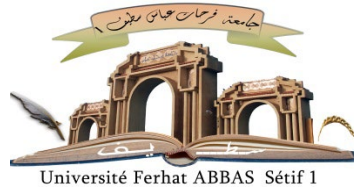


الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de L'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



UNIVERSITÉ FERHAT ABBAS - SETIF1

FACULTÉ DE TECHNOLOGIE

THÈSE

Présentée au Département d'Electrotechnique

Pour l'obtention du diplôme de

DOCTORAT

Domaine : Sciences et Technologie

Filière : AUTOMATIQUE

**Option : Automatique et
Informatique Industrielle**

Par

LAHIOUEL Younes

THÈME

Conception d'un système de supervision d'une installation photovoltaïque dédié à la détection et à la localisation des défauts à l'aide de techniques intelligentes

Soutenue le 12/09/2024 devant le Jury :

HAMOU Nouri	Professeur	Univ. Ferhat Abbas Sétif 1	Président
LATRECHE Samia	M.C.A.	Univ. Ferhat Abbas Sétif 1	Directrice de thèse
ZEGHLACHE Samir	Professeur	Univ. Mohamed Boudiaf Msila	Examineur
BENYETTOU Lotfi	Professeur	Univ. Mohamed Boudiaf Msila	Examineur
AFGHOUL Hamza	M.C.A.	Univ. Ferhat Abbas Sétif 1	Examineur
KHEMLICHE Mabrouk	Professeur	Univ. Ferhat Abbas Sétif 1	Invité

Dédicaces

Je dédie cette thèse à :

*Mes chers parents, pour leur amour et leur soutien sans fin,
A mes chers frères, à ma très chère sœur, pour leurs encouragements et leur
aide,*

À ma chère nièce Ilya, à mon cher neveu Mohamed Nawfel

A tous mes proches,

Tous mes amis,

A ceux qui m'ont soutenu tout au long de mes études.

Younes LAHIOUEL

*** Remerciements ***

Avant tout, je remercie Dieu le tout puissant et miséricordieux qui m'a donné l'envie, le courage et la force pour mener à terme ce travail.

*Mes remerciements s'adressent tout d'abord à ma Directrice de thèse, Docteur **LATRECHE Samia**. Tout au long de ce travail, elle a su m'apporter un soutien constant, une disponibilité, une écoute, une confiance et des conseils précieux et avisés à la hauteur de ses compétences et de ses réelles qualités humaines.*

*Mes remerciements vont aussi aux membres de jury qui ont accepté d'examiner ce travail à savoir Professeur **NOURI Hamou** comme Président de jury, Professeur **ZEGHLACHE Samir**, Professeur **BENYETTOU Lotfi** et Docteur **AFGHOUL Hamza** comme examinateurs.*

*Ces remerciements s'adressent également au Professeur **KHEMLICHE Mabrouk**, qui a également suivi le déroulement de ce travail de recherche, son écoute, ses connaissances, ses critiques et ses conseils constructifs m'ont guidé tout au long de cette thèse.*

Je tiens à exprimer ma gratitude à mon cher père, qui a fait des sacrifices pour que je devienne ce que je suis aujourd'hui.

Merci ma chère mère. Que Dieu, le tout puissant, te protège et te donne une longue vie pleine de bonheur et de santé.

Enfin, je tiens à exprimer ma gratitude à tous ceux qui m'ont consacré du temps et qui m'ont continuellement soutenu dans ce travail.

Merci à tous.

Younes LAHIOUEL

Sommaire

Liste de figures	
Liste de tableaux	
Introduction générale.....	1
Chapitre I : Généralités sur le système photovoltaïque.....	6
I.1. Introduction.....	6
I.2. Bref historique.....	6
I.3. Production électrique mondiale par les modules PV.....	7
I.4. Développement des énergies renouvelables en Algérie.....	8
I.5. Effet photovoltaïque et technologies des cellules photovoltaïques.....	9
I.6. Cellule photovoltaïque.....	10
I.6.1. Types de cellules photovoltaïques.....	11
I.6.2. Caractéristique électrique d'une cellule PV.....	12
I.6.2.1. Caractéristiques I-V et P-V d'une cellule photovoltaïque.....	12
I.6.2.2. Caractéristiques de sortie des cellules PV.....	13
I.7. Module photovoltaïque.....	14
I.7.1. String et champ photovoltaïque.....	15
I.7.2. Protection des modules photovoltaïques.....	17
I.8. Système photovoltaïque.....	18
I.8.1. Système solaire connecté au réseau.....	18
I.8.2. Système solaire hybride.....	19
I.8.3. Système solaire hors réseau (autonome).....	20
I.9. Généralité et modélisation du système photovoltaïque.....	20
I.9.1. Générateur photovoltaïque (GPV).....	20
I.9.2. Modélisation électrique d'une cellule photovoltaïque.....	22
I.9.3. Convertisseur DC-DC.....	24
I.9.4. Commande de poursuite du point de puissance maximale MPPT.....	25
I.9.4.1. Principe du suivi MPPT.....	26
I.9.4.2. Différentes techniques MPPT.....	27
I.9.4.2.1. Perturber & Observer.....	27
I.9.4.2.2. Conductance incrémentielle.....	28
I.9.4.2.3. Courant de court-circuit fractionnaire.....	29
I.9.4.2.4. Tension de circuit ouvert fractionnaire.....	29
I.9.4.2.5. Réseaux de neurones.....	30
I.9.4.2.6. Logique floue.....	30
I.9.4. Batteries.....	31
I.10. Simulation du générateur photovoltaïque.....	32
I.10. 1. Caractérisation et simulation du module photovoltaïque.....	32
I.10. 2. Effet de l'éclairement et de la température sur les caractéristiques $I=f(V)$ et $P=f(V)$	33
I.11. Conclusion.....	35
Chapitre II : Défauts liés aux systèmes photovoltaïques et méthodes de diagnostic.....	36
II.1. Introduction.....	36
II.2. Définitions.....	36
II.2.1 Définition d'une défaillance de module PV.....	36
II.2.2 Définition d'un défaut.....	36
II.2.3 Définition d'une panne.....	37
II.2.4 Définition d'un symptôme.....	37
II.2.5 Définition du diagnostic.....	37
II.2.5.1 Classification des méthodes de diagnostic.....	37
II.2.5.2 Normes de performance pour la détection et le diagnostic.....	38
II.3. Défauts dans le système photovoltaïque.....	38
II.3.1 Défauts physiques.....	39
II.3.1.1 Décoloration.....	39

II.3.1.2 Délamination.....	40
II.3.1.3 Points chauds	40
II.3.1.4 Fissuration de la cellule photovoltaïque	41
II.3.1.5 Bris de verre.....	41
II.3.1.6 Détérioration du revêtement antireflet (ARC).....	42
II.3.1.7 Corrosion et oxydation.....	42
II.3.1.8 Traces escargot ‘Snail tracks’	43
II.3.1.9 Défaut de lodiode Bypass	43
II.3.2 Défaut électrique.....	44
II.3.2.1 Défaut du champ.....	44
II.3.2.1.1 Défaut ligne-ligne	44
II.3.2.1.2 Défaut circuit ouvert	45
II.3.2.1.3 Défaut ligne-terre.....	46
II.3.2.2 Défaut du côté AC	46
II.3.2.3 Défaut du côté DC	47
II.3.2.3.1 Défaut de convertisseur	47
II.3.2.3.2 Défaut MPPT	47
II.3.2.3.3 Défaut de batterie.....	48
II.3.3 Défaut environnemental.....	49
II.3.3.1 Ombrage	49
II.3.3.2 Changement de température	50
II.3.3.3 Accumulation de poussière.....	50
II.4. Méthodes de diagnostic des défauts dans les systèmes photovoltaïques.....	51
II.4.1. Méthodes non électriques	52
II.4.1.1. Thermographie infrarouge.....	52
II.4.1.2. Électroluminescence	53
II.4.1.3. Photoluminescence	54
II.4.2. Méthodes électriques	54
II.4.2.1. Technique indépendante des données climatiques (CDT).....	55
II.4.2.2. Analyse des caractéristiques I/V.....	55
II.4.2.3. Analyse de perte de puissance (PLA).....	55
II.4.2.4. Mesure de courant et de tension	55
II.4.2.5. Estimation du caractère aléatoire de la tension (VRE).....	56
II.4.2.6. Analyse spectrale tension/courant (VCSA).....	56
II.4.2.7. Technique d'Intelligence Artificielle (AIT).....	56
a. Algorithmes génétiques (GA).....	56
A.1. Opérateurs des algorithmes génétiques	57
A.1.1. Population initiale.....	57
A.1.2. Codage des éléments d'une population	57
A.1.3. Evaluation.....	58
A.1.4. Sélection	58
A.1.5. Croisement.....	58
A.1.6. Mutation	59
A.2. Fonctionnement d'un Algorithme Génétique	60
B. Systèmes experts.....	61
B.1. Objectif des systèmes experts.....	61
B.2. Principaux composants d'un système expert.....	61
B.2.1. Base de connaissances	62
B.2.2. Moteur d'inférence	62
B.2.2.1. Stratégie.....	62
B.2.2.2. Raisonnement	62
B.3. Fonctionnement général d'un système Expert.....	63
C. Logique floue (LF)	63
D. Réseaux de neurones artificiels (RNA)	64

