagnostic d'un champ PV

Pour assurer la production d'énergie optimale des systèmes photovoltaïques connectés au réseau, les contrôles de performance réguliers sont nécessaires. Ils fournissent la détection et le diagnostic précoce des défauts pour éviter des pertes d'énergie et financières ultérieures. L'objectif des systèmes de diagnostic est de fournir des informations sur la source de défaillance la plus probable. Il existe actuellement des méthodes industrialisées et d'autres proposées dans la littérature. On peut distinguer deux catégories de méthodes de diagnostic: les méthodes basées sur l'analyse de courant et de tension appelées méthodes électriques et les méthodes basées sur l'analyse d'autres variables nommées méthodes non électriques.

3.3.1 Méthodes non électriques

Il existe plusieurs méthodes non électriques, destructives ou non destructives, pour diagnostiquer les défauts. On peut citer comme méthodes: les essais mécaniques de flexion [29], l'imagerie par photoluminescence [30] et électroluminescence [31] et les tests de thermographie[14].

L'imagerie thermique infrarouge est la méthode la plus utilisée dans l'industrie. Elle est basée sur la capture du rayonnement spectral infrarouge émis par les modules PV et également les composants électriques sous un rayonnement adéquat à l'aide de caméras spéciales. L'inspection thermique peut être réalisée en prenant des images infrarouges à haute définition par soit les travailleurs sur place en marchant, en utilisant une grue, en utilisant des drones (véhicules aériens sans pilote), ou en utilisant des images satellites [13], [14], [32]. En examinant la distribution de la température aux niveaux des modules PV ou les composants électriques, des anomalies (si elles ont eu lieu) peuvent être localisées. Les défauts les plus courants constatés par cette méthode sont : diodes de protection ou fusibles ou disjoncteurs surchauffés ou endommagés (figure 3-3 (a)), points chauds sur les modules photovoltaïques en raison de défauts de fabrication ou de dégradation (figure 3-3 (b)), modules ou chaînes ne fonctionnant pas ou inversement connectés (figure 3-3 (c)), câbles et points d'interconnexion anormalement chauffés (figure 3-3 (d)) [13].

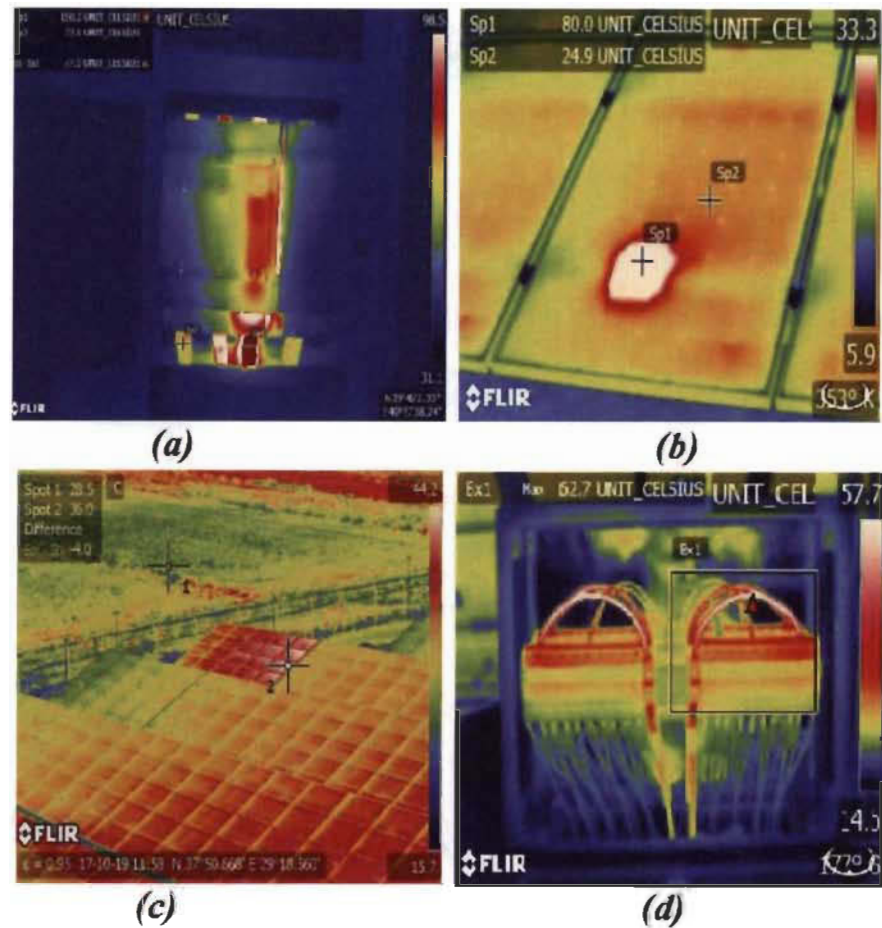


Figure 3-3 Quelques exemples de la localisation de défauts par la caméra thermique [13].

3.3.2 Méthodes électriques

Les méthodes électriques sont basées sur l'acquisition et l'analyse des données du système PV. Les données peuvent être collectées au niveau des modules, des chaînes, des générateurs ou au niveau des onduleurs. Les données au niveau de l'onduleur étant les plus utilisées et les plus rentables. Les courants, tensions et fréquences sur les côtés CA et CC de l'onduleur PV, en plus des données météorologiques telles que la température ambiante et l'ensoleillement du site sont capturés à l'aide de capteurs spécifiques (sonde de température et cellule de référence ou pyranomètre). Les informations sont ensuite traitées localement ou à distance

sur une ou plusieurs installations. Il existe plusieurs méthodes électriques qui peuvent être classées selon les types suivants :

- Analyse des caractéristiques I-V;
- Analyse des pertes de puissance;
- Approches basées sur le traitement du signal et les statistiques;
- Méthodes basées sur des mesures de tension et de courant;
- Méthodes d'intelligence artificielle et d'apprentissage automatique;

3.3.2.1 Analyse des caractéristiques I-V

Le champ photovoltaïque peut être décrit par sa caractéristique courant/tension statique (caractéristique I-V). La modification d'une telle caractéristique peut être attendue en cas de changement de l'état du champ PV provoqué par un changement des conditions de fonctionnement (ensoleillement et température) ou par l'apparition d'un ou plusieurs défauts sur le terrain. Stellbogen [33] a d'abord introduit une méthode basée sur l'analyse des caractéristiques courant-tension pour la détection des défauts dans les systèmes photovoltaïques. Cette méthode est basée sur la comparaison des paramètres électriques attendus et réels obtenus à partir des caractéristiques I-V, et peut identifier différents défauts, en particulier les problèmes de déconnexion. La nature des caractéristiques I-V ne peut pas toujours détecter la présence de défauts, d'où Miwa et al. [34] ont proposé une méthode basée sur des caractéristiques I-V différentielles, c'est-à-dire des courbes (dI/dV), qui sont efficaces pour détecter la baisse de la production d'électricité. Daliento et al. [35] ont analysé la première et la deuxième dérivation de la courbe I-V afin de détecter d'éventuels défauts dans la résistance série et la diode de dérivation.

Chao et al. [36] ont proposé une méthode basée sur la fonction de corrélation étendue et le modèle élément-matière pour identifier certains défauts dans un petit système PV et les résultats indiquent qu'il peut détecter les types de dysfonctionnements correctement et rapidement. Kaplanis et al. [37] ont calculé le facteur de forme, R_s et R_{sh} pour les caractéristiques I-V sur la base de la lumière incidente, l'analyse de ces indicateurs donne une indication de la dégradation du module dans le temps. Le travail effectué par Kang et al. [38] ont présenté une nouvelle méthode pour diagnostiquer la baisse de la puissance de sortie dans les panneaux photovoltaïques, basée sur l'ajustement de la relation I-V en utilisant des filtres de Kalman. Cette méthode peut être utilisée pour détecter des défauts d'ombrage partiels.

Tina et al. [39] ont proposé une méthode basée sur l'estimation et la comparaison des paramètres clés d'un module PV. Les paramètres calculés sont utilisés pour détecter les défauts à long terme (par exemple vieillissement, semelle, délaminage, etc.), et pour construire une référence de courbe I-V quand un défaut inattendu se produit (par exemple ombrage, diode de panne, etc.). Chine et al. [40] ont proposé une technique automatique simple pour le diagnostic des défauts dans les panneaux PV, basée sur l'analyse des anomalies observées sur la caractéristique I-V. Les résultats démontrent que la technique fonctionne bien et identifie avec précision les classes de défauts étudiées liées aux problèmes de connexion, aux diodes ombrées et aux pannes.

Hu et al. [41] ont introduit une méthode de diagnostic de panne de générateur photovoltaïque en ligne à faible coût avec des emplacements de capteurs de tension optimisés. Rezgui et al. [42] ont introduit un nouvel algorithme de détection de défauts capable de modéliser les modules PV en un fonctionnement sain et défectueux et de détecter les défauts de court-circuit, de circuit ouvert, d'impédance et de polarité inversée.

Hachana et al. [43] ont développé un outil de diagnostic pour la construction de systèmes PV intégrés, basé principalement sur une table de consultation, en analysant les caractéristiques I-V. La diode de dérivation, l'effet d'ombrage, les scénarios de défauts de sous-chaîne déconnectés et court-circuités ont été étudiés. L'efficacité du système est augmentée en utilisant un onduleur centralisé. Wang et al. [44] ont utilisé la technique d'optimisation des essaims de particules modifiées pour extraire les paramètres intrinsèques des caractéristiques dynamiques de I-V, puis l'ont utilisée pour détecter les modules PV fissurés. Selon les auteurs, le concept proposé permet l'évolutivité et la télédétection sans modifier l'infrastructure existante [45].

Comme mentionné, l'utilisation de la caractéristique I-V pour détecter et localiser les défauts a été réalisée dans de nombreux travaux. D'autre part, l'analyse dans le sens opposé a été réalisée par de nombreuses autres études. Une telle analyse consiste à étudier l'impact des différents défauts (dans la cellule, le module, la chaîne et le champ) sur les performances du champ PV et sa caractéristique I-V.

3.3.2.2 Analyse des pertes de puissance

Les systèmes de surveillance affichent et comparent graphiquement les valeurs de la puissance réelle et simulée pour renvoyer les paramètres de performance, les rendements et les pertes du système PV. La puissance simulée est calculée à l'aide d'un modèle de simulation qui estime la puissance attendue comme la puissance que l'installation PV devrait produire dans certaines conditions météorologiques. Une fois la puissance estimée calculée, elle doit être comparée à la puissance réelle (mesurée). La différence entre ces deux valeurs représente les pertes dans le système. Quatre facteurs ont été établis par le programme de

système d'énergie photovoltaïque de l'Agence internationale de l'énergie (AIE) et ils sont le rendement de référence, le rendement du réseau, le rendement final et le rapport de performance. Le rapport de puissance est des types suivants: pertes de capture, pertes de système, pertes de capture thermique et pertes de capture diverses. En utilisant les pertes, nous pouvons détecter si le défaut s'est produit ou non et en utilisant le rapport de performance, c'est-à-dire le rapport actuel et le rapport de tension. Nous pouvons aussi détecter un défaut particulier et son emplacement [46].

Dans le travail de Chao et al. [36], l'ampleur de la baisse de la puissance produite a été évaluée. En fonction de l'amplitude de la chute et des conditions de fonctionnement correspondantes (ensoleillement et température), le nombre de chaînes et le nombre de modules par chaîne défaillants peuvent alors être détectés. Dans [19], Chouder et al. ont proposé une procédure de supervision automatique et de détection de défauts, qui permet d'identifier les modules ou chaînes défectueux, l'ombrage partiel, le vieillissement et les erreurs MPPT. Il est basé sur l'analyse des pertes de puissance présentes dans le côté DC du générateur photovoltaïque et les pertes de capture (différence entre la référence et le rendement du générateur). Deux types de pertes par capture ont été introduits: les pertes par capture thermique et divers.

Solórzano et Egido, ont proposé dans [47] une procédure de diagnostic des défauts dans les systèmes PV avec MPPT distribué au niveau du module, optimiseurs de puissance DC-DC ou micro-onduleurs DC-AC. Il peut distinguer de nombreux défauts, notamment l'ombrage des objets fixes, les points chauds, la dégradation, la saleté et les pertes de câbles. La méthode a été vérifiée expérimentalement. D'autre part, Stauffer et al. [48] sont venu avec une méthode simple et rentable basée sur la comparaison continue de la puissance

mesurée avec celle simulée puis sur un indicateur de défaut si un écart est constaté, mais sans identifier le type de défaut ou son emplacement. Une autre étude réalisée par Dhimish M. et Holmes V. [49] ont proposé un algorithme pour détecter plusieurs défauts à l'aide de deux indicateurs de rapport de puissance et de rapport de tension afin de déterminer le type de défaut, l'heure et l'emplacement où ce défaut s'est produit dans le système PV. La méthode est également basée sur une analyse statistique de données et de seuils théoriques [45].

3.3.2.3 Approches basées sur le traitement du signal et les statistiques

Les méthodes de traitement du signal sont principalement basées sur l'analyse des signaux d'onde; par exemple, la réflectométrie dans le domaine temporel (TDR), le TDR à spectre lancé (SSTDR) et la mesure de la capacité de la terre (ECM) sont des méthodes populaires utilisées pour détecter et localiser les défauts dans les systèmes photovoltaïques. La réflectométrie consiste à envoyer un signal dans le système ou le milieu à diagnostiquer. Ce signal se propage selon la loi de propagation du milieu étudié et lorsqu'il rencontre une discontinuité, une partie de son énergie est renvoyée vers le point d'injection. L'analyse du signal réfléchi permet de déduire des informations sur le système ou le milieu considéré [50].

Schirone et al. [51][52] ont utilisé l'analyse de la forme d'onde résultante de la tension de sortie après avoir appliqué une excitation pulsée à une chaîne PV. La méthode a pu détecter les ruptures du circuit, les défauts d'isolement, les anomalies de câblage dans les chaînes, y compris les circuits ouverts et la polarité inversée. Takashima et al.[53][54][55] ont proposé plusieurs méthodes basées sur le TDR et l'ECM pour déterminer et localiser certains défauts dans un générateur photovoltaïque. L'ECM détecte les positions de déconnexion entre les

modules de la chaîne, tandis que le TDR détecte la position du défaut de dégradation, comme l'augmentation de la résistance de shunt entre les modules.

Johnson et coll. [56][57] ont proposé un système composé d'un analyseur de réponse en fréquence afin de mesurer la propagation de radiofréquences (RF) à travers des panneaux photovoltaïques pour différentes intensités lumineuses. Les fréquences de détection recommandées sont inférieures à 100 kHz basé sur les effets des radiofréquences sur les systèmes PV. Il a été testé et son efficacité a été démontrée par Corporation Eaton (EC) et Laboratoire Nationale de Sandia (SNL) pour la détection d'arcs photovoltaïques.

Dini et al. [58] ont proposé une technique qui peut être utilisée pour détecter et interrompre les défauts d'arc dans les circuits de source et de sortie PV à courant continu. Le défaut d'arc détecté résulte du non-fonctionnement des composants du système. Il-Song [59], [60] a proposé une méthode de détection de défaut utilisant la transformée en ondelettes (WT) qui utilise des calculs simples pour diagnostiquer avec précision les défauts. Wangand et Balog [61], ont utilisé la transformée de Fourier rapide (FFT) pour détecter les défauts d'arc et les ont validés expérimentalement avec de bons résultats. La méthode s'est avérée moins significative que la transformée en ondelettes, en particulier le problème de définition d'un seuil de défaut d'arc.

Garoudja et al. [62] ont développé une méthode statistique nommée graphique à moyenne mobile exponentiellement pondérée (EWMA) pour étudier les défauts suivants: court-circuit, circuit ouvert et ombrage dans les systèmes PV. La même méthode a été améliorée pour les multivariés (MEWMA) et appliquée par Harrou et al.[63] pour la détection et l'identification des défauts côté DC du système PV. Les méthodes ont été testées pour un système PV et ont montré des résultats intéressants [45].

3.3.2.4 Méthodes basées sur des mesures de tension et de courant

Zhao et al. [46] ont développé un modèle d'apprentissage semi-supervisé basé sur des graphiques pour la détection et la classification des défauts dans les panneaux photovoltaïques. Le modèle d'apprentissage proposé peut détecter correctement les défauts de ligne à ligne et les défauts de circuit ouvert.

Silvestre et al. [64] ont défini de nouveaux indicateurs de courant et de tension (nommés: NRc et NRv) ainsi que les seuils pour les deux paramètres afin d'identifier les défaillances de la chaîne PV et de l'onduleur. Selon les auteurs, la méthode proposée peut identifier les chaînes défectueuses et les modules contournés simplement, mais efficacement tout en considérant le nombre minimum de capteurs et minimise le système de surveillance et de supervision, qui peut être effectué en temps réel par l'onduleur lui-même.

Gokmen et al. [65] ont proposé une méthode pour détecter le nombre de défauts de circuit ouvert et de court-circuit, et les différencier entre eux et la condition d'ombrage partiel basée sur la mesure de la tension de fonctionnement de la chaîne PV et de la température ambiante. La méthode a été mise en œuvre sur un générateur photovoltaïque et les résultats ont montré que l'algorithme est capable d'identifier la panne réelle du système avec une forte probabilité.

Chen et Wang [66] ont mis au point une méthode adaptative de localisation rapide des défauts basée sur la puissance et la tension mesurées. Les défauts étudiés sont les défauts de ligne, les défauts de terre et l'ombrage. La méthode ne nécessite pas d'équipement supplémentaire, mais peut localiser un défaut jusqu'au niveau de chaîne PV. Dhar et al. [67] ont proposé une nouvelle détection rapide basée sur le courant différentiel et une estimation

précise de l'emplacement des défauts. La méthode est principalement utilisée pour l'identification des défauts d'arc [45].

3.3.2.5 Méthodes d'intelligence artificielle et d'apprentissage automatique

Au cours de la dernière décennie, les techniques d'intelligence artificielle ont prouvé leur capacité de modélisation, de contrôle, de prédiction et de prévision dans les systèmes PV [68]. Plusieurs articles ont été écrits et de nombreuses méthodes basées sur l'intelligence artificielle continuent d'être examinées pour la détection et le diagnostic des défauts.

En examinant les articles sur la méthode de la logique floue, Spataru et al. [69] ont proposé et validé expérimentalement une méthode de diagnostic capable de détecter une augmentation de la résistance de shunt R_s basée sur des classificateurs à logique floue. Les résultats ont montré un bon taux de détection sur une large gamme de niveaux d'irradiance et la présence de différentes tailles et motifs d'ombres partielles. Spataru et al. [70] a également introduit une méthodologie de diagnostic basée sur la logique floue. Il tire parti de la capacité de mesure I-V de l'onduleur lui-même pour effectuer le diagnostic de défaut. Il peut être utilisé pour détecter un ombrage partiel, une augmentation des pertes de résistance en série et une dégradation dans les systèmes PV. Belaout et al. [71] ont développé une technique de logique floue capable de distinguer les défauts de modules PV les plus fréquents, tels que l'augmentation des pertes en série, les défauts de diodes de dérivation et de blocage avec une bonne précision (90–98 %). Dhimish et al. [72][73] ont développé une méthode basée sur l'analyse théorique des courbes I-V et le système de classification à logique floue pour la

détection des défauts côté DC d'un système GCPV de 1,1 kWc. Le défaut étudié est un effet d'ombrage partiel dans les modules PV. Le taux de classement est supérieur à 98%.

Concernant la technique du réseau de neurones artificiels (ANN), Li et al. [74] l'ont implémenté pour le diagnostic des défauts dans un système PV connecté au réseau. Différents défauts liés au fonctionnement des appareils de puissance ont été identifiés. Syafaruddin et al. [75] ont également utilisé cette technique pour localiser avec précision le défaut de court-circuit dans le module PV. Chao et al. [76] ont combiné ANN avec un modèle d'élément de matière pour construire une méthode intelligente de diagnostic des défauts examinée sur un système photovoltaïque de 3,15 kW. Les résultats de simulation montrent que les types de dysfonctionnements peuvent être détectés rapidement et précisément avec une consommation de temps et de mémoire réduite.