II.5. Conclusion	64
Chapitre III: Diagnostic des défauts d'un système photovoltaïque par la logique floue	66
III.1. Introduction	66
III.2 Contrôleur flou	66
III.2.1. Historique	67
III.2.2. Domaines d'application	67
III.2.3. Concepts de bases de la logique floue	68
III.2.3.1. Ensemble flou	68
III.2.3.2. Univers de discours	68
III.2.3.3. Variables et valeurs linguistiques	68
III.2.3.4. Fonction d'appartenance	68
III.2.3.5. Opérateurs de la logique floue	69
III.2.3.6. Règles linguistiques	69
III.2.4. Structure d'un régulateur flou	70
III.2.4.1. Fuzzification	70
III.2.4.2. Base de règle	70
III.2.4.3. Mécanisme d'inférence flou	71
III.2.4.4. Défuzzification	71
III.2.5. Avantages et inconvénients du régulateur flou	72
III.3. Diagnostic d'un système PV à base de la logique floue	72
III.3.1. Modélisation du système PV choisi	72
III.3.1.1. Modélisation de la cellule PV	73
III.3.1.2. Caractéristiques des modules photovoltaïques	74
III.3.2. Défauts sélectionnés pour le diagnostic du système photovoltaïque	75
III.3.2.1. Défauts du générateur PV	76
III.3.2.2. Défauts du convertisseur DC-DC	77
III.3.2.3. Défauts de batterie	78
III.3.3. Diagnostic flou pour le système PV	79
III.3.3.1. Structure du classificateur de logique floue proposé (de type Takagi-Sugeno)	79
III.3.3.2. L'organigramme de la méthode proposée (CLF)	80
III.3.4. Résultats et discussion	84
III.4. Conclusion	86
Chapitre IV: Diagnostic des défauts d'un système photovoltaïque par les réseaux de neurone	87
IV.1. Introduction	87
IV.2. Réseaux de neurones	88
IV.2.1. Historique	88
IV.2.2. Neurone biologique	89
IV.2.3. Neurone formel	89
IV.2.4 Architecture des réseaux de neurones formels	90
IV.2.4.1 Les réseaux de neurones non bouclés (ou statiques)	90
IV.2.4.2 Réseaux de neurones bouclés (ou dynamiques)	92
IV.2.4.3 Réseaux de neurones à connexions complexes	93
IV.2.5. Processus d'apprentissage	93
IV.2.5.1 Types d'apprentissages	93
a. Apprentissage supervisé	93
b. Apprentissage non supervisé	93
IV.2.5.2 Méthodes d'apprentissage	94
a. Règle de Hebb	94
b. Rétro-propagation du gradient de l'erreur	94
c. Apprentissage par la descente de gradient	94
IV.2.6 Avantages et Inconvénients des réseaux de neurones	95
IV.2.6.1 Avantages des réseaux de neurones	95
IV.2.6.2 Inconvénients des réseaux de neurones	95
IV.3. Diagnostic d'un système PV à base des réseaux de neurones artificiels	96

IV.3.1. Différents types de défauts survenant dans le module PV examiné.....	96
IV.3.2. Principes généraux des réseaux de neurones artificiels.....	96
IV.3.3. Résultats et discussion.....	98
IV.4 Conclusions.....	100
Chapitre V : Diagnostic des défauts d'un système photovoltaïque par le réseau neuro-flou	101
V.1. Introduction	101
V.2. Réseau neuro-flou.....	101
V.2.1. Combinaison des réseaux neuronaux et de la logique floue.....	101
V.2.2. Définition.....	102
V.2.3. Principe de fonctionnement.....	102
V.2.4. Architectures neuro-floues	102
V.2.4.1. Première architecture.....	103
V.2.4.2. Deuxième architecture.....	103
V.2.4.3. Troisième architecture	104
V.2.5. Commande neuro-floue adaptative ANFIS (AdaptiveNetwork FuzzyInference System)	105
V.3. Diagnostic d'un système PV basé sur un contrôle adaptatif par inférence neuronale floue (ANFIS).....	107
V.3.1. Modélisation du système PV choisi.....	107
V.3.2. Défauts sélectionnés pour le diagnostic du système photovoltaïque.....	110
V.3.3. Méthode de diagnostic ANFIS	111
V.3.3.1 Structure de la méthode proposée.....	113
V.3.3.2 Organigramme de la méthode proposée	114
V.3.4. Résultats et discussion.....	115
V.4 Conclusion.....	122
Conclusion générale	123
Références	125

Liste de figures

Figure 1. 1: Production mondiale d'électricité en 2021	8
Figure 1. 2: Programme de développement des énergies renouvelables en Algérie.	9
Figure 1. 3: Absorption de photons et génération d'une tension électrique	10
Figure 1. 4: Cellule solaire	11
Figure 1. 5: Photos de cellules et panneaux des différentes technologies solaires :Monocristallin ; Poly-cristallin ; Cellule solaire à couche mince.....	12
Figure 1. 6: Caractéristiques P-V d'une cellule PV lorsque : (a) T augmente ; (b) G augmente ;Caractéristiques I-V d'une cellule PV lorsque : (c) T augmente ; (d) G augmente.	13
Figure 1. 7: Caractéristique électrique I-V d'une cellule PV	13
Figure 1. 8: Structure typique d'un module PV cristallin.....	14
Figure 1. 9: Structure d'un panneau photovoltaïque.....	15
Figure 1. 10: Illustrant (a) une cellule solaire, (b) un module PV, (c) un panneau solaire et (d) un générateur PV.....	16
Figure 1. 11: (a) Connexion en série de trois cellules solaires. (b)Connexion parallèle de trois cellules solaires. (c) Courbes I-V des cellules solaires connectées en série et parallèle.	16
Figure 1. 12: (a) Illustration d'un module composé d'une chaîne de 36 cellules solaires connectées en série et (b) module composé de deux chaînes de 18 cellules solaires connectées chacune en parallèle	17
Figure 1. 13:Schéma d'un champ photovoltaïque avec diodes by-pass et diode anti-retour	18
Figure 1. 14 : Installation photovoltaïque couplée au réseau.....	19
Figure 1. 15: Installation du système solaire hybride.....	20
Figure 1. 16: Installation du système solaire autonome	20
Figure 1. 17: Installation du système solaire autonome	21
Figure 1. 18: Modèle PV simple à une seule diode.	22
Figure 1. 19: Modèle de la cellule PV à quatre paramètres	23
Figure 1. 20: Modèle de la cellule PV à une seule diode à cinq paramètres.....	23
Figure 1. 21: Représentation symbolique d'un convertisseur DC/DC.....	25
Figure 1. 22: Contrôleur de charge solaire	25
Figure 1. 23: Graphique MPPT et PWM	26
Figure 1. 24: Performances MPPT entre le panneau solaire et la batterie	26
Figure 1. 25:Organigramme de l'algorithme MPPT basé sur P&O	28
Figure 1. 26: Organigramme de l'algorithme MPPT basé sur IncCond.	29
Figure 1. 27: Structure globale de l'optimisation de techniques MPPT par réseau de neurone avec la Modulation de la Largeur d'Impulsion MLI (PWM).....	30
Figure 1. 28: Structure globale de l'optimisation de techniques MPPT par logique floue avec la Modulation de la Largeur d'Impulsion MLI	31
Figure 1. 29: Types de batteries : (a) Batteries plomb ouvert ; (b) Batteries AGM ; (c) Batteries en gel ; (d) Batteries au lithium-ion.	31
Figure 1. 30: Système PV de simulation Simulink	33
Figure 1. 31: Caractéristiques I-V et P-V.....	33
Figure 1. 32: Caractéristiques P-V du PV à divers éclairagements.....	34
Figure 1. 33: Caractéristiques I-V du PV à divers éclairagements.....	34
Figure 1. 34: Caractéristiques I-V avec variation de température	35
Figure 1. 35: Caractéristiques P-V avec variation de température	35
Figure 2. 1: Classification des méthodes de diagnostic.....	38
Figure 2. 2: Défauts du système photovoltaïque	39
Figure 2. 3 : Décoloration sur la surface de la cellule.....	40
Figure 2. 4: Délamination sur la surface de la cellule.....	40
Figure 2. 5: Point chaud sur la surface de la cellule	41

Figure 2. 6: Fissuration sur la surface de la cellule.....	41
Figure 2. 7: Bris de verre sur la surface de la cellule.....	42
Figure 2. 8: Détérioration du revêtement antireflet (ARC).....	42
Figure 2. 9: Corrosion et oxydation de l'interconnexion des chaînes et de la boîte de jonction.....	43
Figure 2. 10: Traces escargot 'Snail tracks'.....	43
Figure 2. 11: Défaut de la diode Bypass.....	44
Figure 2. 12: Schéma de principe du système PV sous un défaut ligne-ligne [16].....	45
Figure 2. 13: Schéma de principe d'un défaut de circuit ouvert dans le générateur photovoltaïque ..	45
Figure 2. 14: Schéma de principe d'un défaut ligne-terre dans le générateur photovoltaïque.....	46
Figure 2. 15: Schéma typique du système solaire attaché à un contrôleur de charge solaire.....	48
Figure 2. 16: Défauts internes et externes de la batterie et leurs causes [22].....	49
Figure 2. 17: Ombrage du bâtiment sur les panneaux.....	50
Figure 2. 18: Image thermographique d'un module de seize cellules avec changement de température [23].....	50
Figure 2. 19: Accumulation de poussière sur les panneaux.....	51
Figure 2. 20: Différentes méthodes de diagnostic des défauts dans les systèmes photovoltaïques ...	52
Figure 2. 21: Défauts des panneaux PV identifiés par analyse par thermographie infrarouge [28].....	53
Figure 2. 22: Panneau PV avec défauts visibles de structure interne [30].....	53
Figure 2. 23: Imagerie par photoluminescence.....	54
Figure 2. 24: Différence entre électroluminescence et photoluminescence.....	54
Figure 2. 25: Représentation schématique du croisement en un point.....	59
Figure 2. 26: Représentation schématique du croisement en deux points.....	59
Figure 2. 27: Représentation schématique de la mutation.....	59
Figure 2. 28: Schéma de principe d'un Algorithme Génétique.....	60
Figure 2. 29: Présentation d'un système expert.....	61
Figure 2. 30: Architecture d'un système expert.....	61
Figure 2. 31: Cycle de base d'un moteur d'inférence.....	63
Figure 3. 1: Schéma synoptique d'un contrôleur flou.....	70
Figure 3. 2: Installation photovoltaïque typique.....	73
Figure 3. 3: Modèle de cellule PV à une diode.....	73
Figure 3. 4: Système PV de simulation Simulink.....	75
Figure 3. 5: Caractéristiques I/V et P/V.....	75
Figure 3. 6 : Défauts du panneau photovoltaïque.....	76
Figure 3. 7: Caractéristique I/V des défauts PV.....	77
Figure 3. 8: Caractéristique P/V des défauts PV.....	77
Figure 3. 9: Défauts du convertisseur Buck.....	78
Figure 3. 10: Impact des défauts sur la sortie du convertisseur Buck.....	78
Figure 3. 11: Tension de la batterie avec défaut de charge.....	79
Figure 3. 12: Structure générale d'un système flou.....	80
Figure 3. 13: Organigramme de la méthode proposée de détection et de diagnostic des défauts FLC81	
Figure 3. 14: Système proposé FLC Takagi-Sugeno à 5 entrées et sortie unique.....	82
Figure 3. 15: Entrées du système de logique floue: a) I1 (Pmax), b) I2 (Isc), c) I3 (Voc), d) I4 (Vc), e) I5 (Vb).....	83
Figure 3. 16: Visualisateur de règles du système de logique floue.....	85
Figure 3. 17: Sortie du système de logique floue.....	85
Figure 4. 1: Neurone biologique.....	89
Figure 4. 2: Neurone formel.....	90
Figure 4. 3: Réseau de neurone non bouclé.....	91
Figure 4. 4: Réseau non bouclé mono couche.....	91
Figure 4. 5: Réseau non bouclé multi- couche.....	92
Figure 4. 6: Réseau de neurone bouclé.....	92

Figure 4. 7: Apprentissage supervisé.....	93
Figure 4. 8: Apprentissage non supervisé	94
Figure 4. 9: Méthode de détection de défauts par l'ANN	97
Figure 4. 10: Structure de la classification des défauts ANN.....	97
Figure 4. 11: Système photovoltaïque avec calculateur de détection des défauts	98
Figure 4. 12: Caractéristiques I/V des défauts PV	98
Figure 4. 13: Caractéristiques P/V des défauts PV	99
Figure 5. 1: Principe du système neuro-flou	102
Figure 5. 2: Première architecture Neuro-floue.....	103
Figure 5. 3: Deuxième architecture des réseaux neuro-Flou, réalisation en série.....	104
Figure 5. 4: Réseau de neurones fonctionnant en aval d'un système flou	104
Figure 5. 5: Architecture d'ANFIS	105
Figure 5. 6: Système photovoltaïque.....	107
Figure 5. 7: Modèle simplifié d'une cellule photovoltaïque.....	108
Figure 5. 8: Système PV étudié sous Simulink.....	109
Figure 5. 9: Caractéristiques P/V et I/V	110
Figure 5. 10: Différents signaux du système PV (a) Caractéristique I/V des défauts P/V ;(b) Caractéristique P/V des défauts PV ; (c) Sortie du convertisseur Buck avec défauts de charge ; (d) Tension de la batterie avec défaut de charge	113
Figure 5. 11: Structure générale de la technique proposée.....	114
Figure 5. 12: Organigramme de l'algorithme neuro-flou proposé pour la détection de défauts	115
Figure 5. 13: Architecture de l'ANFIS.....	116
Figure 5. 14: Système ANFIS 5 entrées et 1 sortie	117
Figure 5. 15: Illustration de l'ANFIS pour l'état de détection des défauts PV (a) Données de formation ; (b) Erreur de formation avec 100 époques ; (c) Etoiles rouges indiquent la sortie FIS, suivi entièrement de cercles bleus qui représentent les données de formation.....	119
Figure 5. 16: MF avec six clusters différents pour l'entrée (a) CP_{max} ;(b) CI_{sc} ; (c) CV_{oc} ; (d) CV_c , et (e) CV_b	120
Figure 5. 17: Schéma du mécanisme de raisonnement flou de l'ANFIS.....	121
Figure 5. 18: Visualiseurs de surfaces ANFIS	121

Liste de tableaux

Tableau 1. 1: Types et propriétés des différentes technologies solaires [7].....	11
Tableau 1. 2:Avantages et inconvénients de chaque type de batterie [7].....	32
Tableau 1. 3: Caractéristiques électriques du module PV simulé	32
Tableau 3. 1: Fonctions d'appartenance de la logique floue	69
Tableau 3. 2: Caractéristiques électriques du module PV simulé	74
Tableau 3. 3: Défauts survenant dans le système PV examiné	76
Tableau 3. 4: Valeurs de référence de FLC pour chaque cas défectueux.....	81
Tableau 3. 5: Taux de distorsion de tous les paramétriques pour chaque cas défectueux	82
Tableau 3. 6: Logique floue de tous les paramètres pour chaque cas défectueux.....	84
Tableau 4. 1: Fonctions d'activation.....	90
Tableau 4. 2: Différents types de défauts	96
Tableau 4. 3: Caractéristiques électriques du module PV.....	98
Tableau 4. 4 : Valeurs des paramètres Pmax, Voc, Isc dans tous les cas	99
Tableau 5. 1: Paramètres du module PV.....	108
Tableau 5. 2: Défauts survenant dans l'installation photovoltaïque examinée.....	110
Tableau 5. 3: Valeurs de la console neuro-flou pour chaque condition défectueuse	113
Tableau 5. 4: Valeurs pour chaque condition défectueuse.....	114

Introduction générale

Aujourd'hui, l'énergie solaire rime avec l'écologie. Les technologies permettant d'exploiter les rayons du soleil pour produire de l'énergie ont énormément évolué ces dernières années. Le soleil est une source d'énergie infinie et dont nous pouvons bénéficier en abondance. Cette énergie passive est simplement captée par des panneaux solaires photovoltaïques (PV) [1]. L'énergie photovoltaïque est obtenue par l'énergie des rayons du soleil. Plus précisément, le principe est de transformer l'énergie véhiculée par les photons de la lumière, en électricité.

C'est pourquoi les panneaux photovoltaïques qui les récolteront sont souvent installés en toiture, avec la meilleure orientation possible. C'est là que la cellule photovoltaïque entre en jeu. Fabriqué en silicium, lorsqu'il est exposé à la lumière, il absorbe l'énergie des photons lumineux. Ce dernier génère un courant électrique continu qui sera converti en courant alternatif grâce à un onduleur. Cette électricité produite peut être immédiatement utilisée pour faire fonctionner des appareils ou de la lumière [2], [3]. Toute installation solaire nécessite donc trois éléments pour assurer la récupération des rayons transmis par le soleil, pour ensuite les transformer en électricité et les distribuer :

- Les panneaux photovoltaïques,
- L'onduleur pour convertir l'électricité obtenue en courant alternatif ; cette puissance est contrôlée par le suiveur du point de puissance maximale (MPPT) qui fait que le système fonctionne toujours à sa capacité maximale,
- Les batteries pour le stockage de l'électricité avec un contrôleur de charge pour assurer la durabilité des batteries.