Mohamed et al. [77] ont présenté un algorithme génétique basé sur ANN pour diagnostiquer et réparer dynamiquement les systèmes PV. Il peut détecter les défauts de court-circuit, de circuit ouvert et de dégradation. Chine et Mellit [78][79] ont combiné une approche de seuil de signal et ANN. La première technique isole les failles qui ont différentes combinaisons d'attributs; tandis que l'approche basée sur ANN détecte et distingue les défauts d'effets similaires. En utilisant les paramètres caractéristiques I-V et le niveau d'éclairement énergétique et la température des cellules, la technique conçue détecte et identifie avec précision les catégories de défauts étudiées dans la chaîne PV. Les défauts concernés sont les défauts de boîte de jonction, les défauts de diode de dérivation, l'ombrage partiel et le défaut de chaîne déconnectée.

Mekki et Mellit [80] ont utilisé ANN pour estimer le courant et la tension photovoltaïques de sortie dans des conditions de travail variables. Ils ont donc introduit une

technique qui peut localiser et identifier correctement les différents types de défauts dans des conditions partiellement ombragées. La méthode de diagnostic conçue utilise uniquement l'irradiance solaire, la température du module PV et le courant et la tension du générateur photovoltaïque comme entrées. Karmacharya et al. [81] ont combiné ANN et transformée en ondelettes pour développer une méthode de détection des défauts pour les systèmes PV non mis à la terre. Il est capable de détecter et localiser les fautes de terre et les défauts de ligne à ligne dans les panneaux photovoltaïques. Même avec des mesures bruyantes et des changements dans les conditions de fonctionnement, les résultats de tests ont démontré la précision et la robustesse des performances de la méthode de détection des défauts.

La machine à vecteurs de support (SVM) et les méthodes des k plus proches voisins (kNN) ont été utilisées conjointement par Rezgui et al. [82] afin d'augmenter le pourcentage pour localiser exactement le défaut. Les auteurs ont proposé un algorithme de diagnostic des défauts utile pour détecter les défauts de court-circuit, de blocage et de dérivation des diodes dans les modules PV. Il présente un taux de classification élevé avec un taux de classification d'erreur faible compris entre 0,36 et 0,55 %.

D'autres techniques d'intelligence artificielle ont été utilisées pour la détection des défauts. Coleman et Zalewski [83] ont établi une plate-forme pour valider les lectures des capteurs et les cartographier à un réseau de croyance bayésienne (BBN) qui est conçu pour raisonner intelligemment sur les causes potentielles des défauts détectés. Chao et al. [84] ont utilisé une méthode de diagnostic de panne du réseau neuronal d'extension (ENN) pour déterminer si le système de production d'énergie photovoltaïque fonctionne normalement ou si une panne s'est produite. La méthode utilise comme entrées l'irradiation solaire et la température des modules photovoltaïques, en plus des caractéristiques capturées par le

système de production d'énergie photovoltaïque, fournit des données en temps réel et un diagnostic de défauts. Chen et al. [85] ont développé une nouvelle approche de diagnostic des défauts basée sur l'utilisation de courbes I-V et la machine d'apprentissage extrême basée sur le noyau. Cette méthode est capable de détecter et de classer les défauts de dégradation, de circuit ouvert, de court-circuit et d'ombrage partiel avec une grande précision [45].

3.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différents défauts pouvant affecter le système PV. Nous avons également présenté les différentes méthodes utilisées industriellement ou dans la littérature pour la détection et le diagnostic du dysfonctionnement affectant le générateur photovoltaïque. L'intelligence artificielle et les méthodes d'apprentissage de la machine ont de plus en plus de mérite dans le domaine de la détection de défaut. Certaines méthodes seront présentées et la méthode sélectionnée sera discutée dans les chapitres suivants.

Chapitre 4 - Modélisation de la centrale photovoltaïque

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous exposerons d'abord la structure de la centrale photovoltaïque qui a fourni les données utilisées pour notre simulation. Puis nous passerons à la partie modélisation du champ photovoltaïque en identifiant tous les paramètres des modules PV à l'aide de l'algorithme non linéaire d'optimisation de Levenberg-Marquardt, En utilisant Matlab / Simulink en conjonction avec Toolbox SimPowerSystem, le modèle physique du champ PV est généré et validé avec les données réelles fournies. Ensuite, nous générons une base de données des différents scénarios de pannes considérés.

4.2 Description de l'installation photovoltaïque physique

Les données utilisées pour ce projet ont été obtenues sur la base de la centrale photovoltaïque connectée au réseau électrique installé au Centre de Développement des Énergies Renouvelables (CDER, Alger, Latitude:36°8 N, Longitude:3°15 E). Ce projet fait partie d'une coopération entre l'Agence Internationale de Coopération Espagnole (AECI) et le CDER. Il est considéré comme le premier système photovoltaïque expérimental connecté au réseau en Algérie [86].

Ce système photovoltaïque connecté au réseau est composé de trois sous-systèmes identiques connectés chacun à une phase distincte du réseau électrique basse tension. Chaque sous-système est composé d'un champ photovoltaïque de 3,18 kWc contenant 30 modules ISOFOTON 106W. Les modules sont disposés en deux chaînes parallèles de 15 modules en

série. Le champ photovoltaïque est ensuite connecté à un onduleur monophasé de 2,5 KW (Fronius IG30). Chaque onduleur est connecté au réseau électrique via un compteur d'énergie bidirectionnel comprenant les protections nécessaires [87]. Les principales caractéristiques électriques du générateur photovoltaïque et de l'onduleur sont présentées respectivement dans les tableaux 4-1 et 4-2.

Tableau 4-1 Caractéristiques électriques du module et générateur PV

Paramètres	V _{co} (V)	I _{cc} (A)	V _{mpp} (V)	I _{mpp} (A)	P _{mpp} (W)
Module PV	21.6	6.54	17.4	6.1	106
Générateur PV	324	13.08	261	12.2	3180

Tableau 4-2 Caractéristiques électriques de l'onduleur Fronius IG30

Paramètres	P _{AC} (W) Nominale	Plage de V _{mpp} (V)	Efficacité (%)	Range de V _{AC} (V)	Gamme de fréquences (Hz)
Valeur	2500	150-400	92.7-94.3	195-253	49.8-50.2

Afin de surveiller le système photovoltaïque et d'obtenir ses données, un système a été mis en place. Un ensemble de capteurs connectés à des circuits de conditionnement permet d'acquérir les mesures des grandeurs influant sur la production de l'installation photovoltaïque surveillée. L'éclairage et la température sont les variables météorologiques collectées tandis que le courant et les tensions des circuits CC et CA sont les variables électriques.

Les mesures de l'éclairage sont réalisées à l'aide d'une cellule photovoltaïque de référence. Elle est court-circuitée avec une résistance shunt puis le courant est mesuré.

Comme l'éclairement est proportionnel à ce courant, la valeur de l'éclairement en watts par mètre carré est obtenue. Un thermocouple de type k (Nickel chrome / nickel allié) a été utilisé pour obtenir les mesures de température.

Afin de mesurer la tension V_{pv} qui peut atteindre 300 V, un diviseur de tension est utilisé pour éliminer la possibilité de surtension dans le système de mesure. Pour la tension V_{ac} , son image à la sortie d'un transformateur est capturée à l'aide d'un capteur à effet Hall. De plus, pour les courants continu et alternatif, deux capteurs à effet Hall ont été utilisés. Le tableau 4-3 fournit des informations sur la précision des capteurs utilisés dans la supervision du système photovoltaïque.

Tableau 4-3 Paramètres des capteurs utilisés

Variable mesurée	Capteur	Précision
G	– Cellule de référence – $I_{sc} = 3.42A$ à $1000Wm^{-2}$	$\pm 70 mWm^{-2}$
T	Thermocouple de type K	$\pm 1^{\circ}C$
V_{pv}	Diviseur résistif	$\pm 25 mV$
V_{AC}	Adaptateur AC	$\pm 0.64 V$
I_{pv}	Effet Hall	$\pm 0.25 mA$
I_{AC}	Effet Hall	$\pm 53 mA$

Les signaux mesurés provenant des capteurs sont ensuite connectés et conditionnés via une station d'acquisition de données (Agilent 34970A). Enfin, le processus de surveillance est effectué par le logiciel LabVIEW [86]. L'assemblage du sous-système photovoltaïque et du système de surveillance est illustré à la figure 4-1.

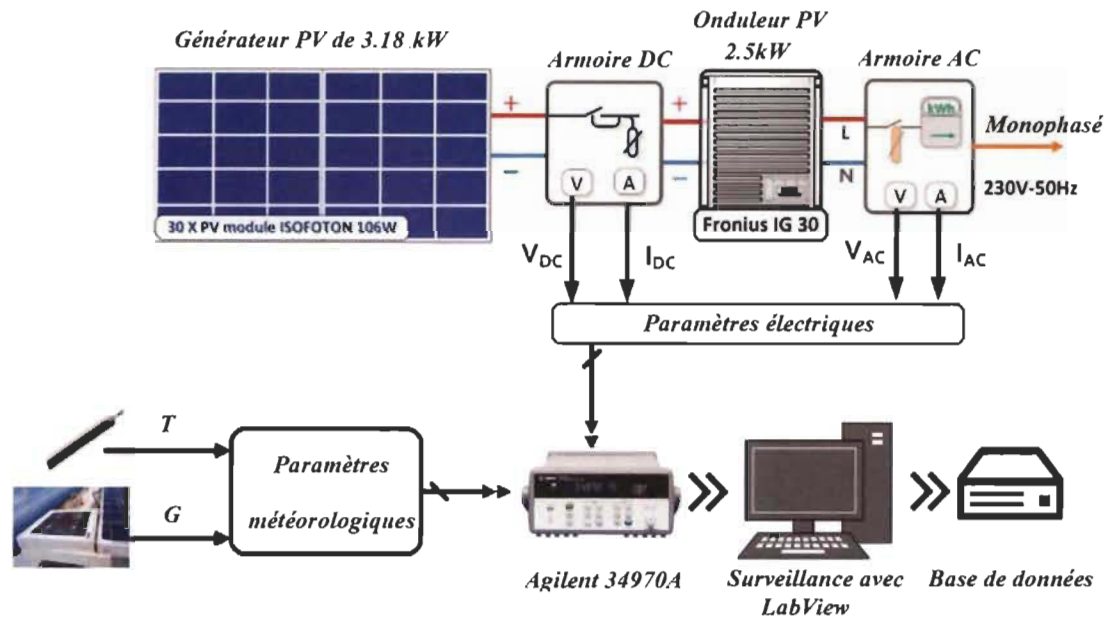


Figure 4-1 Synoptique du système connecté au réseau et du système de surveillance installé au CDER [87]

4.3 Modélisation du champ photovoltaïque

Afin d'atteindre l'objectif de détection et de diagnostic des défauts dans un système photovoltaïque, en particulier la partie DC du système qui nous concerne, une base de données contenant les différentes réponses du système aux différentes entrées méthodologiques et tenant compte des différentes conditions de fonctionnement du système doit être établie. L'obtention de cette base de données à partir d'un système réel avec toutes les conditions possibles pourrait être longue et consommatrice de matériel et économiquement coûteux, c'est pourquoi un modèle de simulation pourrait être extrait et validé à l'aide de certaines données de mesure disponibles.

4.3.1 Modélisation du module photovoltaïque

Sur la base du chapitre des connaissances générales, la courbe caractéristique I-V peut être utilisée pour donner les informations nécessaires concernant la situation du module photovoltaïque et en la mettant à l'échelle, nous pouvons obtenir l'état général de la chaîne et du champ et déduire la présence ou l'absence des anomalies. Il existe différents modèles pour obtenir la caractéristique I-V du module photovoltaïque, l'un des modèles simples et puissants est le modèle à une diode (ODM) [88]. Ce modèle a été utilisé pour sa simplicité et son efficacité dans la représentation de la courbe caractéristique du module PV. Les paramètres du modèle ont été optimisés et validés à l'aide de mesures réelles, comme indiqué dans les sections suivantes.

Ce modèle représenté par la figure 4-2 contient une source de courant (I_{ph}) qui représente l'illumination reçue par la cellule et une diode pour modéliser la jonction P-N de la cellule. La résistance série (R_s) et la résistance shunt (R_{sh}) représentent l'état non idéal de la cellule [89]. La résistance série représente la résistivité du matériau avec lequel est fabriquée la cellule, la résistance de contact entre métal et semi-conducteur et la résistance d'interconnexion entre cellules. La résistance parallèle représente tous les chemins traversés par le courant de fuite, que ce soit en parallèle de la cellule ou au bord d'elle-même. Ils résultent généralement des dommages dans le cristal ou d'impuretés dans/à côté de la jonction [90].

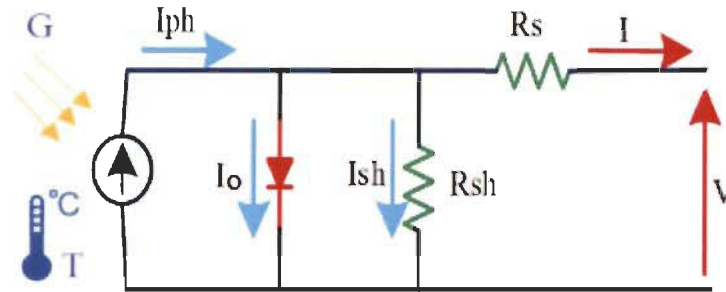


Figure 4-2 Modèle à une diode

4.3.1.1 Équations analytiques du modèle pour le module photovoltaïque

La relation analytique entre le courant (I) et la tension (V) d'un module PV est donnée comme suit [91] :

$$I = I_{ph} - I_0 \left(e^{\frac{q(V + R_s \cdot I)}{n \cdot K \cdot T}} - 1 \right) - \frac{V + R_s \cdot I}{R_{sh}} \quad (4.1)$$

L'équation (4.1) est une fonction de deux inconnues (I et V) et contient cinq paramètres qui déterminent la précision du modèle ODM (I_{ph} , I_0 , n , R_s et R_{sh}).

I (A) : courant fourni par la cellule;

V (V) : tension aux bornes de la cellule;

I_{ph} (A) : courant de court-circuit du module dépendant de l'ensoleillement et de la température;

I_0 (A) : courant de saturation inverse de la diode;

n : facteur d'idéalité de la diode (1 à 2);

R_s (Ω) : résistance série du module PV;

Rsh (Ω) : résistance de shunt du module PV;

Les constantes de l'équation sont : K (J/K) est la constante de Boltzmann ($1.380 \cdot 10^{-23}$ J/K); T (K) est la température effective du module et q est la charge de l'électron ($1.602 \cdot 10^{-19}$ C).

Le courant I_{ph} d'un module photovoltaïque varie en fonction de sa température T , l'ensoleillement G et le coefficient de température du courant de court-circuit b . En faisant référence au courant I_{ph0} ($I_{ph0} = 6.6$ A pour ISOFOTON 106W) mesuré à la condition de test standard donnée par la norme internationale IEC60904-3 ($G_0 = 1000$ W/m² et $T_0 = 25$ °C), le courant I_{ph} pour un ensoleillement et une température donné peut être calculé par l'expression (4.2) [91]

$$I_{ph} = \frac{G}{G_0} [I_{ph0} + b (T - T_0)] \quad (4.2)$$

Le courant de saturation inverse de la diode I_0 dépend de la température T et de la largeur de bande d'énergie du matériel E_g du module photovoltaïque. E_g est la bande d'énergie et elle est égale à 1.12 eV pour le cristal de type silicium. L'expression du courant de saturation inverse I_0 est très compliquée et certains paramètres physiques ne sont pas disponibles. Cependant, on peut le calculer en faisant référence au courant de saturation inverse à une température de référence donnée. Le rapport de ces deux courants est donné dans l'expression (4.3) [91] [92]:

$$I_0 = I_{0,ref} \left(\frac{T}{T_0} \right)^3 * \exp \left[\left(\frac{q \cdot E_g}{n \cdot K} \right) \left(\frac{1}{T_0} - \frac{1}{T} \right) \right] \quad (4.3)$$

$I_{0,ref}$ est le courant de saturation inverse à la température T_0 [$1.1 \cdot 10^{-5}$ A].

En remplaçant les paramètres donnés par le constructeur dans les équations (4.1), (4.2) et (4.3), on obtient un vecteur de quatre paramètres inconnus **[n Rs Rsh b]**. Ces paramètres doivent être estimés, appariés et validés sur la base des données collectées des modules photovoltaïques installés sur site. De nombreuses méthodes d'estimation de paramètres ont été introduites et utilisées dans la littérature, certains sont basés sur des algorithmes classiques, d'autres sur des algorithmes d'adaptation de courbe et d'autres sur l'intelligence artificielle [92], etc.

4.3.1.2 Estimation des paramètres du modèle pour le module photovoltaïque

Le logiciel Matlab / Simulink fournit un outil d'estimation des paramètres (SIMULINK -> Analyse -> estimation des paramètres) et nous l'avons utilisé afin d'identifier le vecteur à cinq paramètres. L'algorithme utilisé est Levenberg-Marquardt. La fonction de coût utilisée pour cet algorithme est la somme carrée minimale de la fonction non linéaire d'erreur $f(x)$, où x est le vecteur de paramètre à identifier **[n Rs Rsh b]**. La fonction d'erreur $f(x)$ est donnée dans notre situation basée sur l'équation (4.1) par l'équation (4.4)

$$f(x) = \left[Iph - I_0 \left(e^{\frac{q(V+Rs \cdot I)}{n \cdot K \cdot T}} - 1 \right) - \frac{V+Rs \cdot I}{Rsh} \right] - I \quad (4.4)$$

La fonction de coût correspond à un problème d'optimisation qui consiste à trouver la valeur de x pour que le carré de la fonction d'erreur non linéaire soit le plus petit possible. Il est formulé comme (4.5) :

$$\min_x \|f(x)\|^2 = \min_x (f_1(x)^2 + f_2(x)^2 + f_3(x)^2 + \dots + f_n(x)^2) \quad (4.5)$$

Où les nombres 1,2... n représentent les données de courant et de tension **V** sont obtenues correspondant aux conditions de température **T** et d'éclairement **G**.

Le processus d'estimation des paramètres pour le vecteur inconnu **[n Rs Rsh b]** est donné par la figure 4-3. Tout d'abord, un module photovoltaïque de référence de l'ISOFOTON 106W est connecté au dispositif PVPM [87]. Cet appareil permet de mesurer la courbe I-V statique des modules photovoltaïques. Ensuite, les points de mesure du courant **I** et de la tension **V** [87] obtenus en plus de la température **T** et de l'éclairement **G** sont remplacés dans l'équation de $f(x)$ (4.4) implémenté sur la représentation du modèle physique de la description du module ISOFOTON construite par SimPowerSystems dans Simulink. Après cela, nous utilisons l'outil d'estimation des paramètres dans Simulink avec la sélection de l'algorithme d'optimisation non linéaire comme Levenberg-Marquardt et la fonction de coût comme l'erreur minimale au carré. Ensuite, avec l'utilisation de deux résultats expérimentaux obtenus à partir de l'équipement PVPM dans les deux conditions ($G_1 = 890,57 \text{ W/m}^2$ et $T_1 = 50,78 \text{ °C}$) et ($G_2 = 575,01 \text{ W/m}^2$ et $T_2 = 34,79 \text{ °C}$) nous lançons le processus d'estimation et la valeur du vecteur **[n Rs Rsh b]** est obtenue. Enfin, nous validons notre modèle en le comparant à d'autres mesures obtenues à l'aide du dispositif PVPM.