Le nombre de systèmes solaires augmente rapidement chaque année, augmentant le besoin de techniciens sachant comment faire fonctionner les systèmes photovoltaïques de manière efficace. Le dépannage des systèmes photovoltaïques se concentre généralement sur quatre parties du système : les modules photovoltaïques, les batteries, les convertisseurs et les boîtes de jonction [4], [5]. Pour permettre un diagnostic fin, la détection et la localisation des défauts dans une installation PV réduit les coûts de maintenance et surtout augmente la productivité.

Dans cette thèse, nous nous intéressons spécifiquement à la détection et à la localisation de défauts. L'objectif est de proposer des méthodes et des algorithmes pour détecter et localiser les défauts conduisant à une baisse de production [6], [7].

Plusieurs recherches ont étudié les propriétés des modules PV dans des conditions inhabituelles et ont proposé des solutions de diagnostic de défauts relativement précises et intelligentes basées sur des réseaux neuronaux et des algorithmes de logique floue, etc. [8]. Il existe des travaux de recherche qui ont utilisé cette méthode, nous citons les plus importants :

En mai 2017, Z. Yi présente un système de détection des défauts de court-circuit côté courant continu (CC) pour les panneaux photovoltaïques (PV) constitués de plusieurs panneaux photovoltaïques connectés dans une configuration série/parallèle. Le schéma de détection de pannes proposé est basé sur une approche de reconnaissance de formes qui utilise une technique de décomposition du signal multi-résolution (MSD) pour extraire les

caractéristiques nécessaires, sur la base de la détermination par le système d'inférence floue (FIS) si une panne se produit [9].

En 2018, A. Livera parle du développement de routines de détection de pannes (FDR) qui fonctionnent sur des ensembles de données acquis de systèmes photovoltaïques connectés au réseau afin de diagnostiquer l'apparition de pannes. Les FDR développés consistent en une phase de détection et de classification de pannes. Plus précisément, la phase de détection des pannes s'est appuyée sur une statistique comparative entre mesures électriques simulées et mesurées. En parallèle, une inférence de logique floue a été réalisée afin d'analyser le modèle de défaillance et la classification exacte de l'erreur survenue. Les modèles du système de classification basé sur des règles floues (FRBCS) ont été construits pour chaque échec grâce à un processus d'apprentissage supervisé [10].

En 2019, S. Perveen a classé les défauts du module photovoltaïque sur la base de la technologie d'intelligence artificielle (AIT). La logique floue appliquée pour évaluer le défaut critique du module PV, en fonction de sa disposition. Les probabilités de panne du module PV sont exprimées par des variables linguistiques. La technique de la méthode d'accord de cohérence a été utilisée pour compiler le nombre mystérieux, défini par des experts [11].

En décembre 2019, M. Dhimish a suggéré d'analyser 2580 modules photovoltaïques affectés par différents types de points chauds, car ces modules photovoltaïques fonctionnent dans différentes conditions environnementales, répartis à travers le Royaume-Uni pour détecter la panne. Le modèle de recherche de défauts intègre un système d'inférence floue (FIS) utilisant un contrôleur flou Mamdani comprenant trois paramètres d'entrée : pourcentage de perte de puissance (PPL), courant de court-circuit (Isc) et tension en circuit ouvert (Voc) afin de tester l'efficacité de l'algorithme proposé [12].

En 2020, A. Djalab propose une technique pour détecter l'ombrage partiel en utilisant les valeurs mesurées pour la tension du réseau, le courant du réseau et le rayonnement. La technique de logique floue (Sugeno) est présentée pour détecter le diagnostic partiel, classer et identifier ces défauts, et est conçue pour prendre les mesures correctives appropriées [13].

Il existe plusieurs articles de recherche couvrant la technique de neuro floue ANFIS, nous citons les plus importants d'entre eux :

Bonsignore et al. en 2014, ont proposé une méthode de détection de défauts du système photovoltaïque basée sur la méthode neuro-flou et utilisant le calcul des paramètres des modules photovoltaïques dans différentes conditions de fonctionnement [14]. Déterminer l'état du système photovoltaïque en évaluant et en comparant les paramètres en fonction de seuils. L'étude s'appuie sur des informations clés contenant six paramètres en conditions normales et de défaut, en utilisant la synthèse des courbes I/V (courant-tension) et leurs modèles hybrides ; le système de diagnostic est capable de distinguer les conditions de fonctionnement anormales et normales, et en même temps en l'absence de bruit et d'interférences.

Belaout et al. en 2018, ont proposé une méthode de détection et de classification des défauts du système photovoltaïque en utilisant un classificateur neuro-flou adaptatif multi-classe

(MC-NFC)[15]. Un nouveau système de classification basé sur un système d'inférence neuronale floue adaptative a été proposé sur la base d'un ensemble de données expérimentales pour généraliser les performances des classificateurs de logique floue. Les expériences ont été réalisées sur des données collectées auprès de systèmes photovoltaïques pour classer cinq types de défauts. Premièrement, en plus des fonctionnalités originales entièrement sélectionnées, les fonctionnalités sont réduites à l'aide de méthodes de logique floue. Ensuite, le MC-NFC développé est comparé à un classificateur de réseau neuronal artificiel (ANN). Ses résultats montrent que le MC-NFC surpasse les classificateurs ANN.

Kaid et al. en 2018, ont proposé d'augmenter la fiabilité et l'efficacité énergétique de la centrale solaire étudiée[16]. Le diagnostic basé sur les défauts des modules photovoltaïques à l'aide d'une méthode d'inférence neuro-floue adaptative. Ils ont prédit le comportement attendu du système étudié sur la base des mesures réellement collectées par le système étudié soit 120 panneaux solaires d'une efficacité de 30MW ont été installés sur le terrain de 60 hectares, connectés au réseau 30kV. Les résultats obtenus confirment l'efficacité énergétique du système examiné.

Expérimentalement, après le passage de la tempête de poussière, la limite de fonctionnement normal a été dépassée. La puissance de sortie a absolument dépassé 35,5W, la tension de sortie a dépassé 5,6V et le courant de sortie a dépassé 1,3A. Cette méthode a permis d'identifier les défauts et de prendre la décision de nettoyer le module PV. En effet, tout en maintenant l'état de condition de fonctionnement grâce à l'approche proposée.

Bendary et al. en 2021, ont proposé une solution pour une détection, un suivi et une résolution efficaces des défauts[17]. Cette méthode proposée est mise en œuvre grâce au développement de l'une des techniques d'intelligence artificielle les plus avancées appelées systèmes d'inférence neuronale floue adaptative. L'approche proposée est basée sur la liaison des valeurs mesurées de courant et de tension aux valeurs historiques entraînées de ce paramètre, en tenant compte des changements environnementaux tels que le rayonnement et la température. Il est recommandé d'utiliser deux contrôleurs. L'un détecte la chaîne défectueuse et l'autre détecte l'ensemble subtil de défauts au sein du panneau solaire. Le modèle utilisé a une configuration de générateur photovoltaïque 4x4 connecté via plusieurs commutateurs, quatre ampèremètres et quatre voltmètres. Cette étude a été réalisée à l'aide de Matlab/Simulink et les résultats de simulation ont montré l'efficacité de la méthode proposée dans le suivi, la détection, l'élimination et la transmission des défauts dans des systèmes photovoltaïques réels.

Abbas et Zhang en 2021 ont présenté une méthodologie intelligente pour la détection des défauts photovoltaïques à l'aide du système d'inférence neuro-floue adaptative (ANFIS)[18]. Premièrement, son modèle ANFIS doit être entraîné à l'aide de données de recherche afin qu'il puisse utiliser des stratégies de partitionnement de grille (GP) et de regroupement soustractif (SC) pour détecter et classer les défauts photovoltaïques. Les performances de l'approche ANFIS SC étaient supérieures et plus précises que l'approche ANFIS GP pour prédire et classer diverses pannes du système photovoltaïque. L'approche ANFIS SC a également donné de bons résultats par rapport à des points de données expérimentales inconnus qui n'ont pas

été trouvés lors de la formation. Les valeurs obtenues à partir de l'analyse statistique ont un coefficient de corrélation (R) de 0,9989, une moyenne fondamentale une erreur quadratique (RMSE) de 0,0383 et un coefficient de détermination (R²) de 0,9978. Ces résultats obtenus démontrent que le cadre AFIS SC peut effectuer avec précision d'excellents diagnostics en cas de pannes de panneaux photovoltaïques. Le rayon du bloc est de 0,6.