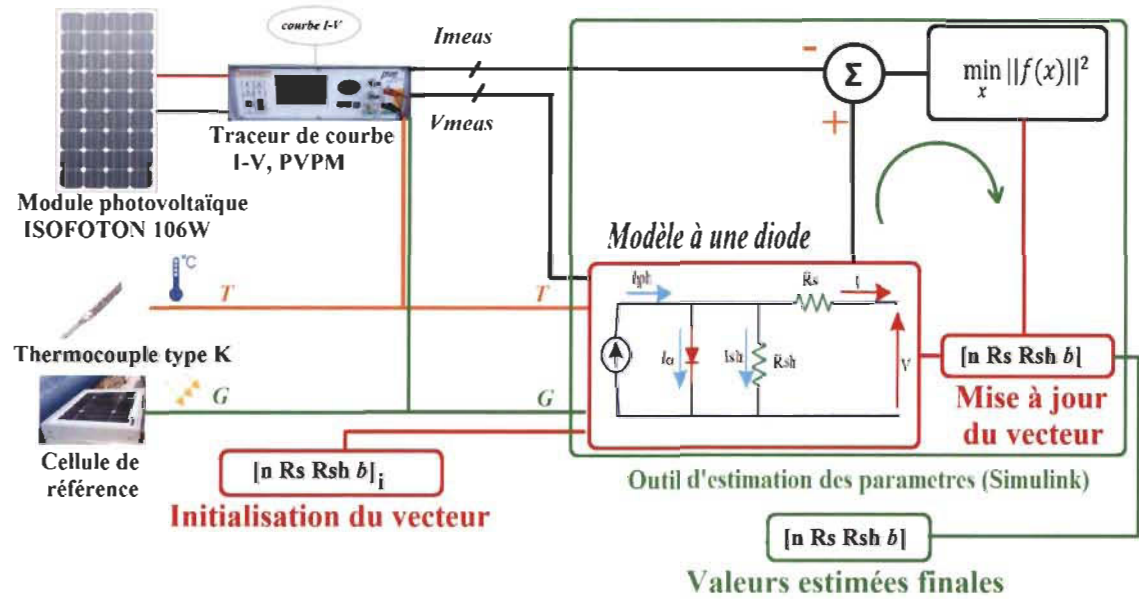


Figure 4-3 Processus d'estimation des paramètres du modèle ODM

Comme mentionné précédemment, nous avons utilisé la représentation physique via SimPowerSystems dans Simulink pour notre simulation du module PV. Le module PV étudié ISOFOTON 106 W est composé de deux ensembles parallèles de 36 cellules PV en série, chaque ensemble ayant sa propre diode de dérivation. la figure 4-4 montre la représentation de l'ODM pour le module PV concerné.

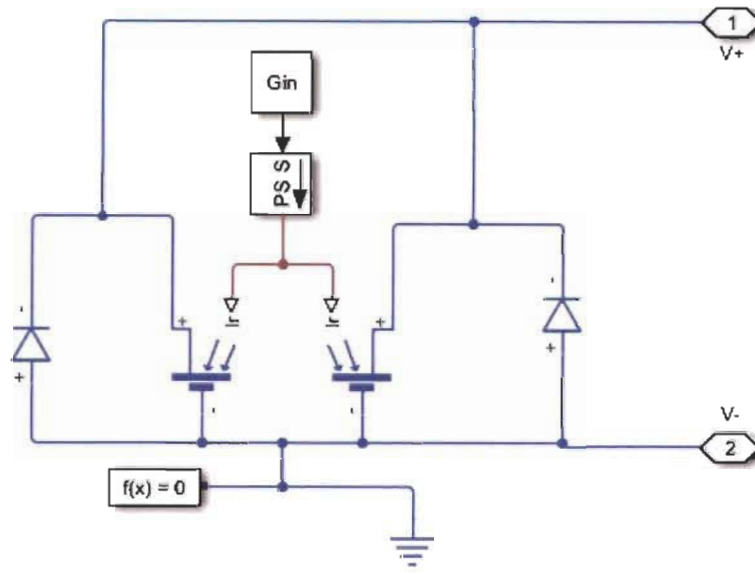


Figure 4-4 Représentation de l'ODM pour le module PV ISOFOTON 106 W

Le bloc de cellules solaires de SimPowerSystems est un modèle à deux diodes de la cellule PV, il est donné par les équations (4.6), (4.7) et (4.8) décrit dans l'aide de Simulink.

$$I = I_{ph} - I_s \left(e^{\frac{V + R_s \cdot I}{n \cdot V_t}} - 1 \right) - I_{s2} \left(e^{\frac{V + R_s \cdot I}{n_2 \cdot V_t}} - 1 \right) - \frac{V + R_s \cdot I}{R_{sh}} \quad (4.6)$$

$$I_{ph} = I_{ph0} * \frac{G}{G_0} [1 + TIPH1 * (T - T_0)] \quad (4.7)$$

$$I_s = I_{s,ref} \left(\frac{T}{T_0} \right)^{TX1S1/n} * \exp \left[\left(\frac{E_g}{n \cdot V_t} \right) \left(\frac{T}{T_0} - 1 \right) \right] \quad (4.8)$$

Où $V_t = \frac{K \cdot T}{q}$ est la tension thermique.

En faisant correspondre les équations de notre modèle et la représentation de la cellule solaire de SimPowerSystems et en définissant $I_{s2} = 0$ (A), on peut remplacer tous les paramètres, les inconnus sont : R_s , R_{sh} , ($TIPH1 = b/3.3$) et ($TX1S1=3*n$).

Les paramètres $[n \ R_s \ R_{sh} \ b]$ estimés à l'aide de l'outil d'estimation Matlab via l'algorithme L-M et la fonction de coût d'erreur au carré pour chaque condition de mesure utilisée sont présentés dans le tableau 4-4.

Tableau 4-4 Identification des paramètres utilisant Levenberg-Marquardt

Paramètres	n	R_s (Ω)	R_{sh} (Ω)	b (A/K)	$\min_x \ f(x)\ ^2_{T1,G1}$	$\min_x \ f(x)\ ^2_{T2,G2}$
conditions initiales	1	0.1	100	0.001	1674	985
Valeur Estimée	1.82	0.38	204.37	0.0023	0.13	0.25

L'évolution de la fonction de coût par rapport au nombre d'itérations est représentée sur la figure 4-5, on peut voir la convergence rapide due à l'erreur quadratique avec seulement quelques itérations, on peut atteindre les paramètres finaux qui correspondent au modèle étudié.

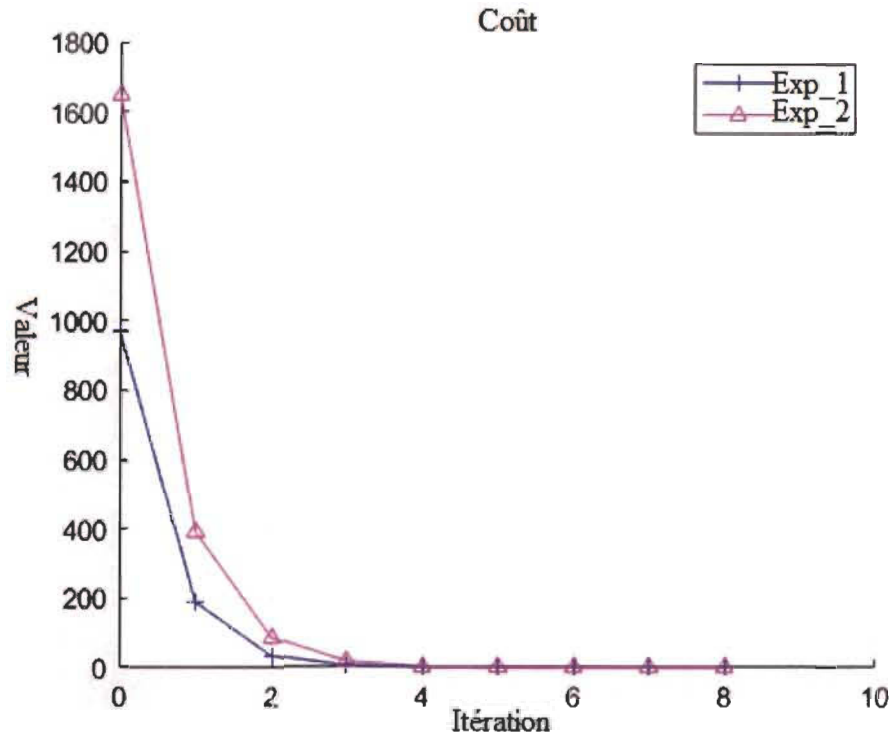


Figure 4-5 La fonction de coût par rapport au nombre d'itérations

4.3.1.3 Validation du modèle de module photovoltaïque obtenu

Afin de valider le modèle à une diode représentant le module photovoltaïque ISOFOTON 106 W, nous remplaçons les paramètres obtenus dans la section précédente d'estimation dans la simulation physique d'un modèle à diode réalisé par SimPowerSystem dans Simulink / Matlab. Ensuite, nous comparons les résultats de simulation obtenus grâce à la simulation obtenue sur le terrain à l'aide de l'appareil de mesure PVPM pour les conditions climatiques à ($T= 42.51\text{ }^{\circ}\text{C}$, $G= 802.59\text{ W/m}^2$).

La figure 4-6 montre les courbes caractéristiques IV obtenues physiquement par le PVPM et par la simulation. Nous pouvons observer la capacité de notre modèle à simuler avec précision le module dans les conditions météorologiques données.

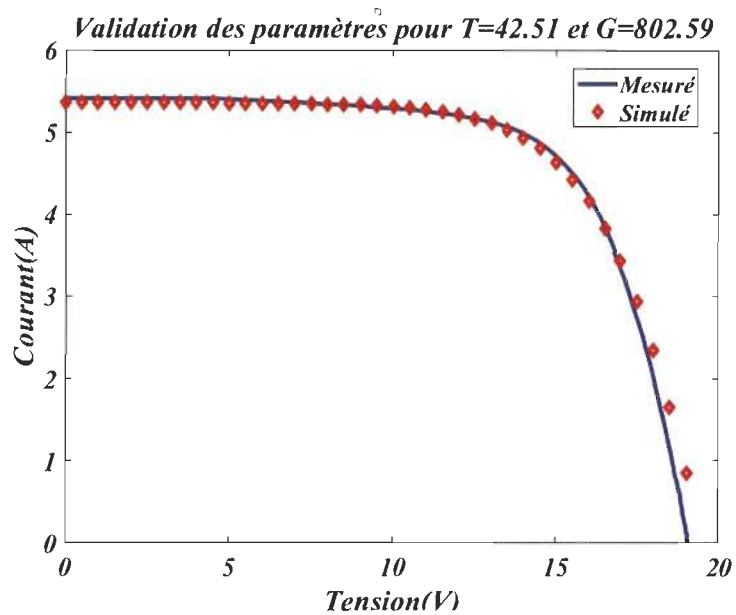


Figure 4-6 Validation des paramètres statiques

4.3.2 Modélisation du champ photovoltaïque

Notre objectif final est de pouvoir simuler la centrale photovoltaïque étudiée et détecter les défauts. Un modèle pour le générateur photovoltaïque doit être construit sur la base de l'installation réelle. Pour cette raison, l'ODM obtenu dans la section précédente couplé à une diode de dérivation est concaténé de sorte que 15 modules sont mis en série pour construire une chaîne. Ensuite, deux chaînes sont connectées en parallèle où chacune est couplée à une diode anti-retour. le panneau photovoltaïque final obtenu sera connecté au MPPT pour assurer le fonctionnement optimal du générateur photovoltaïque. Le modèle de générateur photovoltaïque nous permet de mettre en œuvre les différents défauts pouvant survenir tels que court-circuit ou déconnexion. La figure 4-7 montre le générateur photovoltaïque obtenu implémenté dans Matlab / Simulink.

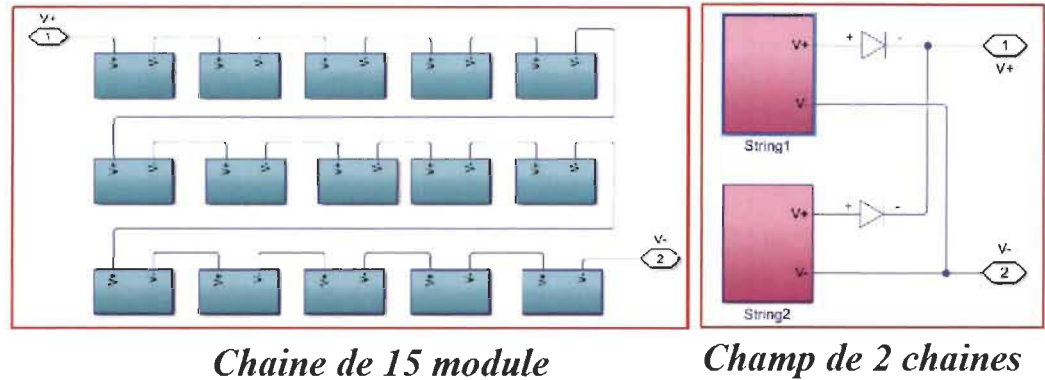


Figure 4-7 Structure générale de champ photovoltaïque

Pendant le fonctionnement quotidien du générateur photovoltaïque, il est soumis à différentes conditions qui peuvent être climatiques comme la température, l'éclairage et la présence de producteurs d'ombrage ou en raison de son interconnexion avec le reste du système photovoltaïque. La tension et le courant de sortie dépendent fortement des conditions de fonctionnement qui, si elles ne sont pas contrôlées, peuvent entraîner une réduction de la production d'énergie et de l'efficacité du système installé. La solution consiste à implémenter des algorithmes pour piloter la sortie du générateur photovoltaïque afin qu'il fonctionne toujours dans sa condition de puissance maximale. Il s'agit du suivi du point de puissance maximale (MPPT). Il existe différentes méthodes dans la littérature pour mettre en œuvre le MPPT [93]. Dans notre projet, le MPPT est réalisé par un programme Matlab basé sur l'identification du point correspondant à la puissance maximale dans la courbe caractéristique P-V. Cette méthode est plus rapide et nous aide à établir la base de données des différents défauts considérés à utiliser ultérieurement dans l'algorithme du diagnostic.

4.3.2.1 Validation dynamique des modèles photovoltaïques

L'objectif final de la modélisation est de simuler les performances du système PV. La validation de ces modèles est essentielle pour garantir leur fiabilité. A cet effet, les résultats

de simulation et les valeurs mesurées sont comparés pendant le fonctionnement du système. La validation se fait du côté DC du système pour les modèles de générateur photovoltaïque et MPPT. Les modèles ont été simulés à l'aide de Simulink en utilisant les paramètres obtenus à partir de l'estimation. La validation du courant continu et de la tension est effectuée pour une journée ensoleillée. La figure 4-8 montre les résultats obtenus dans l'environnement Matlab.

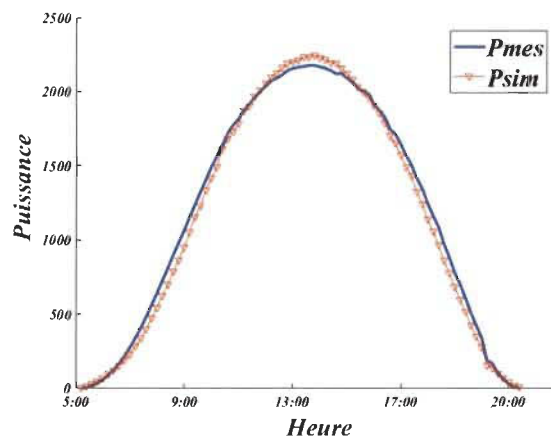


Figure 4-8 Validation du modèle côté DC

Un bon accord entre les données expérimentales mesurées et les résultats des modèles simulés a été observé. Cette observation témoigne de la qualité du modèle utilisé dans cette étude. Les modèles nous permettent d'analyser et d'optimiser le fonctionnement global du système en fonction des données météorologiques sur site et donc une meilleure compréhension du système PV.

4.4 Génération de la base de données des défauts

La base de données est construite principalement en utilisant le modèle de simulation obtenu du champ PV pour différentes situations. Nous induisons différents défauts un par un, puis plusieurs défauts ensemble selon les besoins, puis nous enregistrons la puissance

maximale obtenue et la tension et le courant correspondants. Pour ce travail, les défauts considérés sont les suivants: chaîne coupée, 1, 2 ou 3 modules en court-circuit, 50 % d'ombrage sur 6 modules (ombrage partiel), et le cas de panne totale. La figure 4-9 donne une illustration graphique des défauts considérés.

- Chaîne coupée ou en circuit ouvert: ce défaut peut survenir lorsque les éléments de protection d'une chaîne sont défectueux (diode anti-retour, fusible, interrupteur), un module de string est cassé ou un câble d'interconnexion entre les modules est coupé. On peut simuler l'effet en déconnectant une chaîne du champ PV.
- Modules en court-circuit: ce défaut peut survenir lors d'un court-circuit entre les conducteurs des modules ou entre un module et le câble de terre. On peut le simuler en court-circuitant un ou plusieurs modules dans la chaîne.
- Panne totale: cette panne peut se produire lorsque l'onduleur s'arrête, soit en raison d'une erreur interne, d'une panne totale de la partie CC, ou de problèmes liés au réseau.
- Ombrage: peut-être causé par l'environnement de l'installation photovoltaïque à partir de bâtiments et d'arbres, de neige, de sable ou de modules sales. On peut simuler l'effet d'ombrage en introduisant une résistance entre les modules concernés.

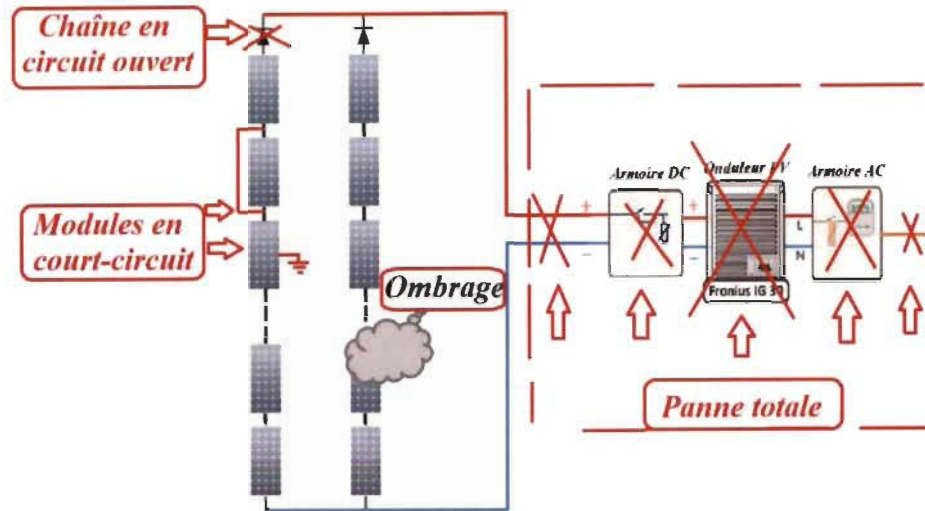


Figure 4-9 Les différents types de défauts considérés dans le système PV

Après avoir simulé les différents défauts, on obtient une base de données des valeurs de tension, de courant et de puissance en fonction de la température et de l'éclairage. Le processus d'établissement de la base de données est illustré à la figure 4-10.

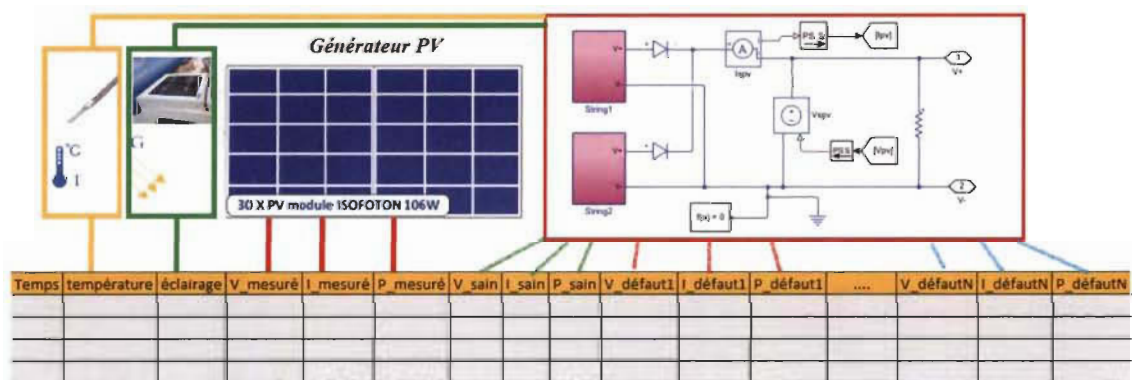


Figure 4-10 Processus d'établissement de la base de données

4.5 Génération de modèles des défauts

La base de données générée est utilisée pour construire et valider les modèles représentant la relation entre la tension et le courant maximal avec la température d'entrée et l'éclairage.

Ces modèles seront utilisés ultérieurement comme fonctionnalités dans l'algorithme de classification.

L'équipe de chercheurs des laboratoires nationaux Sandia (Nouveau-Mexique, États-Unis) [94] ont introduit un modèle de performance qui estime de manière empirique le courant et la tension correspondant au point de puissance maximum (I_{mp} , V_{mp}) pour les modules photovoltaïques individuels, et peut être mis à l'échelle pour toute série ou combinaison parallèle de modules dans un générateur photovoltaïque. Ces équations ne fournissent pas une représentation de circuit électrique comme les modèles à diodes simples et doubles, mais sont basées sur des bases empiriques. Les principaux avantages des modèles proposés sont leur polyvalence et leur précision. Nous allons utiliser ces équations pour établir des modèles de caractérisation de chaque défaut qui seront utilisés dans l'algorithme de diagnostic. Ceci est accompli avec un processus d'ajustement de courbe pour dériver des coefficients pour chaque défaut en utilisant la base de données établie auparavant.

Chaque défaut dans notre cas peut être exprimé par les équations (4.9) et (4.10)

$$I_{mp} = 2(I_{mp0} \cdot \{C_0 \cdot Ge + C_1 \cdot Ge^2\} \cdot \{1 + C_3 \cdot (Tc - To)\}) \quad (4.9)$$

$$V_{mp} = 15\{V_{mp0} + 36 \cdot D \cdot \{C_3 \cdot \ln(Ge) + C_4 \cdot D \cdot (\ln(Ge))^2\} + C_5 \cdot (Tc - To)\} \quad (4.10)$$

Avec:

$Ge = (G/1000)$; G : l'ensoleillement reçu par le module photovoltaïque;
 $D = n \cdot k \cdot (Tc + 273.15) / q$; Tc : la température au niveau du module photovoltaïque;
 $To = 25 \text{ °C}$; $q = 1.60218 \cdot 10^{-19} \text{ C}$; $k = 1.38066 \cdot 10^{-23} \text{ J/K}$; $n = 1.173$; $I_{mp0} = 6.08 \text{ A}$; $V_{mp0} = 17.36 \text{ V}$.

Les paramètres ($C_0, C_1, C_2, C_3, C_4, C_5$) sont estimés pour chaque défaut à l'aide du module d'estimation des paramètres de Matlab en utilisant la même méthode que celle utilisée pour l'estimation des paramètres du modèle à une diode auparavant.

Enfin nous obtenons 7 ensembles d'équations pour V_{mp} et I_{mp} , correspondant chacun à l'état de santé ou à un défaut choisi. Ces équations seront utilisées dans l'algorithme de diagnostic.

4.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit les principaux composants du système photovoltaïque étudié. Le modèle à une diode est utilisé pour simuler le fonctionnement des modules PV pour différentes conditions solaires et de température. Ce modèle prouve sa simplicité et sa facilité de mise en œuvre basée sur les caractéristiques techniques identifiées par l'outil d'estimation Matlab utilisant l'algorithme de Levenberg-Marquardt, en plus de celles données par le constructeur. Le modèle du champ PV est ensuite établi et utilisé dans la construction d'une base de données de définition qui contient les différents scénarios qui peuvent se produire pendant son fonctionnement. Un modèle pour chaque défaut est ensuite généré à l'aide de la base de données et de la représentation empirique des performances présentées par les laboratoires nationaux de Sandia.

Dans le chapitre suivant, différents algorithmes de diagnostic de défauts sont examinés puis l'algorithme choisi sera élaboré et implémenté sur notre installation PV.

Chapitre 5 - Détection et classification des défauts à l'aide d'algorithmes d'intelligence artificielle

5.1 Introduction

La détection des défauts vise à alerter les opérateurs de tout danger ou incident éventuel dans l'installation PV. De plus, le diagnostic de panne identifie le type de panne qui aide l'équipe de maintenance à prendre une décision juste et rapide. Différentes méthodes ont été utilisées pour atteindre cet objectif de détection et de diagnostic des défauts dans les systèmes PV, la plupart sont basés sur des données collectées sur le système PV. Ces méthodes peuvent être divisées en des méthodes de traitement du signal, des méthodes basées sur l'intelligence artificielle et des méthodes d'inférence.

Les méthodes de traitement du signal reposent sur l'extraction des symptômes à partir du signal mesuré. Les techniques d'extraction couramment utilisées sont la démodulation, le filtrage, la transformation de Fourier rapide, l'analyse de l'ondelette, etc. Les méthodes d'inférence reposent sur l'analyse de la caractéristique statique I-V qui est un signal de type instantané. Les algorithmes d'intelligence artificielle sont généralement utilisés pour obtenir une classification automatique des défauts sans nécessiter l'installation de composants physiques supplémentaires. Ce chapitre étudie les méthodes de classification des défauts et se concentre sur le classificateur basé sur le réseau de neurones probabiliste (PNN) pour la détection et le diagnostic des défauts PV.

5.2 Classificateurs basés sur l'intelligence artificielle:

Avant le début de l'ère de l'automatisation, les scientifiques aspiraient à construire des machines qui pensent et agissent en conséquence. L'apparition des ordinateurs programmables a déclenché la révolution et l'intelligence artificielle (IA) est aujourd'hui un domaine florissant avec de nombreuses applications réalistes. Un logiciel intelligent peut effectuer des tâches informatisées, reconnaître la parole ou les images, faire un diagnostic en médecine et effectuer la détection et la classification des défauts dans les systèmes électriques. De plus, des applications de l'intelligence artificielle émergent chaque jour, ce qui résout des problèmes qui sont très difficiles pour les êtres humains, mais plutôt simples pour les ordinateurs [95].

Au fur et à mesure que la recherche s'intensifie dans ce domaine, plusieurs branches de l'intelligence artificielle sont apparues parmi lesquelles l'apprentissage automatique (ML). Le ML peut être divisé en trois principaux types d'apprentissage: l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non supervisé et l'apprentissage par renforcement.

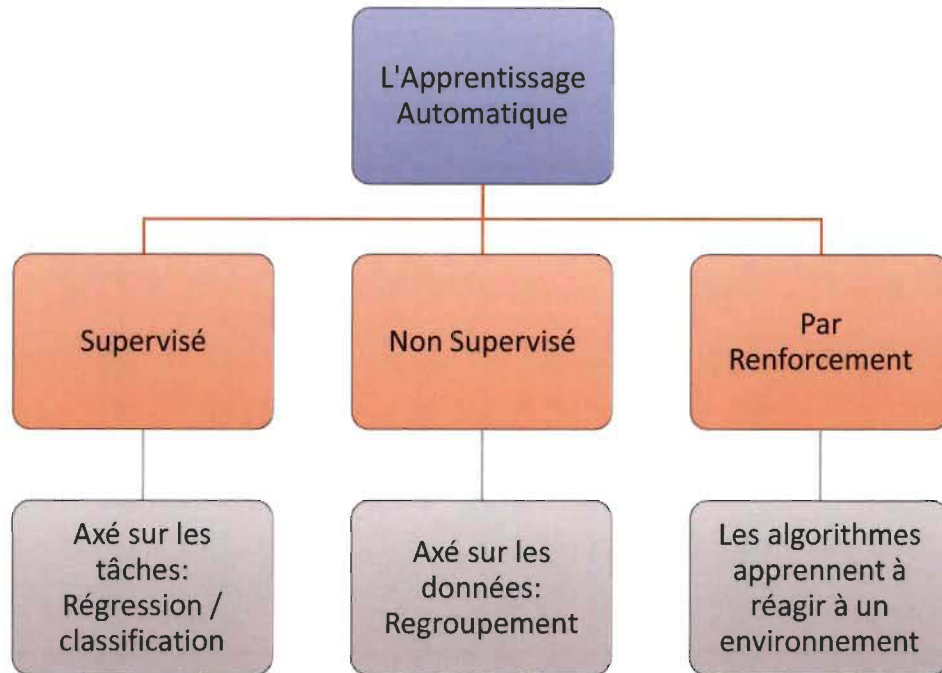


Figure 5-1 Types d'apprentissage automatique

Les algorithmes d'apprentissage par renforcement recherchent les meilleures façons d'obtenir la meilleure récompense. Dans les algorithmes, l'agent choisira l'action qui capitalisera sur sa récompense ou explorera un nouvel état basé sur l'environnement. En exécutant cette boucle plusieurs fois, le comportement de l'agent sera meilleur [96]. L'apprentissage non supervisé n'a pas de données de sortie, mais vise à apprendre la structure interne des données d'entrée sans utiliser d'étiquettes fournies explicitement. La plupart du temps, les algorithmes d'apprentissage non supervisés sont utilisés pour préformer les algorithmes d'apprentissage supervisé ou pour prétraiter les données, au cours de l'analyse exploratoire [97].

L'apprentissage supervisé, quant à lui, a une sortie, une cible, une valeur ou une classe à prévoir. L'ensemble de données d'apprentissage contient les données d'entrée (caractéristiques) du classificateur et la sortie (la classe à prévoir). Le modèle utilise les

données d'apprentissage pour apprendre une carte des entrées aux sorties. L'idée de base est que le modèle formé peut être généralisé puis utilisé sur de nouvelles données du même système [97].

Dans le diagnostic des défauts des systèmes photovoltaïques, plusieurs étapes sont nécessaires dans le processus de développement des classificateurs:

- Modélisation du générateur photovoltaïque;
- Collecte d'ensembles de données couvrant le scénario le plus probable pour chaque défaut et le bon fonctionnement du système PV;
- Établissement d'une base de connaissance des différents défauts;
- Choix des classificateurs pour classer les mesures prises en temps réel parmi les différentes classes des défauts;
- Choix du critère pour le déclenchement des classificateurs;
- Formation et tests des classificateurs;
- Fusion des décisions des classificateurs pour la décision finale;

Les trois premières parties ont été réalisées dans le chapitre précédent. Pour le choix des classificateurs, il existe plusieurs approches pour résoudre le problème de classification : les séparateurs à vaste marge (SVM), les k plus proches voisins (kNN), les arbres de décision (DT), les réseaux de neurones (ANN), etc.

5.2.1 Méthodes de classification supervisée pour la détection et le diagnostic

De nos jours, avec l'installation de capteurs et l'automatisation des processus, de plus en plus de données sont collectées lors du bon fonctionnement et lors des dysfonctionnements

des systèmes. Ces données collectées peuvent être classées en fonction des différentes causes associées aux dysfonctionnements. Si les différents défauts n'ont pas été diagnostiqués, la catégorisation par recherche de classe (analyse de cluster) peut être effectuée. Lorsque nous représentons graphiquement les données des différents défauts, nous pouvons alors essayer de tracer les meilleures frontières entre les différentes classes afin de définir les régions de chaque défaut comme illustré sur la figure 5-2 [98]. Lorsqu'un nouveau défaut (supposé être détecté) apparaît, dont la représentation graphique est possible, on voit immédiatement à quelle région de défaut il appartient et cette nouvelle observation est donc diagnostiquée. L'un des objectifs de la classification est d'attribuer une classe à une nouvelle observation.

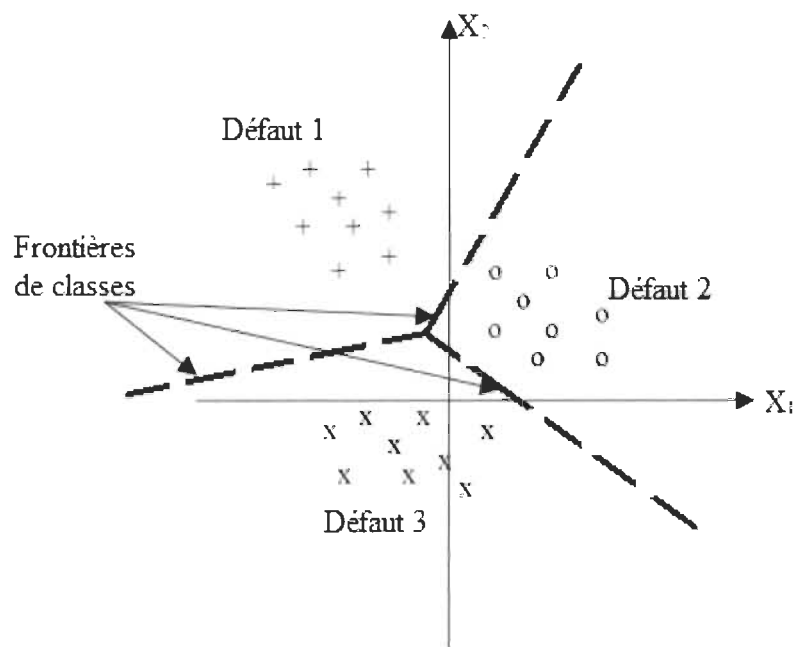


Figure 5-2 Exemple de frontières de classes [98]

Passons maintenant à l'introduction de certains classificateurs pour réaliser le diagnostic. Chaque méthode a ses avantages et ses inconvénients. Les méthodes comprennent les bases de la plupart des classificateurs les plus performants.

5.2.1.1 Les séparateurs à vaste marge

Les machines à vecteurs supports (SVM), ou bien encore séparateurs à vaste marge, permettant la classification et la régression de données [99]. SVM se concentre exclusivement sur les échantillons d'apprentissage (vecteurs de support) qui sont les plus proches dans l'espace caractéristique de la frontière optimale entre les classes (hyperplan, Plan de dimension inférieure), ce qui maximise la séparation, ou la marge, entre les vecteurs de support, c'est pourquoi l'on parle de séparateurs à vaste marge. La figure 5-3 illustre le concept de SVM.

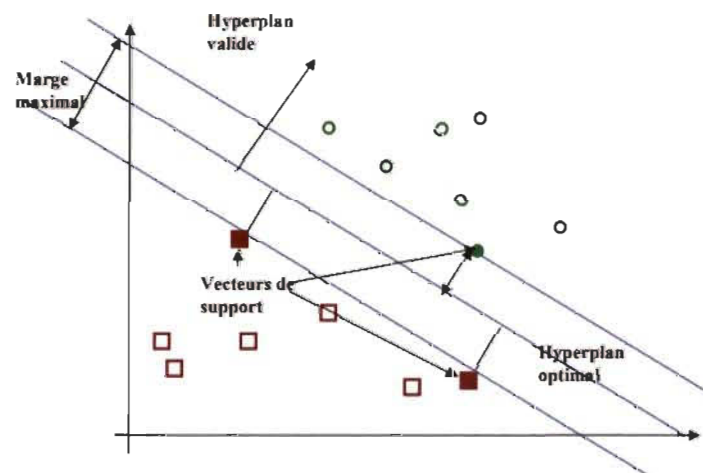


Figure 5-3 Exemple de SVM avec marge maximale (hyperplan valide) [100].

Les SVM sont des classificateurs binaires, ils ne peuvent différencier que deux classes d'individus. Cependant, elles peuvent être appliquées à plusieurs reprises à chaque combinaison possible de classes. De plus, les variables descriptives du problème doivent être des variables continues [101]. Mais, ce type de technique ne peut traiter qu'un nombre de problèmes restreints puisqu'il faut que les classes puissent être séparables par un hyperplan et ce n'est pas toujours le cas. Il existe deux types de problèmes pour les séparateurs à vaste

marge : les cas de classifications linéairement séparables, et les cas non linéairement séparables [101].

Les SVM ont été initialement conçus pour identifier la frontière de classe séparable linéairement. La limitation des classes non linéaires a été abordée par la projection de l'espace caractéristique à une dimension supérieure, en supposant qu'une séparation linéaire puisse exister dans un espace caractéristique dimensionnel supérieur (figure 5-4). Cette projection vers une dimensionnalité supérieure est connue comme l'astuce du noyau [102]. Il revient à l'utilisateur des séparateurs à vaste marge d'effectuer des tests pour déterminer celle qui convient le mieux pour son application. Parmi les noyaux couramment utilisés, on trouve les noyaux polynomial, gaussien, sigmoïde et laplacien [103].

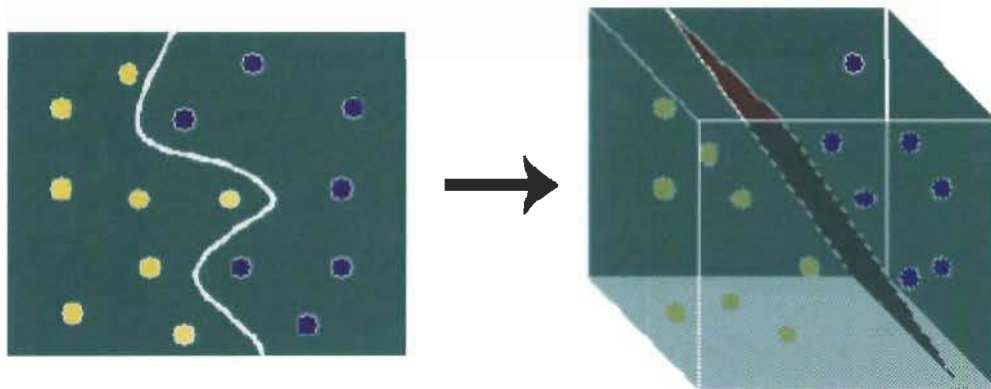


Figure 5-4 Exemple de projection vers un espace dimensionnel supérieur [100]

SVM est une méthode de classification qui montre de bonnes performances dans la résolution de problèmes variés dans de nombreux domaines d'applications. La réalisation d'un programme d'apprentissage par SVM se ramène à la résolution d'un problème d'optimisation impliquant un système dans un espace de dimension conséquente. L'utilisation de ces programmes revient à sélectionner une bonne famille de fonctions noyau

et à régler les paramètres de ces fonctions [98]. Ces choix sont le plus souvent effectués par une technique de validation croisée, dans laquelle on estime la performance du système en la mesurant sur des exemples n'ayant pas été utilisés en cours d'apprentissage. L'idée est de chercher les paramètres permettant d'obtenir la performance maximale. Si la mise en œuvre d'un algorithme de séparateur à vaste marge est en général peu coûteuse en même temps, il faut cependant compter que la recherche des meilleurs paramètres peut requérir des phases de test assez longues [103].

5.2.1.2 Les k plus proches voisins

La méthode des k plus proches voisins (k Nearest Neighborhood, kNN) est une technique de discrimination non paramétrique [104]. Le classificateur kNN est différent des autres classificateurs, en ce qu'il n'est pas formé pour produire un modèle. Au lieu de cela, chaque échantillon inconnu est directement comparé aux données de formation d'origine. L'échantillon inconnu est affecté à la classe la plus courante des k échantillons d'apprentissage les plus proches dans l'espace des caractéristiques de l'échantillon inconnu (figure 5-5). Bien que cette approche soit non paramétrique, il reste à fixer le nombre k de plus proches voisins. Un k faible produira donc une frontière de décision très complexe; un k plus élevé entraînera une plus grande généralisation. Une méthode fréquemment utilisée est de prendre k égal à la dimension de l'espace plus un. Des approches par validation croisée permettent également de tester le comportement du classifieur pour plusieurs valeurs de k, et de choisir ainsi la valeur la plus prometteuse [105]. Étant donné qu'aucun modèle formé n'est produit, la classification kNN devrait nécessiter davantage de ressources (processeur de calcul et mémoire de stockage) à mesure que le nombre d'échantillons d'apprentissage augmente [106].