Mansouri et al. en 2021, ont proposé une méthode basée sur l'ANFIS pour la détection des défauts dans les systèmes photovoltaïques[19]. Dans cette méthode, le contrôle s'exerce à l'aide de deux tests. Tout d'abord, le défaut est détecté en calculant la différence entre la puissance estimée par l'ANFIS et la puissance du générateur, et l'onduleur est isolé en coupant la branche concernée à l'aide d'un élément de commutation contrôlé, coupant ainsi complètement l'alimentation électrique. Puis, la cohérence entre la tension et le courant du générateur, et entre la tension en circuit ouvert et le courant de court-circuit. Ceci est estimé par l'ANFIS pour déterminer les conditions de circuit ouvert et de court-circuit. Pour les simulations, Matlab/Simulink a été utilisé et validé expérimentalement sur des panneaux de différentes puissances nominales et des installations techniques datant de plus de cinq ans à l'aide de la carte de contrôle DS1104 dSPACE.

Le manuscrit de notre thèse est conçu de la manière suivante :

Le premier chapitre traitera des généralités sur les systèmes photovoltaïques, y compris la construction des cellules photovoltaïques et leur impact, ainsi que le principe de fonctionnement. Et présentera la conception et la modélisation d'un système photovoltaïque, ainsi que le principe de fonctionnement de chaque composant : cellule photovoltaïque, convertisseur statique, contrôleur MPPT et ses caractéristiques.

Le deuxième chapitre présentera les problèmes les plus courants des systèmes photovoltaïques, ainsi qu'un aperçu des différentes techniques de diagnostic des systèmes photovoltaïques et les nouvelles méthodes de diagnostic de défauts pour les systèmes photovoltaïques. Ensuite, nous utiliserons des algorithmes d'IA pour diagnostiquer les défauts.

Le troisième chapitre développera un algorithme de diagnostic basé sur la logique floue de Takagi-Sugeno (TS).

Le quatrième chapitre explique comment utiliser les réseaux de neurones pour détecter les défauts dans ce système.

Le cinquième chapitre propose une méthode pour détecter et identifier les défauts. L'algorithme proposé est basé sur le système d'inférence neuronale floue adaptative (ANFIS). La simulation numérique sera réalisée par un programme développé au sein du programme Matlab/Simulink. Plusieurs défauts seront testés pour déterminer les performances de chaque algorithme : défauts d'ombrage, l'augmentation de la température, les défauts de résistance série et de résistance parallèle, les défauts de court-circuit et de circuit ouvert, les défauts de convertisseur, défauts de charge de batterie, etc.

Enfin, nous terminerons par une conclusion générale qui résume les résultats les plus importants suivie de quelques perspectives possibles.

Chapitre I

Généralités sur le système photovoltaïque

I.1. Introduction

L'énergie qui provient des ressources naturelles comme le soleil, le vent, la pluie, les marées et la chaleur géothermique est appelée énergie renouvelable. Contrairement à la diminution des combustibles fossiles traditionnels, ces ressources sont renouvelables et peuvent être reconstituées naturellement. La demande mondiale croissante des énergies renouvelables a stimulé le développement et la croissance des sources d'énergie propres et renouvelables. En plus de la diminution rapide des réserves mondiales de combustibles fossiles, la pollution causée par la combustion des combustibles fossiles est un autre facteur important qui limite les combustibles fossiles. D'un autre côté, les sources d'énergie renouvelables sont connues pour être nettement plus propres et produire de l'énergie sans les effets nocifs de la pollution, par rapport à leurs homologues conventionnelles.

Il existe deux manières principales d'utiliser l'énergie solaire. Premièrement, la chaleur collectée peut être utilisée comme énergie solaire pour chauffer les bâtiments. Une autre option consiste à convertir le rayonnement solaire en énergie électrique, qui est la forme d'énergie la plus largement utilisée. Il est possible d'utiliser des cellules solaires ou des centrales solaires à concentration pour y parvenir.

Ce chapitre vise principalement à expliquer l'effet photovoltaïque et les méthodes des cellules photovoltaïques, à représenter un système photovoltaïque et à illustrer le fonctionnement de chaque partie : la cellule photovoltaïque, le convertisseur statique DC-DC, les techniques de contrôleur MPPT et les batteries. Ensuite, nous étudions la variation des paramètres photovoltaïques et des conditions météorologiques qui ont un impact significatif sur le fonctionnement des modules photovoltaïques tels que l'influence de l'ensoleillement et de la température.

I.2. Bref historique

La technologie solaire n'est pas nouvelle, son histoire s'étend du 7^{ème} Siècle avant JC jusqu'à aujourd'hui. Nous avons commencé par nous concentrer sur la chaleur du soleil avec du verre et des miroirs pour allumer des feux.

Le premier capteur solaire a été construit par le scientifique suisse Horace de Saussure, qui a été utilisé par Sir John Herschel pour cuisiner pendant son expédition en Afrique du Sud dans les années 1830.

En 1839, Edmond Becquerel, un chercheur français, a découvert l'effet photovoltaïque en expérimentant une cellule d'électrolyse avec deux électrodes métalliques placées dans une

solution conductrice d'électricité. Lorsqu'elle est exposée à la lumière, la production d'électricité augmente.

Willoughby Smith a découvert la photoconductivité du sélénium en 1873. En 1908, William J. Bailey de la Carnegie Steel Company invente un capteur solaire avec des bobines en cuivre et une boîte isolée.

Lorsque Daryl Chapin, Calvin Fuller et Gerald Pearson ont développé une cellule photovoltaïque (PV) au silicium à Bell Labs en 1954, c'était la première cellule solaire capable de convertir suffisamment d'énergie solaire en électricité pour faire fonctionner les équipements électriques de tous les jours. Une cellule solaire au silicium produite par le laboratoire téléphonique Bell avait une efficacité de 4 % et a augmenté à 11 % plus tard.

Hoffmann Electronics produit une cellule photovoltaïque avec une efficacité de 9 % en 1958. Après cela, les premiers satellites alimentés par des cellules solaires sont envoyés dans l'espace.

"Solar One" de l'Université du Delaware était l'un des premiers systèmes photovoltaïques (PV) avec des résidences alimentées en 1973. Le système combine la photovoltaïque et la chaleur.

En 1975, Werner Von Siemens présente un travail à l'Académie des Sciences de Berlin concernant l'utilisation de l'effet photovoltaïque dans les semi-conducteurs. Cependant, jusqu'à la fin de la Seconde Guerre Mondiale, le phénomène demeure une étude de laboratoire.

En Australie, en 1983, une voiture alimentée par des panneaux photovoltaïques a parcouru une distance de 4000 km. [20].

I.3. Production électrique mondiale par les modules PV

Selon les dernières données Ember (figure 1.1), la consommation mondiale d'électricité était de 27520,5 TWh en 2021, soit une augmentation de 1414 TWh par rapport à 2020 (+5,4 %), ce qui revient à ajouter la consommation de l'Inde à la demande mondiale.

La majorité des nations industrialisées sont revenues à leurs niveaux de consommation pré-pandémique. La Chine est le pays qui contribue le plus à la reprise de la demande mondiale d'électricité, avec une augmentation de 13 % de sa consommation en 2021 par rapport à 2019.

Selon Ember, les sources d'énergie éolienne et solaire représenteront respectivement 6,6% et 3,7% de la production mondiale d'électricité en 2021. Selon le Think Tank, 50 pays utilisent désormais ces filières pour produire plus de 10 % de leur électricité (avec 7 nouveaux pays en 2021, y compris la Chine et le Japon).

La production mondiale de solaire a augmenté de 23 % et la production éolienne de 14 % par rapport à 2020. Selon le Think Tank, pour maintenir le réchauffement climatique à 1,5°C, ces secteurs doivent maintenir "des taux de croissance de 20% par an d'ici 2030" [21].