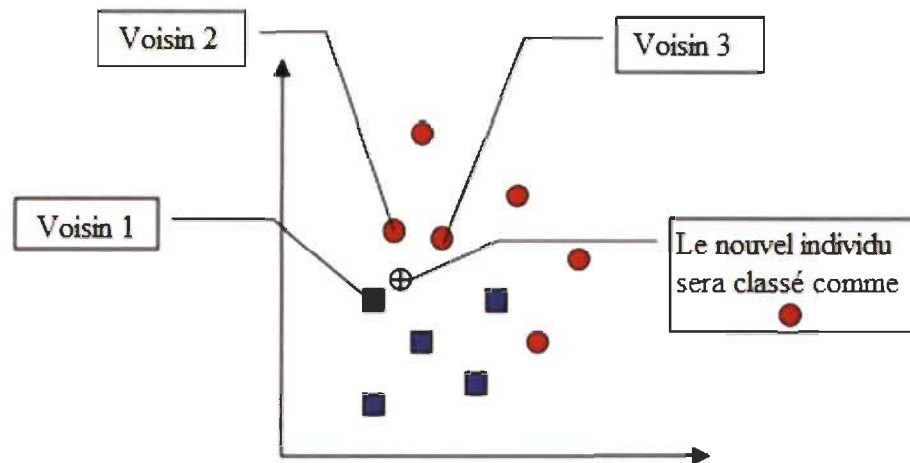


Figure 5-5 Exemple d'une attribution avec la règle des 3 plus proches voisins [107]

5.2.1.3 Les arbres de décision

Les arbres de décision sont parmi les classificateurs les plus intuitivement simples et la logique qui amenant l'arbre à une décision est très claire pour l'utilisateur. Un arbre de décision est une division récursive des données d'entrée. Ils peuvent aisément se transformer sous forme de règles compréhensibles. Par exemple, les données peuvent être divisées selon que la valeur dans une certaine bande est supérieure ou inférieure à un seuil. L'analogie d'arbre est utilisée pour décrire le modèle global de divisions répétées, avec des branches représentant les chemins à travers les divisions, et les feuilles les valeurs cibles ultimes. Dans le cas d'un arbre de classification, les valeurs des feuilles représentent des classes; dans un arbre de régression, les valeurs foliaires représentent une variable continue [108].

Comme son nom l'indique, un arbre de décision se représente graphiquement sous les traits d'une arborescence (figure 5-6). La lecture d'un arbre se fait du haut vers le bas. Dès que l'on croise un nœud, une décision est à prendre, représentée par un test sur l'un des attributs du système. Pour chaque test, plusieurs décisions sont possibles. Si l'attribut est

binaire, nous avons deux décisions possibles, alors que si l'attribut possède k modalités, nous avons k décisions possibles. L'arbre s'étoffe donc en fonction du nombre d'attributs du système, mais également en fonction du nombre de modalités pour chaque attribut. Les nœuds terminaux de l'arbre sont les feuilles de celui-ci, ils représentent la décision finale : la classe d'appartenance pour l'individu dont les observations ont servi aux différents tests de l'arbre [108].

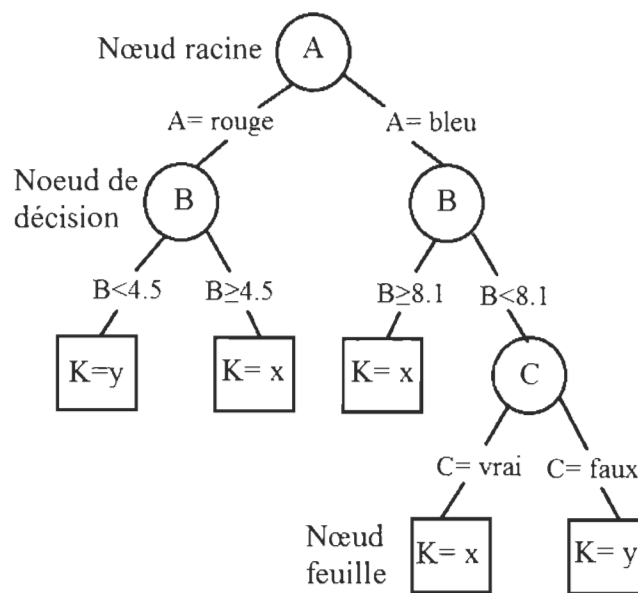


Figure 5-6 Exemple d'un arbre de décision [108]

Les arbres de décision ont de nombreux avantages. La logique du modèle peut être visualisée comme un ensemble de règles. Les arbres de décision peuvent utiliser des données catégorielles, et une fois le modèle développé, la classification est extrêmement rapide, car aucune autre mathématique complexe n'est requise. Les problèmes avec les arbres de décision incluent la possibilité de générer une solution non optimale et un surajustement. Ce dernier est normalement traité en élaguant l'arbre, en supprimant une ou plusieurs couches de divisions (des branches). L'élagage réduit la précision de la classification des données de

formation, mais augmente généralement la précision du traitement des inconnues [108]. En effet, bien que l'exécution soit rapide, la construction de l'arbre est quant à elle beaucoup plus coûteuse en temps. En assemblant de nombreux arbres de décision, une autre méthode appelée forêts aléatoires a été introduite [109]. Le vote majoritaire de tous les arbres est utilisé pour attribuer une classe finale à chaque inconnu. Cela permet de surmonter directement le problème selon lequel un seul arbre n'est pas optimal, mais en incorporant de nombreux arbres, un optimum global doit être obtenu [110].

La procédure de construction d'un arbre pose le problème de choix du meilleur attribut pour créer un nœud. En effet, le but des algorithmes d'arbre de décision est de trouver l'ordre adéquat des décisions à prendre. Autrement dit, quels attributs doivent être placés dans les premières décisions et quels autres doivent être placés vers le bout de l'arbre (les feuilles). Le but est donc de choisir en premier lieu l'attribut séparant au mieux les données dans l'espace entier d'apprentissage. Ceci équivaut à chercher l'attribut dont l'homogénéité est la plus faible. Afin de résoudre ce problème, un grand nombre d'algorithmes sont introduits parmi eux l'arbre de classification et de régression (CART), ID3 et C4.5. Ces algorithmes se basent sur la notion d'entropie H [105][110].

Les arbres de décision requièrent des valeurs discrètes qui peuvent conduire à perdre quelques informations dans la discrétisation des valeurs continues. Ils sont également sensibles au bruit dans les données. Cela peut alors empêcher une bonne généralisation de l'ensemble d'apprentissage et ensuite conduire à des conclusions erronées sur les observations futures à classer.

5.2.1.4 Les réseaux de neurones artificiels (ANN)

Les réseaux de neurones artificiels également appelés réseaux neuro-mimétiques, sont généralement conceptualisés comme un analogue mathématique des axones du cerveau animal et de leurs nombreuses interconnexions via les synapses [111]. Ils constituent une technique non-linéaire de prédiction de données. Les éléments d'un ANN sont des neurones (équivalents aux axones biologiques), qui sont organisés en couches. Un ANN a des couches d'entrée et de sortie minimales, avec un neurone pour chaque variable d'entrée et un neurone pour chaque classe de sortie. De plus, les ANN ont généralement des nœuds cachés disposés en une ou plusieurs couches supplémentaires. La caractéristique clé d'un ANN est que tous les neurones d'une couche sont connectés à tous les neurones de toutes les couches adjacentes, et ces connexions ont des poids synaptiques. Les poids sur les connexions, en combinaison avec la fonction d'activation non linéaire qui modifie davantage les valeurs de chaque neurone, déterminent comment les valeurs d'entrée sont mappées aux valeurs sur les nœuds de sortie. Un schéma d'un neurone artificiel est présenté sur la figure 5-7.

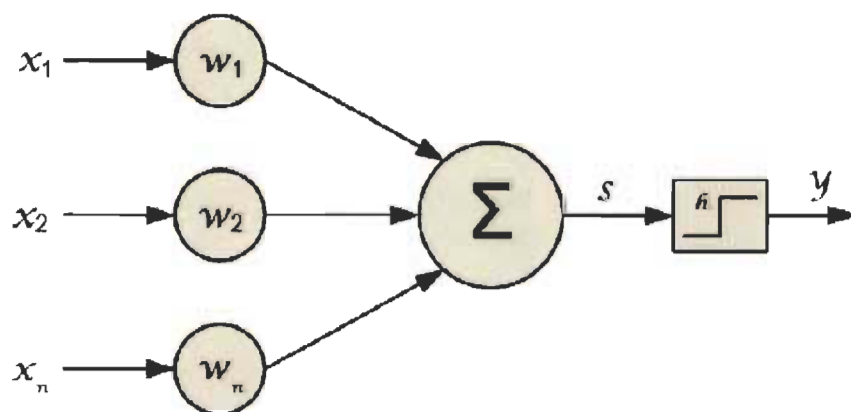


Figure 5-7 Un neurone artificiel

Un neurone reçoit une information à partir de plusieurs entrées (n en l'occurrence) : x_1, x_2, \dots, x_n . Chaque entrée est pondérée par un poids propre w_i . Le neurone effectue la somme de toutes ces entrées pondérées. Nous nommons s cette somme.

$$s = \sum_{i=1}^n w_i x_i \quad (5.1)$$

La somme s représente l'état interne du neurone. Elle est transmise à une fonction de transfert nommée fonction d'activation h . Différentes fonctions d'activation peuvent être utilisées. La sortie de cette fonction donne la sortie générale du neurone y .

$$y = h \left(\sum_{i=1}^n w_i x_i \right) \quad (5.2)$$

La mise en relation de plusieurs neurones donne naissance à un réseau de neurones. On nomme généralement la première couche "couche d'entrée" et la dernière couche "couche de sortie". Entre ces deux couches se situent alors une ou plusieurs couches de neurones, nommées couches cachées. L'augmentation du nombre de neurones dans la couche cachée, et en particulier l'ajout de couches encore plus cachées, augmente rapidement le potentiel de description de frontières de décision très complexes. Les réseaux de neurones sont généralement formés en devinant au hasard des valeurs pour les poids, puis en ajustant de manière itérative ces poids et en observant l'effet sur les nœuds de sortie. Les ajustements qui améliorent la classification sont conservés et renforcés; les ajustements qui ne le sont pas sont rejetés. La figure 5-8 montre le schéma d'un réseau neuronal multicouche.

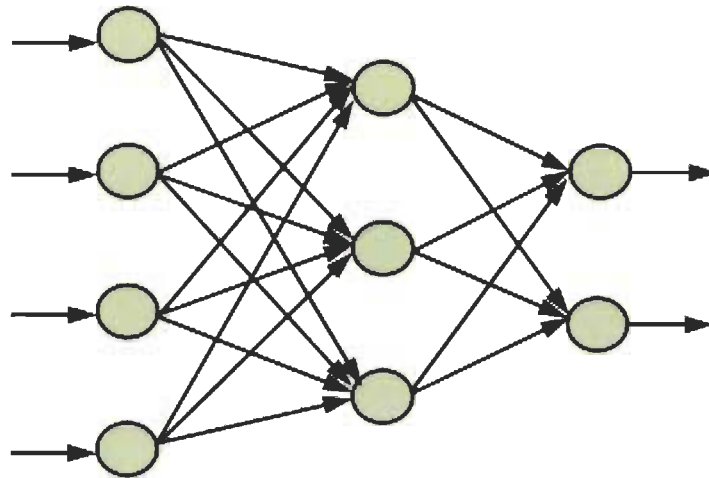


Figure 5-8 Exemple d'un réseau neuronal multicouche

5.2.2 Sélection d'un classifieur d'apprentissage automatique pour le diagnostic

Comme il n'y a pas de consensus clair dans la littérature sur le meilleur algorithme d'apprentissage automatique, l'algorithme optimal est très probablement spécifique au cas, en fonction des classes cartographiées, de la nature des données d'apprentissage et des variables prédictives. Mais en regardant les avantages d'ANN par rapport aux autres méthodes, à savoir sa capacité à prendre en compte de nombreuses classes, la tolérance au bruit, le temps d'exécution et la capacité à traiter tout type de données en continu ou discret, ANN va être utilisé pour notre processus de diagnostic.

En remplaçant la fonction d'activation h par une fonction exponentielle, on obtient un réseau de neurones probabiliste (PNN) introduit par Donald F. Specht dans son article en 1990. Le PNN calcule les frontières de décision non linéaires qui sont idéales pour la classification. La technique PNN offre un énorme avantage en termes de vitesse pour les problèmes dans lesquels le temps d'adaptation incrémental de la rétropropagation est une fraction significative du temps de calcul total [112]. La fonction de décision globale est la

somme de toutes les fonctions locales [113]. De cette façon, le problème des minima locaux est résolu.

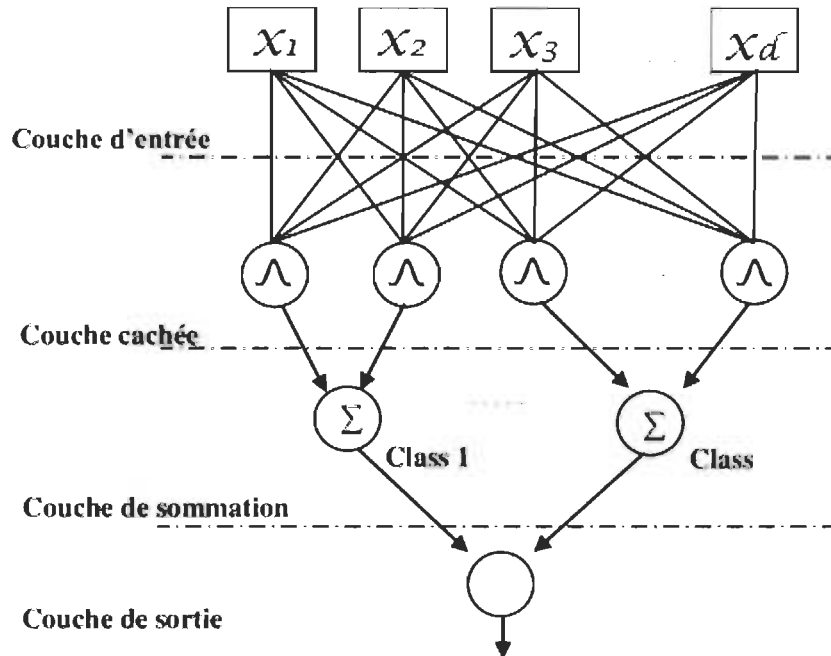


Figure 5-9 Architecture générale d'un réseau probabiliste (PNN) [114]

Pour effectuer la classification, comme le montre la figure 5-9, chaque vecteur observé X de dimension d est placé dans l'une des classes de cluster prédéfinies C_i , $i = 1, 2, \dots, m$ où X peut appartenir à jusqu'à m classes. L'efficacité du classifieur est limitée par la dimension du vecteur d'entrée X et le nombre de classes possibles m .

Dans la section suivante, nous allons expliquer comment on a appliqué la classification PNN sur notre étude.

5.3 Implémentation d'un algorithme de diagnostic

Afin d'effectuer la classification des données obtenues en surveillance en temps réel et de présenter l'état du système. Tout d'abord, la température et l'éclairage sont collectés à l'aide de capteurs et envoyés au poste de surveillance toutes les 5 minutes. Ensuite, il est utilisé

pour générer une base de données avec les valeurs de tension et de courant obtenues à partir des modèles de performance Sandia pour chaque état du système, sain ou avec des défauts différents. Ceci est illustré graphiquement sur la figure 5-10.

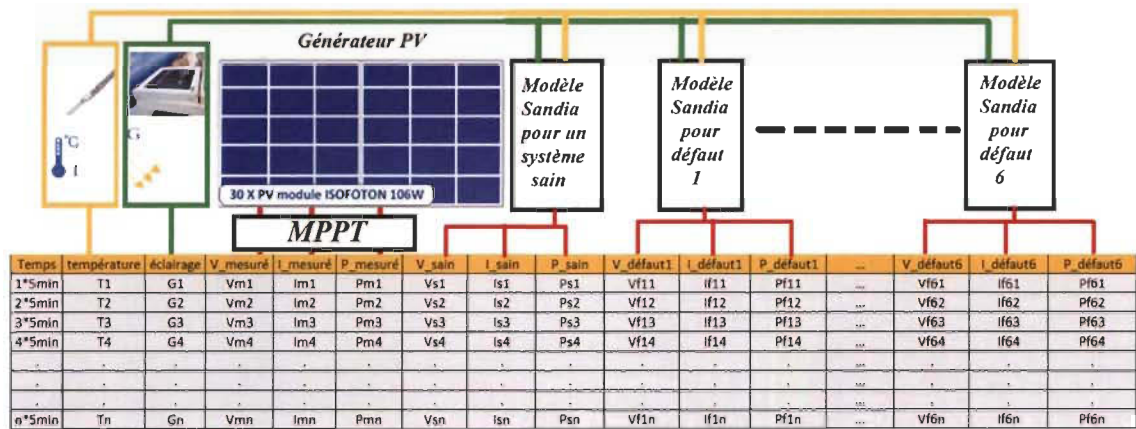


Figure 5-10 Génération de la base de données des états du système

La génération du rapport d'état est effectuée toutes les heures, ce qui signifie qu'un ensemble de 12 mesures et simulation sont utilisées pour l'apprentissage du PNN et la classification de l'état du système pendant cette heure. Pour chaque classe, l'apprentissage du réseau neuronal est effectué pour obtenir une densité de probabilité en utilisant 12 résultats de simulation comme entrée, ce qui donne sept fonctions de probabilité représentant tous les états du système comme présenté par la figure 5-11.

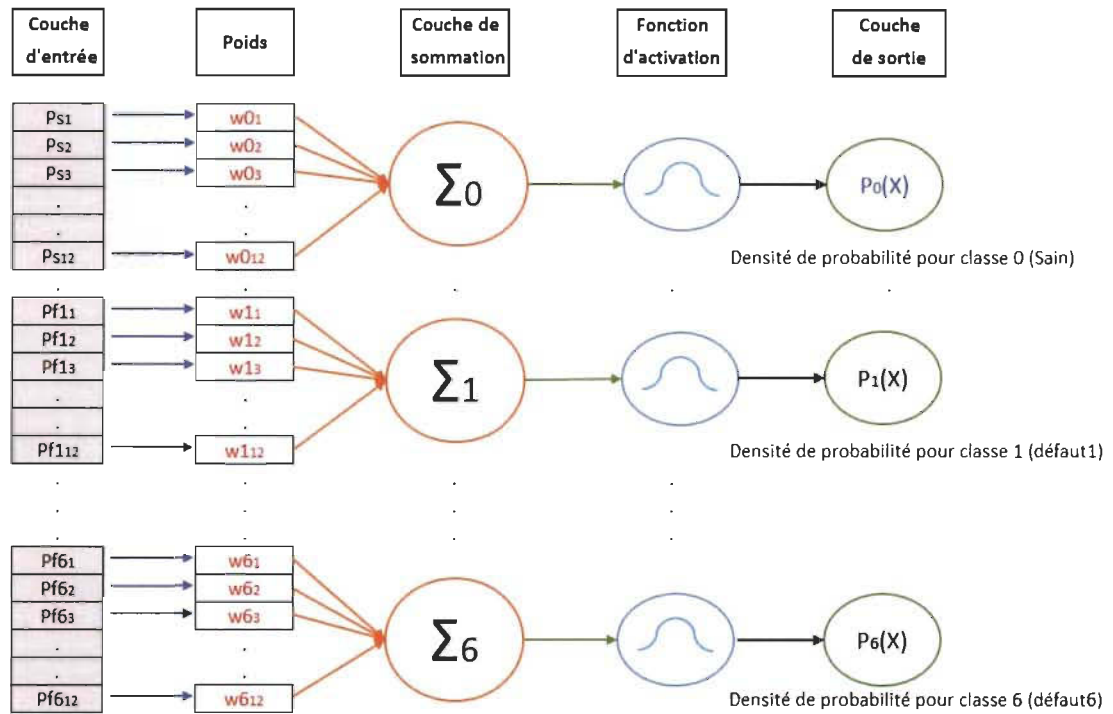


Figure 5-11 Procédure de l'apprentissage de la PNN

Les données de puissance mesurées sont utilisées comme vecteur d'observation en tant qu'entrée du réseau neuronal probabiliste, puis la décision finale de sortie est déterminée par la densité de probabilité maximale pour les données d'entrée. L'état du système comme sain ou défectueux et la nature du défaut sont alors indiqués dans le rapport horaire. La figure 5-12 présente l'étape de diagnostic final.