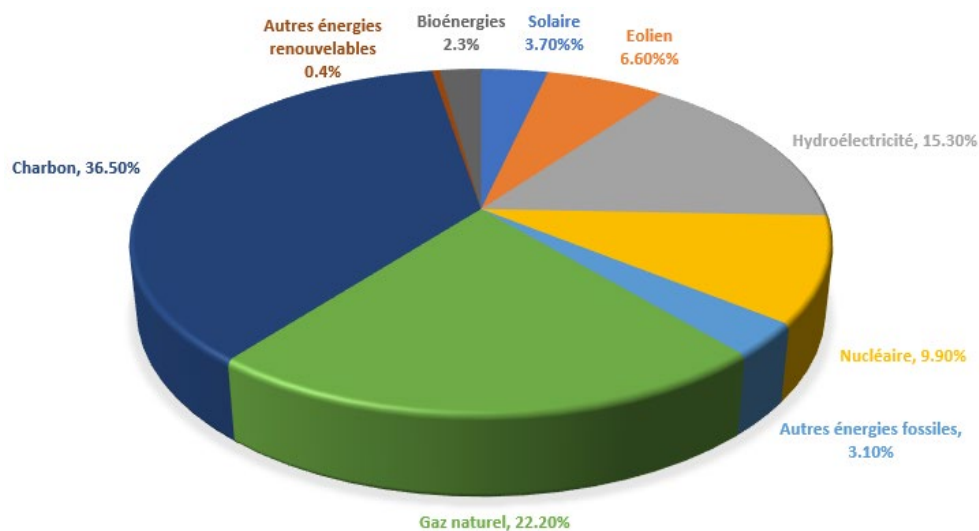


Figure 1. 1: Production mondiale d'électricité en 2021

I.4. Développement des énergies renouvelables en Algérie

En mettant en place un programme ambitieux de développement des énergies renouvelables (EnR) et d'efficacité énergétique, l'Algérie a initié une dynamique verte. La stratégie optimisée de mise en valeur des ressources inépuisables comme le solaire et leur utilisation pour diversifier les sources d'énergie et préparer l'Algérie de demain est au cœur de cette vision. L'objectif du programme d'énergies renouvelables a été d'installer une puissance d'origine renouvelable d'environ 22000 MW pour le compte national d'ici 2030, tout en gardant l'option de l'exportation comme objectif stratégique, si les conditions du marché le permettent. L'objectif de l'efficacité énergétique du programme est d'atteindre 63 millions de TEP d'énergies économiques d'ici 2030. Pour tous les domaines (construction, énergie publique, transport, économie) en mettant en place un éclairage efficace, une isolation thermique et des chauffe-eaux solaires, des carburants propres (GPL et GN), et des équipements industriels de haute qualité. Le programme réduira les émissions de CO₂ de 193 millions de tonnes grâce à l'efficacité énergétique.

En intégrant la biomasse, la cogénération, la géothermie et le solaire thermique, l'Algérie vise à se positionner comme un acteur majeur dans la production d'électricité grâce aux filières photovoltaïques et éoliennes. Les filières énergétiques seront à l'origine d'un développement économique durable capable d'inciter à un nouveau modèle de croissance économique. D'ici 2030, 37 % de la capacité installée et 27 % de la production d'électricité pour la consommation nationale seront renouvelables. En raison de la forte domination du solaire sur le potentiel national en énergies renouvelables, l'Algérie voit cette énergie comme une opportunité et un levier de développement économique et social, notamment à travers l'implantation d'industries créatrices de richesse et d'emplois. Malgré cela, il y a des projets de construction de fermes éoliennes et des projets expérimentaux en biomasse, en géothermie et

en cogénération. Les projets de production d'électricité EnR destinés au marché national seront réalisés en deux étapes :

La première étape entre 2015 et 2020 : Dans cette étape, une puissance de 4010MW sera produite entre les technologies photovoltaïques et éoliennes, ainsi que 515MW entre la biomasse, la cogénération et la géothermie.

La deuxième étape de 2021 à 2030 consistera à établir une connexion électrique entre le Nord et le Sahara (Adrar), ce qui permettra l'implantation de grandes centrales d'énergies renouvelables dans les régions d'In Salah, Adrar, Timimoune et Bechar, ainsi que leur intégration dans le système énergétique national. Le solaire thermique pourrait être économiquement viable à cette date. Le but de la stratégie de l'Algérie est de créer une industrie réelle des énergies renouvelables en collaboration avec un programme de formation et de capitalisation des connaissances, tel que décrit dans la Figure 1.2. À terme, cela permettra l'emploi du génie local algérien, en particulier dans les domaines de l'ingénierie et de la gestion de projets. Plusieurs milliers d'emplois directs et indirects seront créés grâce au programme EnR pour répondre aux besoins d'électricité du marché national [22].

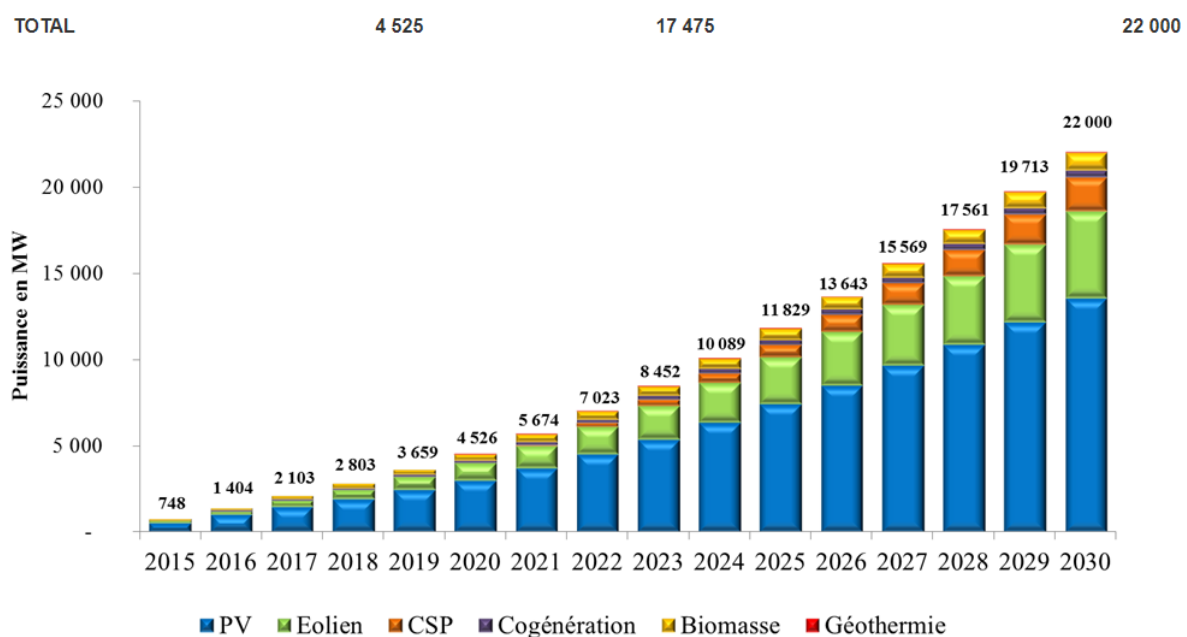


Figure 1. 2: Programme de développement des énergies renouvelables en Algérie.

I.5. Effet photovoltaïque et technologies des cellules photovoltaïques

Le physicien français Alexandre Edmond Becquerel a découvert l'effet photovoltaïque en 1839. L'effet photovoltaïque se produit lorsque les photons sont absorbés dans un matériau semi-conducteur, ce qui produit une tension électrique. Le rayonnement solaire est transformé en courant continu par les cellules photovoltaïques. Ce courant continu peut être utilisé pour alimenter des appareils ou recharger des batteries.

Les appareils photovoltaïques transforment directement l'énergie solaire en électricité. Il existe de nombreuses façons d'utiliser l'effet photovoltaïque, et certaines découvertes relativement

nouvelles telles que les colorants sensibilisés [23], les polymères organiques [24] et la pérovskite photovoltaïque [25] avec de nouveaux matériaux sont très prometteuses. Cependant, les technologies photovoltaïques commercialement importantes utilisent actuellement un matériau semi-conducteur solide pour former une jonction p-n (positive-négative) sur laquelle la lumière (énergie solaire) tombe. Le champ électrique créé lors de la formation de la jonction p-n attire les électrons à travers la jonction lorsque l'énergie solaire pénètre dans le matériau semi-conducteur [26]. Enfin, une électricité à courant continu (DC) est produite lorsque la jonction p-n semi-conductrice éclairée est connectée à un circuit externe. La Figure 1.3 montre un fonctionnement simple d'une cellule solaire PV.

Au fur et à mesure que l'irradiation solaire augmente, un plus grand nombre de photons et d'électrons sont libérés. Le flux de courant produit par les cellules solaires photovoltaïques est augmenté par l'augmentation du flux d'électrons. Le courant de court-circuit (I_{sc}) est donc directement proportionnel à l'irradiation solaire (G).

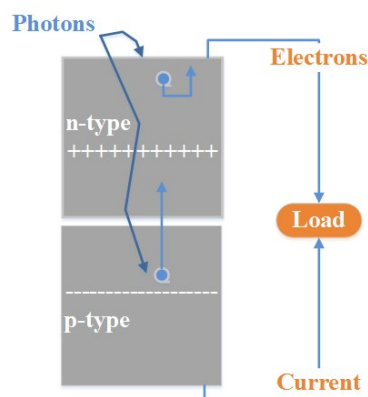


Figure 1. 3: Absorption de photons et génération d'une tension électrique

1.6. Cellule photovoltaïque

La cellule solaire, comme indiqué précédemment, forme la base du système PV, la structure de la cellule solaire détermine finalement l'efficacité de l'ensemble du système PV. La cellule solaire (figure 1.4) est essentiellement un dispositif semi-conducteur à jonction p-n ayant des caractéristiques similaires à celle d'une diode mais est capable de générer un flux d'électrons lorsqu'il est exposé à la lumière du soleil. Les photons de la lumière du soleil sont absorbés par le semi-conducteur et ensuite capable de détacher les électrons de leurs atomes. Les semi-conducteurs de type n et de type p forment la jonction p-n.