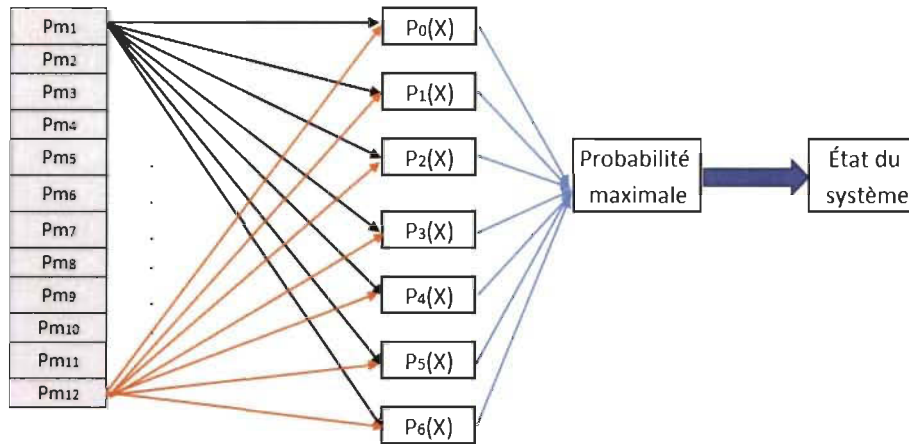


Figure 5-12 Classification de mesure horaire

5.4 Conclusion

Le réseau neuronal probabiliste (PNN) est utilisé comme algorithme choisi pour effectuer la détection et le diagnostic des défauts du système photovoltaïque. La principale difficulté dans ce type de système est leur sensibilité aux changements de conditions météorologiques qui leur confère un caractère aléatoire. L'utilisation d'un réseau de neurones aux propriétés de classification permet d'identifier les défauts en temps réel avec une très bonne tolérance au bruit. Cette dernière nécessite l'acquisition d'une base de connaissances des différents défauts pouvant survenir au sein de la centrale photovoltaïque et leur modélisation. Une représentation des performances électriques présentée par les laboratoires Sandia a montré son efficacité dans la modélisation de ces défauts et a été utilisée dans l'algorithme de classification.

Chapitre 6 - Implémentation de l'interface de supervision

6.1 Introduction

Dans ce dernier chapitre, nous allons présenter l'interface de monitoring implémentée à l'aide de la plateforme LabVIEW. Elle permet de surveiller et d'enregistrer toutes les données du système mesurées et simulées et elle représente graphiquement l'évolution de toutes les données capturées en temps réel et des données historiques enregistrées. De plus, elle met en œuvre l'algorithme de détection et de diagnostic pour déterminer l'état du système et générer un rapport d'état quotidien.

6.2 Description de l'environnement LabVIEW

Les programmeurs développent chaque jour des applications logicielles afin d'augmenter l'efficacité et la productivité dans diverses situations. LabVIEW est un outil puissant qui peut être utilisé pour aider à atteindre ces objectifs. **LabVIEW** (abréviation de **L**aboratory **V**irtual **I**nstrumentation **E**ngineering **W**orkbench) est une plate-forme et un environnement de développement pour un langage de programmation graphique de National Instruments. Le langage graphique est nommé "G". Lancé à l'origine pour Apple Macintosh en 1986, LabVIEW est couramment utilisé pour l'acquisition de données, le contrôle d'instruments et l'automatisation industrielle sur diverses plates-formes, notamment Microsoft Windows, différentes versions d'UNIX, Linux et Mac OS X, en utilisant des bibliothèques de fonctions spécialisées (GPIB, VXI, PXI, cartes d'acquisition DAQ, traitement de données ...).

Les fichiers de code ont l'extension «.vi », qui est une abréviation de « Instrument virtuel ». Les programmes et sous-programmes LabVIEW sont appelés instruments virtuels (VIs). Chaque VI a trois composants: un diagramme, une face avant et un panneau de connecteurs. Le dernier est utilisé pour représenter le VI dans les schémas de principe des autres VIs qui l'utilisent. Les commandes et indicateurs sur le panneau avant constituent l'interface par laquelle l'instrument virtuel en fonctionnement interagit avec l'utilisateur (lecture des commandes et des paramètres, affichage des résultats). Cependant, le panneau avant peut également servir d'interface de programmation. Ainsi, un instrument virtuel peut être exécuté en tant que programme, avec le panneau avant servant d'interface utilisateur, ou, lorsqu'il est déposé en tant que nœud sur le diagramme, le panneau avant définit les entrées et les sorties pour le nœud donné via le panneau de connexion. Cela implique que chaque VI peut être facilement testé avant d'être intégré en tant que sous-programme dans un programme plus vaste.

Le langage de programmation utilisé dans LabVIEW, également appelé G, est un langage de programmation de flux de données. L'exécution est déterminée par la structure d'un schéma de principe graphique sur lequel le programmeur connecte différents nœuds de fonction en dessinant des fils. Ces fils propagent des variables et n'importe quel nœud peut s'exécuter dès que toutes ses données d'entrée deviennent disponibles. Comme cela peut être le cas pour plusieurs nœuds simultanément, G est intrinsèquement capable d'une exécution parallèle.

L'un des avantages de LabVIEW par rapport aux autres environnements de développement est qu'il offre de nombreux modules complémentaires et boîtes à outils supplémentaires qui permettent une prise en charge étendue pour accéder au matériel

d'instrumentation. Les pilotes et les couches d'abstraction pour de nombreux types d'instruments et de bus sont inclus ou sont disponibles pour inclusion. Ceux-ci se présentent comme des nœuds graphiques. Les couches d'abstraction offrent des interfaces logicielles standard pour communiquer avec les périphériques matériels. Les interfaces de pilote fournies permettent de gagner du temps de développement du programme. L'argument de vente de National Instruments est, par conséquent, que même les personnes ayant une expérience de codage limitée peuvent écrire des programmes et déployer des solutions de test dans un laps de temps réduit par rapport à des systèmes plus conventionnels ou concurrents. Néanmoins, une bonne connaissance de la syntaxe et de l'optimisation des programmes est nécessaire pour les programmes à grande échelle [115].

6.3 Présentation de l'interface de surveillance

Dans la vue de face de LabVIEW, nous avons créé une interface utilisateur graphique. Cette interface contient différentes sections. La première est dédiée à la présentation des données de surveillance. La seconde applique l'algorithme pour détecter et diagnostiquer l'état du système comme sain ou avec un certain défaut. La troisième section est utilisée pour la configuration et rappel des bases de données précédentes à traiter.

La première section contient deux onglets. Le premier onglet est illustré à la figure 6-1. Il montre les données mesurées à partir des capteurs ou du fichier de base de données pour une durée d'échantillonnage de 5 minutes. Les données sont la température, l'éclairage, la tension, le courant, la puissance et l'énergie mesurée et simulée du générateur photovoltaïque pendant la période d'échantillonnage.

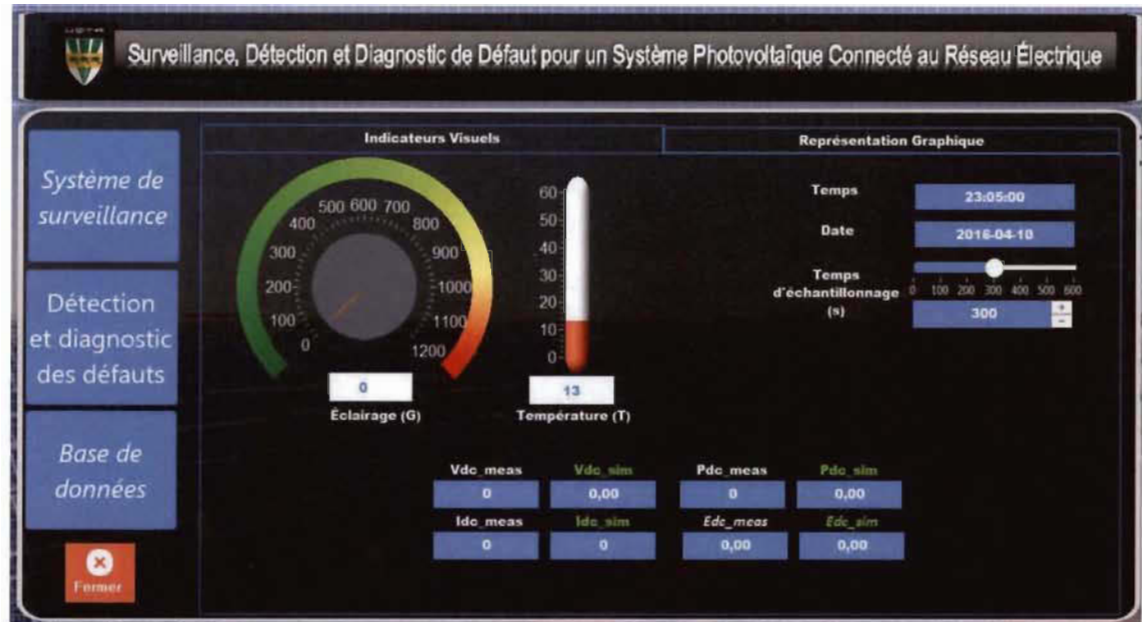


Figure 6-1 L'onglet des indicateurs visuels des données dans l'interface de surveillance

le deuxième onglet présente les données capturées tout au long de la journée sous forme graphique. La figure 6-2 montre un exemple des mesures de puissance du générateur photovoltaïque capturées pour un certain jour. Il montre l'évolution des données mesurées et simulées au cours de la journée.

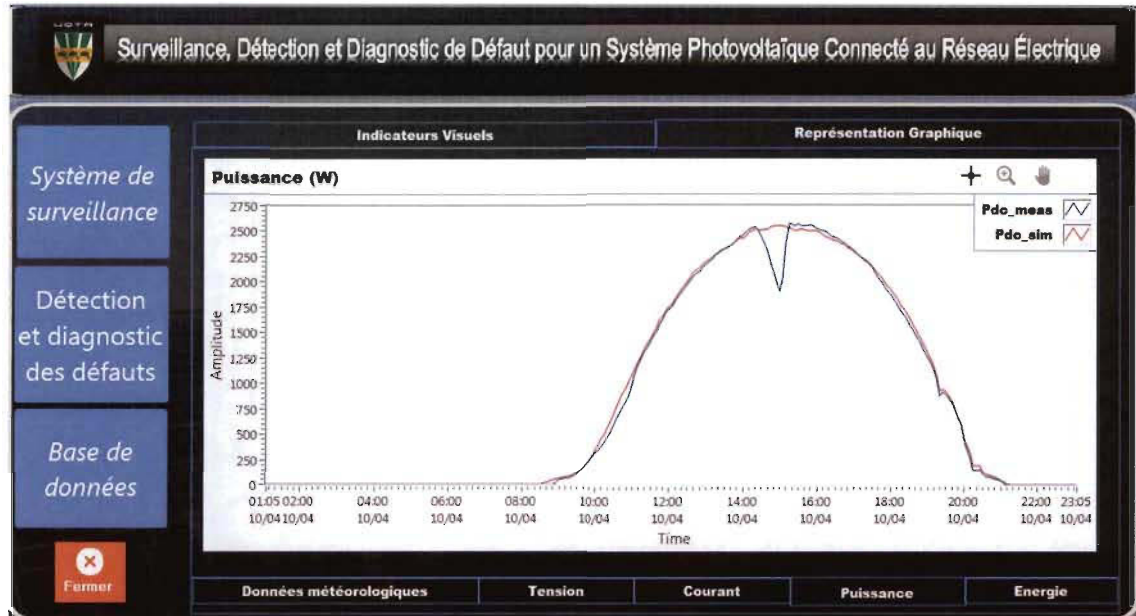


Figure 6-2 L'onglet de représentation graphique de puissance des données dans l'interface de surveillance

La deuxième section implémente l'algorithme PNN pour diagnostiquer les données obtenues chaque heure et indiquer l'état moyen du générateur photovoltaïque pendant cette heure dans un tableau comme présenté dans la figure 6-3.



Figure 6-3 Interface de détection et de diagnostic des défauts

6.4 Test de l'interface de détection et de diagnostic des défauts.

Pour voir la capacité de l'algorithme de diagnostic et de détection, nous réalisons trois études de cas avec différents jours de données.

6.4.1 Étude de cas A: système sain

Nous avons testé le système photovoltaïque dans une journée de ciel clair avec un fonctionnement sain (sans défaut). La représentation graphique de la puissance du générateur photovoltaïque est illustrée dans les figures 6-4.

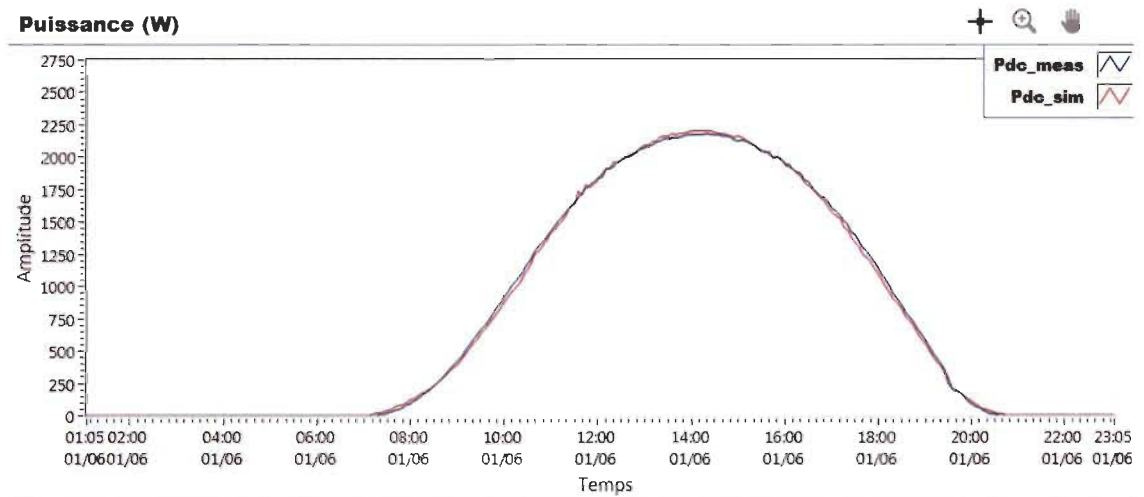


Figure 6-4 Évolution de la puissance pour un fonctionnement sain du générateur photovoltaïque

À partir de la représentation graphique de la puissance du générateur photovoltaïque, nous pouvons observer que les puissances mesurée et simulée sont identiques, ce qui indique que le système fonctionne dans son état sain.

En revenant à la section de détection et de diagnostic présentée par la figure 6-5, nous pouvons voir dans le rapport généré toutes les heures que l'état du système PV est toujours sain comme prévu.

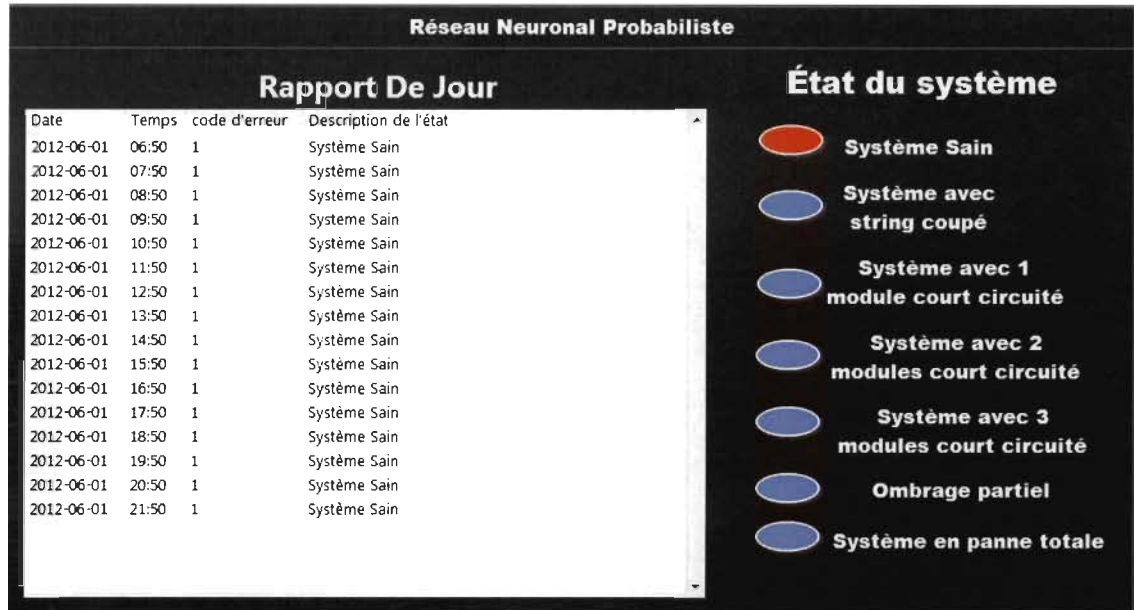


Figure 6-5 Interface de détection et de diagnostic des défauts dans un fonctionnement sain du système

6.4.2 Étude de cas B: Système avec string coupé

Dans la deuxième étude de cas, nous avons testé le système photovoltaïque dans une journée de ciel clair où nous avons coupé une chaîne du système PV. La représentation graphique de la puissance du générateur photovoltaïque est illustrée dans les figures 6-6.

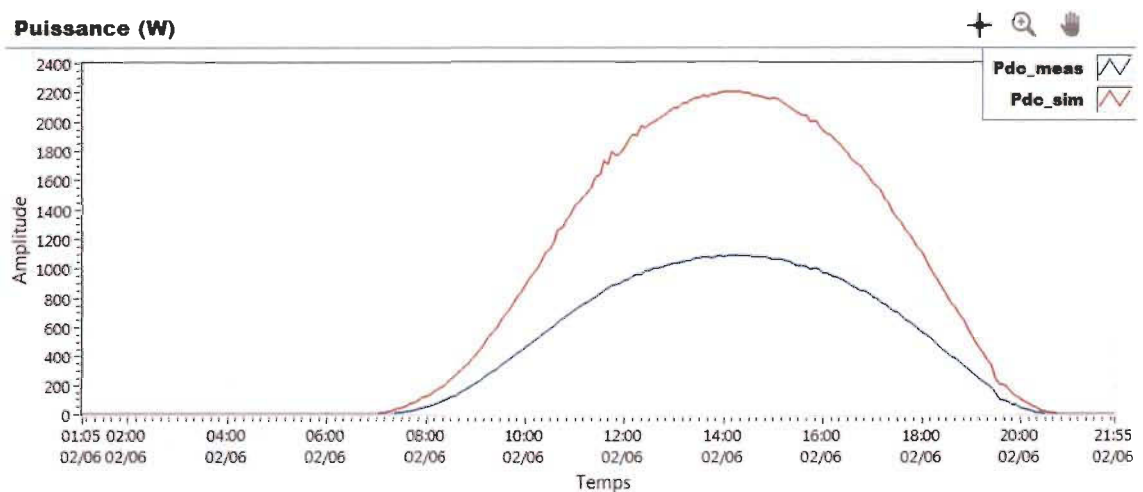


Figure 6-6 Évolution de la puissance du générateur photovoltaïque avec une chaîne coupée

Sur la base de la représentation graphique, nous pouvons voir que la puissance continue générée mesurée est la moitié de la puissance simulée tout au long de la journée. Cela indique que le générateur photovoltaïque fonctionne à la moitié de sa capacité globale, en raison de la présence du défaut de coupure de chaîne.