Lorsque les photons incidents sont absorbés et qu'ils ont une énergie supérieure à la bande interdite du semi-conducteur, des paires électron-trou sont créées. Le matériau de type p (le bore dopé au silicium) lorsqu'il est placé en contact avec le matériau de type n (par exemple, le phosphore dopé au silicium), il y a une diffusion d'électrons du semi-conducteur de type p au n semi-conducteur de type à travers la région d'appauvrissement. Lorsque l'électron circule du matériau de type p vers le matériau de type n, un circuit externe avec une charge lorsqu'il est connecté permet la circulation du courant électrique à travers le circuit.



Figure 1. 4: Cellule solaire

La physique des cellules solaires a été largement étudiée. Les caractéristiques de la cellule solaire dans différentes conditions sont suffisantes pour les méthodes de détection de défaut. [27]

I.6.1. Types de cellules photovoltaïques

Le silicium monocristallin, le silicium poly cristallin et les cellules solaires à couches minces sont les trois catégories de cellules solaires les plus couramment utilisés dans les panneaux photovoltaïques [27]. Bien qu'il existe d'autres technologies de cellules solaires, tels que la technologie hybride qui utilise à la fois du silicium cristallin et amorphe (figure 1.5), les trois catégories les plus courants trouvés sur le marché sont les suivants. Le tableau ci-dessous présente un résumé des différentes technologies de cellules solaires.

Tableau 1. 1: Types et propriétés des différentes technologies solaires [28]

	Monocristallin	Poly cristallin	Cellule solaire à couche mince
Avantages	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Efficacité supérieure au poly cristallin. ▪ Avantageux pour les utilisations nécessitant un espace restreint, en particulier pour les toits. 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Moins cher que les panneaux solaires monocristallins ▪ Meilleure performance dans des conditions plus chaudes par rapport à Mono Cristalline. 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Meilleures performances à des températures plus élevées. ▪ Capable de s'adapter à différents types de surface et flexible, mieux adapté aux applications où la surface est incurvée. ▪ Moins cher à produire parmi les trois types.
Inconvénients	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Plus coûteux que le poly cristallin et le film mince ▪ Sensible à l'ombre et aux températures 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Efficacités inférieures à celles des panneaux monocristallins. 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Faible efficacité (silicium amorphe principalement utilisé pour les applications de panneaux solaires) ▪ Fiabilité moins éprouvée en raison de sa relative nouveauté dans les applications de panneaux solaires.
Applications	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Systèmes PV domestiques ▪ Systèmes PV connectés au réseau 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Systèmes PV domestiques ▪ Systèmes PV connectés au réseau 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Plus avantageux pour les systèmes PV domestiques puisque la forme est facilement adaptable aux toits. ▪ Systèmes PV connectés au réseau.

Efficacité	▪ 15% à 20%	▪ 13% à 16%	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Silicium amorphe : 5 % à 7 % ▪ Di sélénium de cuivre et d'indium : 9 % à 11 % ▪ Tellure de cadmium : 7 %
Part de marché. Production (2012)	▪ 40.313 %	▪ 45%	▪ 14.3%

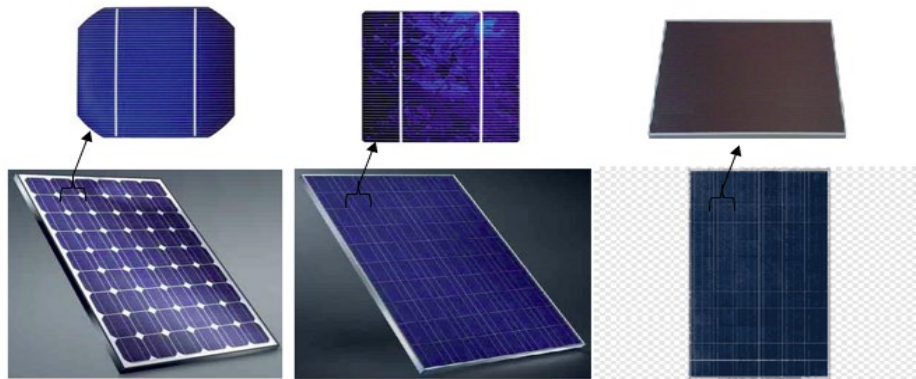


Figure 1. 5: Photos de cellules et panneaux des différentes technologies solaires :
Monocristallin ; Polycristallin ; Cellule solaire à couche mince

I.6.2. Caractéristique électrique d'une cellule PV

La quantité de courant et de tension disponible à partir d'une cellule PV dépend principalement de la quantité d'irradiation (illumination) sur la surface de la cellule et aussi la température ambiante. Une augmentation d'éclairement entraîne une augmentation de la puissance courant du PV tandis qu'une température plus élevée entraîne une diminution de la tension de sortie.

I.6.2.1. Caractéristiques I-V et P-V d'une cellule photovoltaïque

Une augmentation de T entraîne le déplacement des courbes I-V et P-V vers la gauche, comme illustré à la figure 1.6.a et à la figure 1.6.c. L'augmentation de G entraîne le décalage vers le haut des courbes I-V et P-V, comme illustré à la figure 1.6.b et figure 1.6.d.

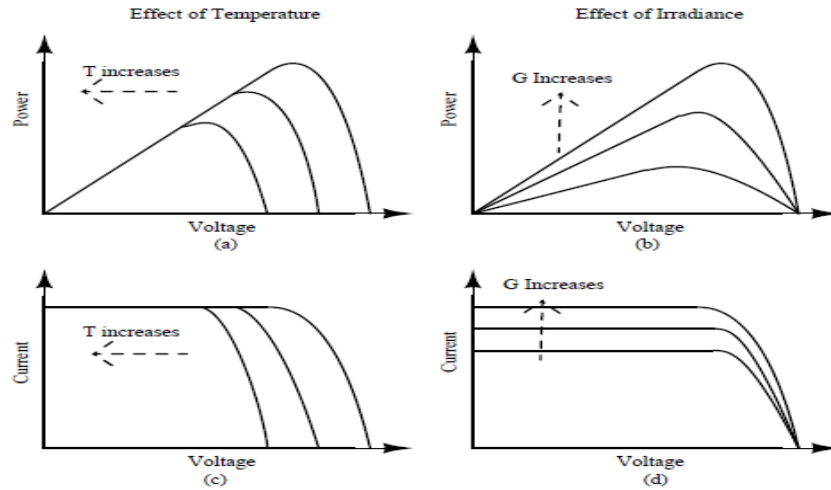


Figure 1. 6: Caractéristiques P-V d'une cellule PV lorsque : (a) T augmente ; (b) G augmente ;
Caractéristiques I-V d'une cellule PV lorsque : (c) T augmente ; (d) G augmente.

I.6.2.2. Caractéristiques de sortie des cellules PV

La caractéristique I-V de la cellule solaire est qu'elle répond à toutes les charges potentielles dans des conditions de température et d'irradiation spécifiques. Cette courbe présente trois points clés [29]. La figure 1.7 indique :

- Courant de court-circuit (I_{cc}) : dans un éclairage plein soleil, le point A où la tension est égale à zéro et le courant est maximum.
- Tension de circuit ouvert (V_{co}) : le point C où la tension est maximale et le courant est nul.
- Puissance maximale (P_{ppm}) : le point B est le point de fonctionnement idéal où la cellule délivre sa puissance maximale. Ce point de fonctionnement est également connu sous le nom de point de puissance maximale (PPM). En raison du fait que la puissance d'un point de fonctionnement est toujours liée à la surface $V \times I$, cette zone doit être au maximum en PPM. Où les valeurs de courant et de tension en PPM sont connues sous le nom de : variables I_{ppm} et V_{ppm}

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

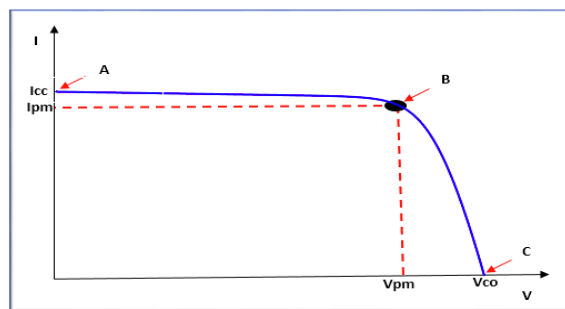


Figure 1. 7: Caractéristique électrique I-V d'une cellule PV

- Le facteur de forme (FF) est le rapport entre la puissance maximale et le produit de V_{co} et I_{cc} d'une cellule solaire, qui est d'environ 0,7 pour les cellules performantes et diminue avec la température. Son expression est donnée par :

$$FF = \frac{V_{ppm} \times I_{ppm}}{V_{co} \times I_{cc}} \quad (I.2)$$

- Rendement de la conversion (η) : La proportion de la puissance reçue qui est convertie en électricité détermine le rendement d'une cellule solaire, qui est définie comme suit :

$$\eta = \frac{V_{ppm} \times I_{ppm}}{E \times S} = \frac{P_{ppm}}{P_{optimale}} \quad (I.3)$$

Où : E : Rayonnement solaire.
 S : Surface de la cellule solaire.