En revenant à la section de détection et de diagnostic présentée par la figure 6-7, nous pouvons voir dans le rapport généré toutes les heures que l'état du système PV indique toujours la présence du défaut string coupé comme prévu. L'indication de l'état sain au rapport de 6h50 est due au fait que la différence est trop petite pour être vue, car l'éclairage n'est pas suffisant pour générer de l'énergie dans le système.








Rapport De Jour				État du système	
Date	Temps	code d'erreur	Description de l'état		
2016-06-02	06:50	1	Système Sain		Système Sain
2016-06-02	07:50	2	Système avec string coupé		Système avec string coupé
2016-06-02	08:50	2	Système avec string coupé		
2016-06-02	09:50	2	Système avec string coupé		
2016-06-02	10:50	2	Système avec string coupé		
2016-06-02	11:50	2	Système avec string coupé		
2016-06-02	12:50	2	Système avec string coupé		Système avec 1 module court circuité
2016-06-02	13:50	2	Système avec string coupé		
2016-06-02	14:50	2	Système avec string coupé		
2016-06-02	15:50	2	Système avec string coupé		Système avec 2 modules court circuité
2016-06-02	16:50	2	Système avec string coupé		
2016-06-02	17:50	2	Système avec string coupé		
2016-06-02	18:50	2	Système avec string coupé		Système avec 3 modules court circuité
2016-06-02	19:50	2	Système avec string coupé		
2016-06-02	20:50	2	Système avec string coupé		Ombre partiel
2016-06-02	21:50	2	Système avec string coupé		Système en panne totale

Figure 6-7 Interface de détection et de diagnostic en présence du défaut de coupure de chaîne

6.4.3 Étude de cas C: Système avec string coupé

Dans la troisième étude de cas, nous avons introduit une coupure totale hors du système PV deux fois au cours de la journée. La représentation graphique de la puissance du générateur photovoltaïque est illustrée dans les figures 6-8.

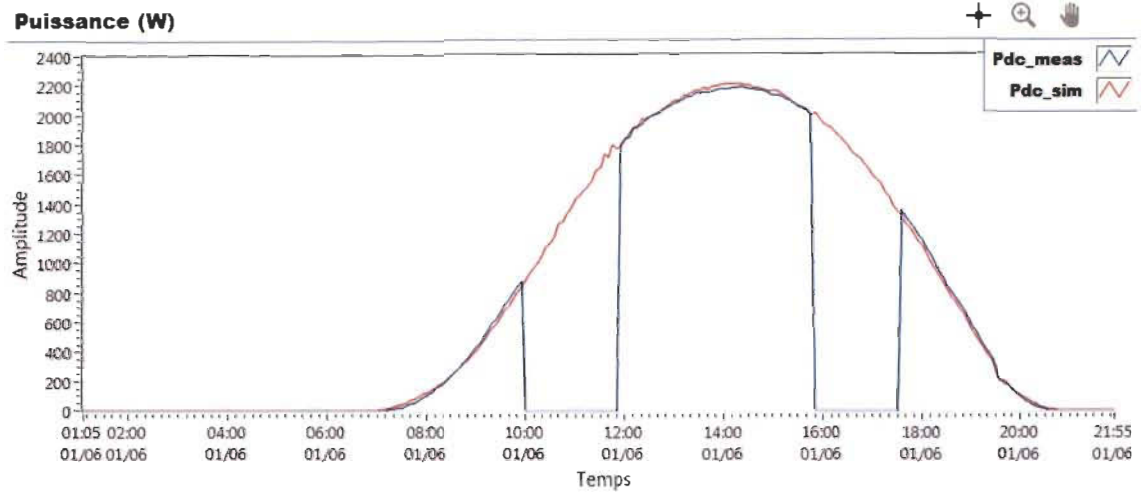


Figure 6-8 Évolution de la puissance du générateur photovoltaïque avec présence de défaut de coupure total

Rapport De Jour				État du système	
Date	Temps	code d'erreur	Description de l'état		
2012-06-01	06:50	1	Système Sain	●	Système Sain
2012-06-01	07:50	1	Système Sain	●	Système avec string coupé
2012-06-01	08:50	1	Système Sain	●	Système avec 1 module court circuité
2012-06-01	09:50	1	Système Sain	●	Système avec 2 modules court circuité
2012-06-01	10:50	7	Système en panne totale	●	Système avec 3 modules court circuité
2012-06-01	11:50	7	Système en panne totale	●	Ombre partiel
2012-06-01	12:50	1	Système Sain	●	Système en panne totale
2012-06-01	13:50	1	Système Sain	●	
2012-06-01	14:50	1	Système Sain	●	
2012-06-01	15:50	7	Système en panne totale	●	
2012-06-01	16:50	7	Système en panne totale	●	
2012-06-01	17:50	1	Système Sain	●	
2012-06-01	18:50	1	Système Sain	●	
2012-06-01	19:50	1	Système Sain	●	
2012-06-01	20:50	1	Système Sain	●	

Figure 6-9 Interface de détection et de diagnostic en présence du défaut de coupure total

Comme le montre la figure 6-9, le rapport quotidien de détection et de diagnostic des pannes généré montre quand la panne totale du système PV était présente et nous donne un historique de l'état de fonctionnement du système.

6.5 Conclusion

Dans ce chapitre, après avoir présenté la plate-forme LabVIEW et sa capacité et sa simplicité à créer une bonne interface de surveillance. L'interface graphique réalisée sous l'environnement LabVIEW permet la surveillance et le traitement de la situation de l'installation PV d'une manière interactive et très conviviale. Aussi nous avons validé expérimentalement la stratégie de détection et de diagnostic de défaut appliquée à la centrale photovoltaïque connectée au réseau.

Chapitre 7 - Conclusion

Malgré leur robustesse, les systèmes PV sont considérés comme tout processus industriel pouvant souffrir de défauts. L'objectif de ce mémoire est principalement d'apporter une solution pratique au problème de la détection et du diagnostic des défauts du champ photovoltaïque dans les systèmes PV connectés au réseau électrique.

Avant d'aborder le problème de la détection et du diagnostic des défauts, il faut comprendre la constitution du système et les éventuels défauts pouvant survenir lors de son fonctionnement. Dans le deuxième chapitre, nous avons fourni une compréhension de base du système photovoltaïque et de sa représentation à partir de la cellule photovoltaïque et en passant par la mise à l'échelle du générateur photovoltaïque. Nous avons également introduit certaines configurations des systèmes photovoltaïques que l'on pourrait voir dans l'industrie.

Le troisième chapitre présentait quelques scénarios de défauts réels puis quelques défauts qui se sont produits dans les champs PV selon les papiers écrits autour d'eux. Un état de l'art des principales recherches effectuées sur la détection de ces défauts ainsi que les méthodes et algorithmes de diagnostic présentés dans la littérature ont été présentés.

Comme les connaissances sur le système PV et les défauts ont été présentés. Une étape cruciale est le diagnostic des défauts est la modélisation du système et la validation expérimentale de ce modèle. Le modèle simple et efficace à une diode a été présenté au chapitre quatre. Ce modèle est utilisé pour établir une base de données d'état du système qui a été utilisée conformément aux modèles de performance électrique de Sandia pour représenter les défauts choisis pour cette étude.

Dans le cinquième chapitre, certaines méthodes d'intelligence artificielle ont été présentées à partir desquelles notre algorithme de détection et de diagnostic a été sélectionné comme réseau neuronal probabiliste en raison de sa précision et de sa vitesse. Ensuite, la procédure de mise en œuvre de l'algorithme sur notre étude a été expliquée.

Enfin, dans le sixième chapitre, une brève introduction de la plateforme de développement de LabVIEW a été présentée. L'interface de supervision développée a été introduite avec ses sections de surveillance et de diagnostic. Trois études de cas ont été réalisées pour différents états de système et les résultats ont montré que notre objectif de développer une interface de surveillance et de détection et de diagnostic des défauts a été atteint.

L'interface de supervision peut être développée davantage et les travaux futurs pourraient inclure l'utilisation d'autres méthodes de détection et classifications de défauts et l'amélioration de l'interface de supervision pour être accédé à distance. Aussi, en développant un système d'acquisition général et en permettant le changement des paramètres initiaux de simulation, l'interface pourrait être généralisée à n'importe quel système photovoltaïque.

Références

- [1] DEUTSCHE GESELLSCHAFT FUR SONNENENERGIE, *Planning and Installing Photovoltaic Systems*. 2014.
- [2] Endecon Engineering and Regional Economic Research, “A guide to photovoltaic (PV) system design and installation,” *Calif. Energy Comm.*, vol. 1, no. June, pp. 1–39, 2001.
- [3] Nobel Foundation, “The Nobel Prize in Physics 1921,” *Nobelprize.org*, 1921.
- [4] K. Wang *et al.*, “The history of solar,” *Solar Energy Materials and Solar Cells*, vol. 93, pp. 1461–1470, 2011.
- [5] “PASSIVE SOLAR HISTORY: PHOTOVOLTAICS,” *CALIFORNIA SOLAR CENTER*, 2019. [Online]. Available: <http://californiasolarcenter.org/history-pv/>.
- [6] ECOGREEN ELECTRICAL, “Solar pv systems.”
- [7] L. Protin and S. Astier, “Convertisseurs photovoltaïques,” *Tech. l'ingénieur, Trait. Génie électrique*, 1995.
- [8] Bethel Afework, “Energy Education - Photovoltaic cell,” 2018.
- [9] Stéphane PETIBON, “Nouvelles architectures distribuées de gestion et de conversion de l'énergie pour les applications photovoltaïques,” 2009.
- [10] N. D. Kaushika and N. K. Gautam, “Energy yield simulations of interconnected solar

- PV arrays,” *IEEE Trans. Energy Convers.*, vol. 18, no. 1, pp. 127–134, 2003.
- [11] T. Eram and P. L. Chapman, “Comparison of photovoltaic array maximum power point tracking techniques,” *IEEE Trans. Energy Convers.*, vol. 22, no. 2, pp. 439–449, 2007.
- [12] Z. Chen, L. Wu, S. Cheng, P. Lin, Y. Wu, and W. Lin, “Intelligent fault diagnosis of photovoltaic arrays based on optimized kernel extreme learning machine and I-V characteristics,” *Appl. Energy*, vol. 204, pp. 912–931, 2017.
- [13] M. Cubukcu and A. Akanalci, “Real-time inspection and determination methods of faults on photovoltaic power systems by thermal imaging in Turkey,” *Renew. Energy*, vol. 147, pp. 1231–1238, 2020.
- [14] F. Grimaccia, S. Leva, A. Dolara, and M. Aghaei, “Survey on PV Modules’ Common Faults after an O&M Flight Extensive Campaign over Different Plants in Italy,” *IEEE J. Photovoltaics*, vol. 7, no. 3, pp. 810–816, 2017.
- [15] S. Vergura, G. Acciani, V. Amoruso, G. E. Patrono, and F. Vacca, “Descriptive and inferential statistics for supervising and monitoring the operation of PV plants,” *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 56, no. 11, pp. 4456–4464, 2009.
- [16] F. A. Khan, B. K. Gautam, S. Singh, S. Cse, and U. Pradesh, “Detection of Defects in Solar Panels Using Thermal Imaging By Pca and Ica Method,” *Int. Res. J. Eng. Technol.*, vol. 4, no. 6, pp. 1700–1703, 2017.
- [17] M. GREEN *et al.*, “Five Years of Operating Experience at a Large, Utility-scale Photovoltaic Generating Plant,” *Ieee Trans Fuzzy Syst*, vol. 20, no. 6, pp. 1114–1129, 2012.

- [18] L. M. Moore and H. N. Post, "Five years of operating experience at a large, utility-scale photovoltaic generating plant," *Prog. Photovoltaics Res. Appl.*, vol. 16, no. 3, pp. 249–259, 2008.
- [19] A. Chouder and S. Silvestre, "Automatic supervision and fault detection of PV systems based on power losses analysis," *Energy Convers. Manag.*, vol. 51, no. 10, pp. 1929–1937, 2010.
- [20] A. Hunter Fannee, M. W. Davis, B. P. Dougherty, D. L. King, W. E. Boyson, and J. A. Kratochvil, "Comparison of photovoltaic module performance measurements," *Int. Sol. Energy Conf.*, pp. 453–462, 2005.
- [21] R. M. Smith, D. C. Jordan, and S. R. Kurtz, "Outdoor PV module degradation of current-voltage parameters," *World Renew. Energy Forum, WREF 2012, Incl. World Renew. Energy Congr. XII Color. Renew. Energy Soc. Annu. Conf.*, vol. 4, pp. 2547–2554, 2012.
- [22] Y. Zhao, B. Lehman, R. Ball, J. Mosesian, and J. F. De Palma, "Outlier detection rules for fault detection in solar photovoltaic arrays," *Conf. Proc. - IEEE Appl. Power Electron. Conf. Expo. - APEC*, pp. 2913–2920, 2013.
- [23] K. A. B. Marc Köntges, Sascha Altmann, Tobias Heimberg, Ulrike Jahn, "Mean degradation rates in PV systems for various kinds of PV module failures," *32nd Eur. Photovolt. Sol. Energy Conf. Exhib.*, no. May, p. 1438, 2016.
- [24] S. Silvestre and A. Chouder, "Fault Detection and Automatic Supervision Methodology for Pv Systems," *Energy Convers. Manag.*, no. September, pp. 4534–4536, 2010.

- [25] R. Ramabadran and B. Mathur, "Effect of Shading on Series and Parallel Connected Solar PV Modules," *Mod. Appl. Sci.*, vol. 3, no. 10, 2009.
- [26] H. Patel and V. Agarwal, "Maximum power point tracking scheme for PV systems operating under partially shaded conditions," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 55, no. 4, pp. 1689–1698, 2008.
- [27] M. R. Maghami, H. Hizam, C. Gomes, M. A. Radzi, M. I. Rezaad, and S. Hajighorbani, "Power loss due to soiling on solar panel: A review," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 59, pp. 1307–1316, 2016.
- [28] J. Zorrilla-Casanova *et al.*, "Analysis of Dust Losses in Photovoltaic Modules," *Proc. World Renew. Energy Congr. – Sweden, 8–13 May, 2011, Linköping, Sweden*, vol. 57, pp. 2985–2992, 2011.
- [29] Y. Lee and A. A. O. Tay, "Stress analysis of silicon wafer-based photovoltaic modules under IEC 61215 mechanical load test," *Energy Procedia*, vol. 33, pp. 265–271, 2013.
- [30] R. Bhoopathy, O. Kunz, M. Juhl, T. Trupke, and Z. Hameiri, "Outdoor photoluminescence imaging of photovoltaic modules with sunlight excitation," *Prog. Photovoltaics Res. Appl.*, vol. 26, no. 1, pp. 69–73, 2018.
- [31] M. Frazão, J. A. Silva, K. Lobato, and J. M. Serra, "Electroluminescence of silicon solar cells using a consumer grade digital camera," *Meas. J. Int. Meas. Confed.*, vol. 99, pp. 7–12, 2017.
- [32] M. Tadj, K. Benmouiza, A. Cheknane, and S. Silvestre, "Improving the performance of PV systems by faults detection using GISTEL approach," *Energy Convers. Manag.*, vol. 80, pp. 298–304, 2014.

- [33] D. Stellbogen, "Use of PV circuit simulation for fault detection in PV array fields," *Conf. Rec. IEEE Photovolt. Spec. Conf.*, pp. 1302–1307, 1993.
- [34] M. Miwa, S. Yamanaka, H. Kawamura, H. Ohno, and H. Kawamura, "Diagnosis of a power output lowering of PV ARRAY with a $(-dI/dV)$ -V characteristic," *Conf. Rec. 2006 IEEE 4th World Conf. Photovolt. Energy Conversion, WCPEC-4*, vol. 2, pp. 2442–2445, 2006.
- [35] S. Daliento, F. Di Napoli, P. Guerriero, and V. d'Alessandro, "A modified bypass circuit for improved hot spot reliability of solar panels subject to partial shading," *Sol. Energy*, vol. 134, pp. 211–218, 2016.
- [36] K. H. Chao, S. H. Ho, and M. H. Wang, "Modeling and fault diagnosis of a photovoltaic system," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 78, no. 1, pp. 97–105, 2008.
- [37] S. Kaplanis and E. Kaplani, "Energy performance and degradation over 20 years performance of BP c-Si PV modules," *Simul. Model. Pract. Theory*, vol. 19, no. 4, pp. 1201–1211, 2011.
- [38] B. K. Kang, S. T. Kim, S. H. Bae, and J. W. Park, "Diagnosis of output power lowering in a PV array by using the kalman-filter algorithm," *IEEE Trans. Energy Convers.*, vol. 27, no. 4, pp. 885–894, 2012.
- [39] G. M. Tina, F. Cosentino, and C. Ventura, "Renewable Energy in the Service of Mankind Vol II," *Renew. Energy Serv. Mank. Vol II*, vol. II, pp. 505–516, 2016.
- [40] W. Chine, A. Mellit, A. M. Pavan, and V. Lughi, "Fault diagnosis in photovoltaic arrays," in *2015 International Conference on Clean Electrical Power (ICCEP)*, 2015, pp. 67–72.

- [41] Y. Hu *et al.*, “Online Two-Section PV Array Fault Diagnosis with Optimized Voltage Sensor Locations,” *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 62, no. 11, pp. 7237–7246, 2015.
- [42] W. Rezgui, H. Mouss, N. Mouss, D. Mouss, M. Benbouzid, and Y. Amirat, “Photovoltaic module simultaneous open-and short-circuit faults modeling and detection using the I-V characteristic,” *IEEE Int. Symp. Ind. Electron.*, vol. 2015-Septe, pp. 855–860, 2015.
- [43] O. Hachana, G. M. Tina, and K. E. Hemsas, “PV array fault Diagnostic Technique for BIPV systems,” *Energy Build.*, vol. 126, pp. 263–274, 2016.
- [44] W. Wang, A. C. F. Liu, H. S. H. Chung, R. W. H. Lau, J. Zhang, and A. W. L. Lo, “Fault Diagnosis of Photovoltaic Panels Using Dynamic Current-Voltage Characteristics,” *IEEE Trans. Power Electron.*, vol. 31, no. 2, pp. 1588–1599, 2016.
- [45] A. Mellit, G. M. Tina, and S. A. Kalogirou, “Fault detection and diagnosis methods for photovoltaic systems: A review,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 91, no. February 2017, pp. 1–17, 2018.
- [46] Y. Zhao, R. Ball, J. Mosesian, J. F. De Palma, and B. Lehman, “Graph-based semi-supervised learning for fault detection and classification in solar photovoltaic arrays,” *IEEE Trans. Power Electron.*, vol. 30, no. 5, pp. 2848–2858, 2015.
- [47] J. Solórzano and M. A. Egado, “Automatic fault diagnosis in PV systems with distributed MPPT,” *Energy Convers. Manag.*, vol. 76, pp. 925–934, 2013.
- [48] Y. Stauffer, D. Ferrario, E. Onillon, and A. Hutter, “Power monitoring based photovoltaic installation fault detection,” *2015 Int. Conf. Renew. Energy Res. Appl. ICRERA 2015*, pp. 199–202, 2015.

- [49] M. Dhimish and V. Holmes, "Fault detection algorithm for grid-connected photovoltaic plants," *Sol. Energy*, vol. 137, pp. 236–245, 2016.
- [50] L. Bun and A. Université, "Détection et localisation de défauts pour un système PV Long Bun To cite this version : HAL Id : tel-00647189 Détection et Localisation de Défauts pour un Système PV," 2012.
- [51] L. Schirone, F. P. Califano, U. Moschella, and U. Rocca, "Fault finding in a 1 MW photovoltaic plant by reflectometry," *Conf. Rec. IEEE Photovolt. Spec. Conf.*, vol. 1, pp. 846–849, 1994.
- [52] L. Schirone, F. P. Califano, and M. Pastena, "Fault detection in a photovoltaic plant by time domain reflectometry," *Prog. Photovoltaics Res. Appl.*, vol. 2, no. 1, pp. 35–44, 1994.
- [53] T. Takashima, J. Yamaguchi, K. Otani, K. Kato, and M. Ishida, "Experimental studies of failure detection methods in PV module strings," *Conf. Rec. 2006 IEEE 4th World Conf. Photovolt. Energy Conversion, WCPEC-4*, vol. 2, pp. 2227–2230, 2006.
- [54] T. Takashima, J. Yamaguchi, K. Otani, T. Oozeki, K. Kato, and M. Ishida, "Experimental studies of fault location in PV module strings," *Sol. Energy Mater. Sol. Cells*, vol. 93, no. 6–7, pp. 1079–1082, 2009.
- [55] T. Takashima, J. Yamaguchi, and M. Ishida, "Disconnection detection using earth capacitance measurement in photovoltaic module string," *Prog. Photovoltaics Res. Appl.*, vol. 16, no. 8, pp. 669–677, 2008.
- [56] "Using PV Module and Line Frequency Response Data to Create Robust Arc Fault Detectors."

- [57] J. Johnson *et al.*, “Photovoltaic DC arc fault detector testing at Sandia National Laboratories,” *Conf. Rec. IEEE Photovolt. Spec. Conf.*, pp. 003614–003619, 2011.
- [58] D. A. Dini, P. W. Brazis, and K. H. Yen, “Development of arc-fault circuit-interrupter requirements for photovoltaic systems,” *Conf. Rec. IEEE Photovolt. Spec. Conf.*, pp. 001790–001794, 2011.
- [59] I. S. Kim, “Fault detection algorithm of the photovoltaic system using wavelet transform,” *India Int. Conf. Power Electron. IICPE 2010*, 2011.
- [60] I. S. Kim, “On-line fault detection algorithm of a photovoltaic system using wavelet transform,” *Sol. Energy*, vol. 126, pp. 137–145, 2016.
- [61] Z. Wang and R. S. Balog, “Arc fault and flash detection in DC photovoltaic arrays using wavelets,” *Conf. Rec. IEEE Photovolt. Spec. Conf.*, pp. 1619–1624, 2013.
- [62] Y. Sun, A. Chouder, S. Silvestre, E. Garoudja, K. Kara, and F. Harrou, “Statistical fault detection in photovoltaic systems,” *Sol. Energy*, vol. 150, pp. 485–499, 2017.
- [63] B. Taghezouit, A. Saidi, Y. Sun, M.-E. Hamlati, and F. Harrou, “Reliable fault detection and diagnosis of photovoltaic systems based on statistical monitoring approaches,” *Renew. Energy*, vol. 116, pp. 22–37, 2017.
- [64] A. Chouder, D. Guasch, E. Karatepe, S. Silvestre, and M. A. da Silva, “New procedure for fault detection in grid connected PV systems based on the evaluation of current and voltage indicators,” *Energy Convers. Manag.*, vol. 86, pp. 241–249, 2014.
- [65] N. Gokmen, E. Karatepe, S. Silvestre, B. Celik, and P. Ortega, “An efficient fault diagnosis method for PV systems based on operating voltage-window,” *Energy Convers. Manag.*, vol. 73, pp. 350–360, 2013.

- [66] L. Chen and X. Wang, "Adaptive fault localization in photovoltaic systems," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 9, no. 6, pp. 6752–6763, 2018.
- [67] S. Dhar, R. K. Patnaik, and P. K. Dash, "Fault Detection and Location of Photovoltaic Based DC Microgrid Using Differential Protection Strategy," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 9, no. 5, pp. 4303–4312, 2018.
- [68] R. Moeini *et al.*, "Monitoring, Diagnosis, and Power Forecasting for Photovoltaic Fields: A Review," *Int. J. Photoenergy*, 2017.
- [69] S. Spataru, D. Sera, T. Kerekes, and R. Teodorescu, "Detection of increased series losses in PV arrays using Fuzzy Inference Systems," *Conf. Rec. IEEE Photovolt. Spec. Conf.*, pp. 464–469, 2012.
- [70] S. Spataru, D. Sera, T. Kerekes, and R. Teodorescu, "Diagnostic method for photovoltaic systems based on light I-V measurements," *Sol. Energy*, vol. 119, pp. 29–44, 2015.
- [71] A. Belaout, F. Krim, and A. Mellit, "Neuro-fuzzy classifier for fault detection and classification in photovoltaic module," *Proc. 2016 8th Int. Conf. Model. Identif. Control. ICMIC 2016*, pp. 144–149, 2017.
- [72] M. Dhimish, V. Holmes, B. Mehrdadi, and M. Dales, "Diagnostic method for photovoltaic systems based on six layer detection algorithm," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 151, pp. 26–39, 2017.
- [73] M. Dhimish, V. Holmes, B. Mehrdadi, M. Dales, and P. Mather, "Photovoltaic fault detection algorithm based on theoretical curves modelling and fuzzy classification system," *Energy*, vol. 140, pp. 276–290, 2017.

- [74] D. Li and X. Cheng, "Application of BP Neural Network in Network Fault Diagnosis," *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 631, no. 5, 2019.
- [75] Syafaruddin, E. Karatepe, and T. Hiyama, "Controlling of artificial neural network for fault diagnosis of photovoltaic array," *2011 16th Int. Conf. Intell. Syst. Appl. to Power Syst. ISAP 2011*, 2011.
- [76] K. H. Chao, C. T. Chen, M. H. Wang, and C. F. Wu, "A novel fault diagnosis method based-on modified neural networks for photovoltaic systems," *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, vol. 6146 LNCS, no. PART 2, pp. 531–539, 2010.
- [77] A. H. Mohamed and A. M. N. A. M. Nassar, "New Algorithm for Fault Diagnosis of Photovoltaic Energy Systems," *Int. J. Comput. Appl.*, vol. 114, no. 9, pp. 26–31, 2015.
- [78] W. Chine, A. Mellit, V. Lughi, A. Malek, G. Sulligoi, and A. Massi Pavan, "A novel fault diagnosis technique for photovoltaic systems based on artificial neural networks," *Renew. Energy*, vol. 90, pp. 501–512, 2016.
- [79] W. Chine and A. Mellit, "ANN-based fault diagnosis technique for photovoltaic strings," *2017 5th Int. Conf. Electr. Eng. - Boumerdes, ICEE-B 2017*, vol. 2017-Janua, pp. 1–4, 2017.
- [80] H. Mekki, A. Mellit, and H. Salhi, "Simulation Modelling Practice and Theory Artificial neural network-based modelling and fault detection of partial shaded photovoltaic modules," *Sol. Energy*, vol. 67, pp. 1–13, 2017.
- [81] I. M. Karmacharya and R. Gokaraju, "Fault Location in Ungrounded Photovoltaic System Using Wavelets and ANN," *IEEE Trans. Power Deliv.*, vol. 33, no. 2, pp. 549–

559, 2018.

- [82] W. Rezgui, K. N. Mouss, L. H. Mouss, M. D. Mouss, Y. Amirat, and M. Benbouzid, "Optimization of SVM classifier by k-NN for the smart diagnosis of the short-circuit and impedance faults in a PV generator," *Int. Rev. Model. Simulations*, vol. 7, no. 5, pp. 863–870, 2014.
- [83] A. Coleman and J. Zalewski, "Intelligent fault detection and diagnostics in solar plants," *Proc. 6th IEEE Int. Conf. Intell. Data Acquis. Adv. Comput. Syst. Technol. Appl. IDAACS'2011*, vol. 2, pp. 948–953, 2011.
- [84] K. H. Chao, P. Y. Chen, M. H. Wang, and C. T. Chen, "An intelligent fault detection method of a photovoltaic module array using wireless sensor networks," *Int. J. Distrib. Sens. Networks*, vol. 2014, 2014.
- [85] Z. Chen, L. Wu, S. Cheng, P. Lin, Y. Wu, and W. Lin, "Intelligent fault diagnosis of photovoltaic arrays based on optimized kernel extreme learning machine and I-V characteristics," *Appl. Energy*, vol. 204, pp. 912–931, 2017.
- [86] A. Chouder, S. Silvestre, B. Taghezouit, and E. Karatepe, "Monitoring, modelling and simulation of PV systems using LabVIEW," *Sol. Energy*, vol. 91, pp. 337–349, 2013.
- [87] F. Harrou, A. Dairi, B. Taghezouit, and Y. Sun, "An unsupervised monitoring procedure for detecting anomalies in photovoltaic systems using a one-class Support Vector Machine," *Sol. Energy*, vol. 179, no. December 2018, pp. 48–58, 2019.
- [88] Z. W, Y. H, and F. Z, "A Novel Model for Photovoltaic Array Performance Prediction," *Appl. Energy*, vol. 84, no. 12, pp. 1187–1198, 2007.
- [89] R. Van Overstraeten, "Crystalline silicon solar cells," *Renew. Energy*, vol. 5, no. 1–4,

pp. 103–106, 1994.

- [90] L. M. CHERKI Mohamed Souheil, “Détection et diagnostic des défauts dans les systèmes photovoltaïques par réseaux de neurones,” 2013.
- [91] E. A. Silva, F. Bradaschia, M. C. Cavalcanti, and A. J. Nascimento, “Parameter estimation method to improve the accuracy of photovoltaic electrical model,” *IEEE J. Photovoltaics*, vol. 6, no. 1, pp. 278–285, 2016.
- [92] R. Abbassi, A. Abbassi, M. Jemli, and S. Chebbi, “Identification of unknown parameters of solar cell models: A comprehensive overview of available approaches,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 90, no. February, pp. 453–474, 2018.
- [93] A. K. Podder, N. K. Roy, and H. R. Pota, “MPPT methods for solar PV systems: A critical review based on tracking nature,” *IET Renew. Power Gener.*, vol. 13, no. 10, pp. 1615–1632, 2019.
- [94] J. W. Ginn, R. H. Bonn, and G. Sittler, “Inverter testing at Sandia National Laboratories,” 2008, pp. 335–345.
- [95] A. C. Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, *Deep Learning (Adaptive Computation and Machine Learning series)*, vol. 521, no. 7553. 2017.
- [96] K. Arulkumaran, Ma. P. Deisenroth, M. Brundage, and A. A. Bharath, “A Brief Survey of Deep Reinforcement Learning,” *Spec. Issue Deep Learn. Image Understanding.*, vol. 37, pp. 1–16, 2017.
- [97] M. Alloghani, D. Al-Jumeily, J. Mustafina, A. Hussain, and A. J. Aljaaf, “A Systematic Review on Supervised and Unsupervised Machine Learning Algorithms for Data Science,” pp. 3–21, 2020.

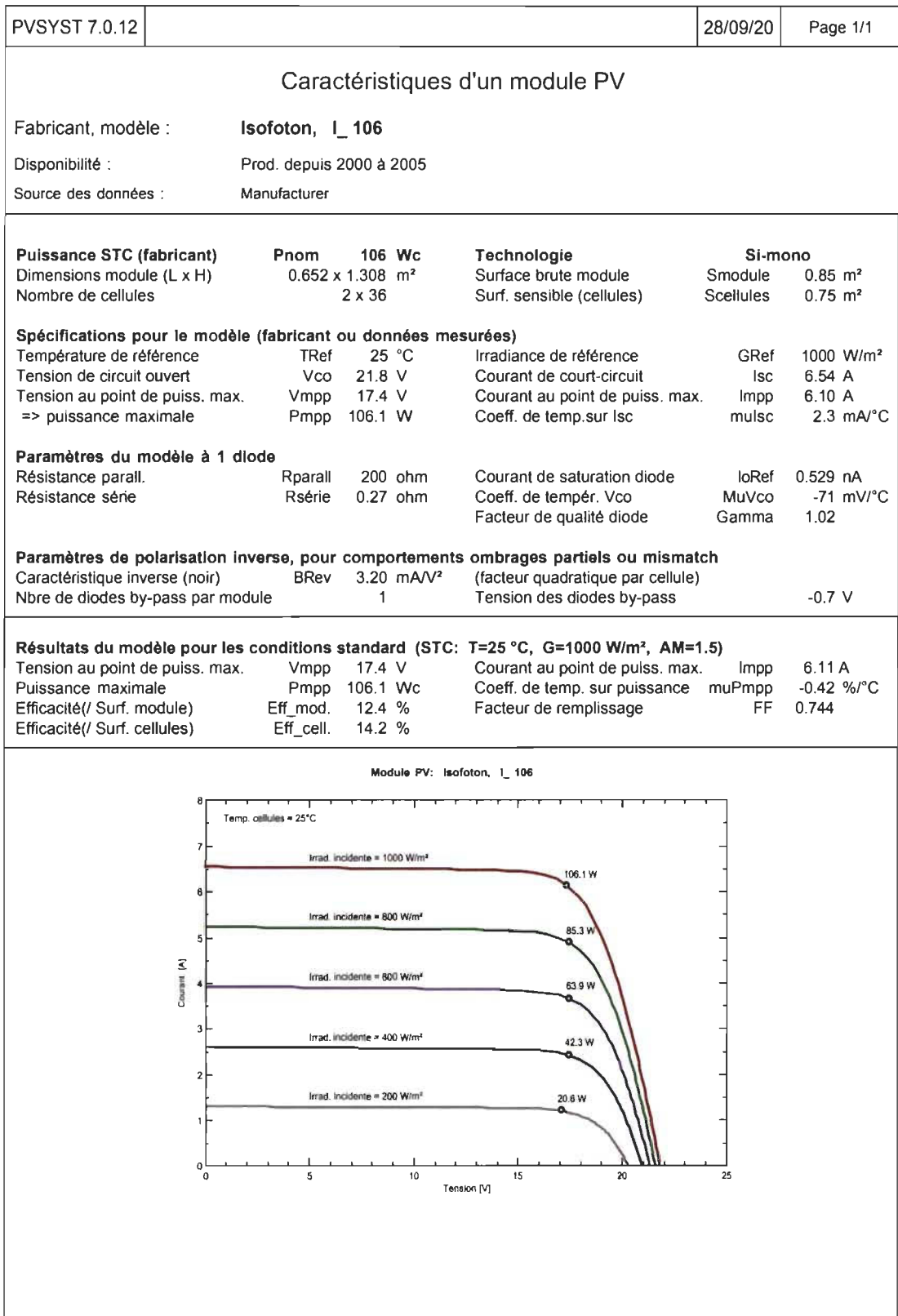
- [98] M. Hasan and F. Boris, "SVM : Machines à Vecteurs de Support ou Séparateurs à Vastes Marges," in *Report, January*, 2006.
- [99] V. Cherkassky, "The Nature Of Statistical Learning Theory~," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 8, no. 6, pp. 1564–1564, 1997.
- [100] R. Algerienne and D. Et, "Mémoire Présenté en vue de l' obtention du diplôme de magister en Informatique Les Supports Vecteurs Machines (SVM) pour la reconnaissance des caractères manuscrits arabes," 2010.
- [101] C. Cortes and V. Vapnik, "Support-vector networks," *Mach. Learn.*, vol. 20, no. 3, pp. 273–297, 1995.
- [102] A. E. Maxwell, T. A. Warner, and F. Fang, "Implementation of machine-learning classification in remote sensing: An applied review," *Int. J. Remote Sens.*, vol. 39, no. 9, pp. 2784–2817, 2018.
- [103] T. Kavzoglu and I. Colkesen, "A kernel functions analysis for support vector machines for land cover classification," *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.*, vol. 11, no. 5, pp. 352–359, 2009.
- [104] M. Cover T and E. Hart P, "Nearest Neighbor Pattern Classification," *IEEE Trans. Inf. Theory*, pp. 1–12, 1967.
- [105] L. Bun, "Détection et Localisation de Défauts pour un Système PV," 2011.
- [106] F. Maselli, G. Chirici, L. Bottai, P. Corona, and M. Marchetti, "Estimation of Mediterranean forest attributes by the application of k-NN procedures to multitemporal Landsat ETM+ images," *Int. J. Remote Sens.*, vol. 26, no. 17, pp. 3781–3796, 2005.

- [107] L. Bun, “Détection et Localisation de Défauts pour un Système PV,” 2011.
- [108] M. Pal and P. M. Mather, “An assessment of the effectiveness of decision tree methods for land cover classification,” *Remote Sens. Environ.*, vol. 86, no. 4, pp. 554–565, 2003.
- [109] M. Pal, “Random forest classifier for remote sensing classification,” *Int. J. Remote Sens.*, vol. 26, no. 1, pp. 217–222, 2005.
- [110] B. Mariana and D. Lucian, “Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions,” *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 114, no. 2016, pp. 24–31, 2016.
- [111] G. M. Foody and M. K. Arora, “An evaluation of some factors affecting the accuracy of classification by an artificial neural network,” *Int. J. Remote Sens.*, vol. 18, no. 4, pp. 799–810, 1997.
- [112] D. F. Specht, “Probabilistic Neural Networks and the Polynomial Adaline as Complementary Techniques for Classification,” *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 1, no. 1, pp. 111–121, 1990.
- [113] M. W. Kim and M. Arozullah, “Generalized probabilistic neural network based classifiers,” pp. 648–653, 2003.
- [114] L. Abdelhadi, R. Tlemsani, and Abdelkader Benyettou, “Un Nouvel Algorithme d’Apprentissage pour les Réseaux Probabilistes, Vers une Réduction des PNN,” 2012.
- [115] R. Bitter, T. Mohiuddin, and M. Nawrocki, “Introduction to LabVIEW,” *LabVIEW*, 2000.

Annexe A – Fiches techniques

Dans cette annexe, nous présentons les données techniques du composant principal du système PV qui génère les données utilisées dans notre mémoire.

- Module PV isofoton 106 W obtenu à partir de la version d'évaluation PVsyst.
- Onduleur Ingecon Sun 2.5 obtenu à partir de la version d'évaluation PVsyst.



PVSYST 7.0.12		28/09/20	Page 1/1
Caractéristiques d'un onduleur réseau			
Fabricant, modèle :		Ingeteam, Ingecon Sun 2.5	
Disponibilité :		Prod. depuis 2002 à 2013	
Source des données :		Manufacturer 2012	
150			
Mode d'opération		MPPT	
Tension MPP minimale	Vmin	N/A V	Puissance PV nominale
Tension MPP maximale	Vmax	450 V	Puissance PV maximale
Tension PV max. absolue	Vmax array	550 V	Courant PV maximum
Tension min. pour PNom	Vmin PNom	160 V	Puissance seuil
Comportement à Vmin/Vmax	Limitation	Comportement à Pnom	Limitation
Caractéristiques de sortie (côté réseau AC)			
Tension du réseau	Unom	230 V	Puissance AC nominale
Fréquence du réseau	Freq	50/60 Hz	Pnom AC
		Monophasé	Pmax AC
Efficacité maximale	Max Eff.	94.7 %	Inom AC
Efficacité moyenne européenne	Euro Eff.	93.8 %	Imax AC
			2.7 kWac
			2.7 kWac
			12.0 A
			12.0 A
Remarques et Caractéristiques techniques		Dimensions: Largeur 360 mm	
Surveillance isolation champ, Interr. DC interne,		Hauteur 470 mm	
Interr. AC interne,		Profondeur 320 mm	
Technologie: LF Transfo, IGBT		Poids 43.30 kg	
Protection: IP 65			
Contrôles: LCD 64x128			