I.7. Module photovoltaïque

La structure typique d'un panneau PV se compose de la surface supérieure du panneau PV est transparente, qui est généralement du verre, puis une encapsulation qui est généralement de l'EVA (acétate d'éthyle-vinyle), puis la couche de cellules PV cristallines et enfin une couche inférieure de film de fluorure de polyvinyle[30] (figure 1.8).

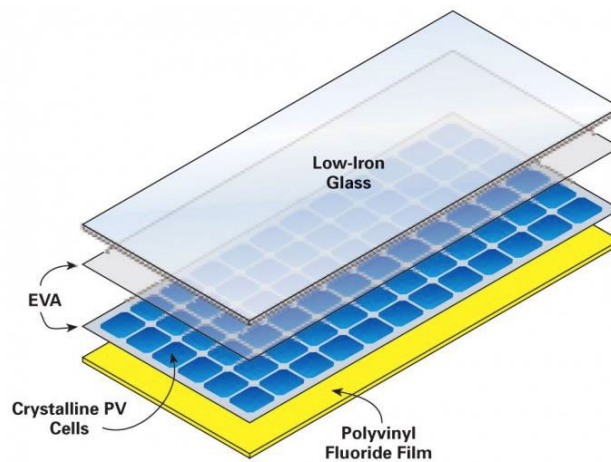


Figure 1. 8: Structure typique d'un module PV cristallin

Il existe plusieurs paramètres de choix pour sélectionner le type de matériau à utiliser pour les différentes couches d'un module PV. Le matériau de surface supérieure doit avoir une transmission de longueur d'onde élevée avec une plage de 350nm à 1200nm, il doit également avoir de faibles propriétés réfléchissantes. Dans certains cas, pour réduire la réflexion, un revêtement anti reflet peut être utilisé. La surface supérieure doit également être moins sujette à l'accumulation de poussière ou de saleté à la surface, doit également être imperméable à l'eau et doit également être rigide. Les matériaux de cette surface sont généralement des polymères, de l'acrylique et du verre. Pour les panneaux photovoltaïques à faible coût, Le verre trempé à faible teneur en fer est le plus utilisé car il a des avantages d'un faible coût,

solide, stable, imperméable, hautement transparent, de bonnes propriétés autonettoyantes imperméables à l'eau.

L'encapsulation qui est l'EVA, comme illustré sur la figure, assure l'adhérence entre la surface supérieure, les cellules solaires et le bas du panneau PV. Ce matériau doit être stable à haute température et à forte exposition aux ultraviolets. La surface inférieure du module PV doit avoir une faible résistance thermique et doit empêcher toute pénétration d'eau ou d'humidité dans le panneau. Le fluorure de polyvinyle (Tedlar), qui est une fine feuille de polymère, est principalement utilisé pour la surface arrière. Le cadre qui maintient le module ensemble est normalement en aluminium, le cadre doit être construit de manière à ce que l'eau ne pénètre pas dans le module PV par l'arrière, il doit être fait de telle sorte que la poussière d'eau ou d'autres matériaux ne pénètrent pas accumuler [31].

I.7.1. String et champ photovoltaïque

Un panneau photovoltaïque est un ensemble de cellules qui, lorsqu'elles sont exposées à la lumière, produisent de l'énergie électrique utilisable (figure 1.9).

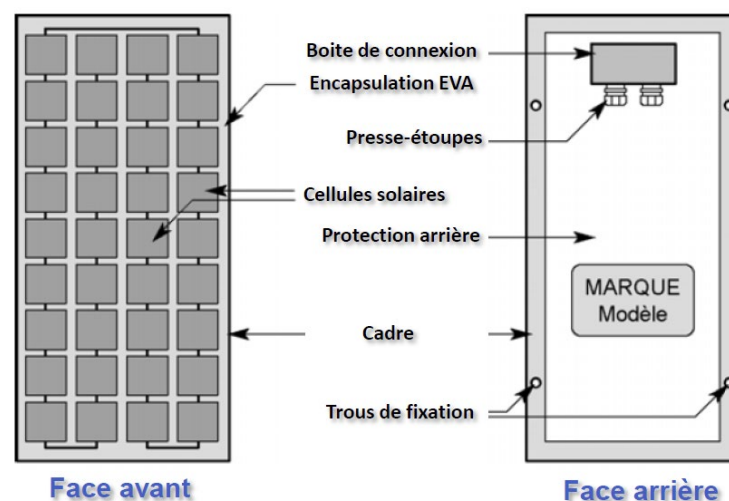


Figure 1. 9: Structure d'un panneau photovoltaïque

La figure 1.10 (a) montre une cellule solaire cristalline. Une module PV est un appareil plus grand dans lequel de nombreux les cellules solaires sont connectées, comme illustré à la Figure 1.10 (b). Les noms modulent PV et module solaire sont souvent utilisés indifféremment. Un panneau solaire, comme illustré à la Figure 1.10 (c), se compose de plusieurs modules PV qui sont électriquement reliés et montés sur une structure porteuse. Pour terminer, un générateur photovoltaïque se compose de plusieurs panneaux solaires. Un exemple d'un réseau est illustré à la figure 1.10 (d). Ce réseau se compose de deux chaînes de deux panneaux solaires chacune, où chaîne signifie que ces panneaux sont connectés en série.

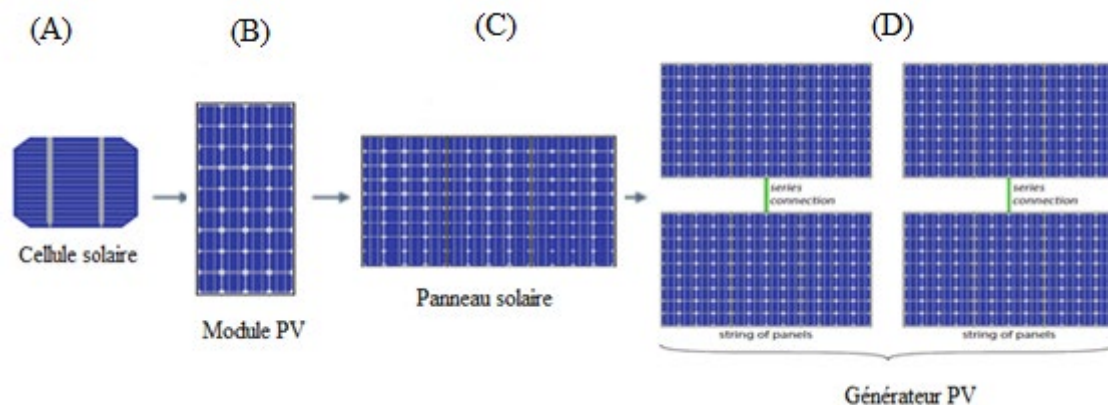


Figure 1. 10: Illustrant (a) une cellule solaire, (b) un module PV, (c) un panneau solaire et (d) un générateur PV.

La figure 1.11(A) montre une connexion en série donc les tensions s'additionnent. Par exemple, si le circuit ouvert la tension d'une cellule est égal à 0,6V, une chaîne de trois cellules fournit une tension de circuit ouvert de 1,8V. Pour série connecté cellules, le courant ne s'additionne pas mais est déterminé par le courant dans chaque cellule solaire. Par conséquent, le total du courant dans une chaîne de cellules solaires est égal au courant généré par une seule cellule solaire.

Deuxièmement, nous pouvons connecter des cellules solaires en parallèle comme illustré sur la figure 1.11 (B), qui montre trois cellules solaires connectés en parallèle. Si les cellules sont connectées en parallèle, la tension est la même sur toutes les cellules solaires, tandis que les courants des cellules solaires s'additionnent. Si nous connectons par ex. trois cellules en parallèle, le courant devient trois fois aussi grand, tandis que la tension est la même que pour une seule cellule, comme illustré à la figure 1.11(C).

La figure 1.11 (C) montre la courbe I-V des cellules solaires connectés en série. Si nous connectons deux cellules solaires dans série, le courant reste le même mais les tensions s'additionnent. La tension en circuit ouvert résultante est deux fois celle de la cellule unique. Si nous connectons trois cellules solaires dans série, la tension en circuit ouvert devient trois fois plus grande, alors que le courant est toujours celui d'une seule cellule.

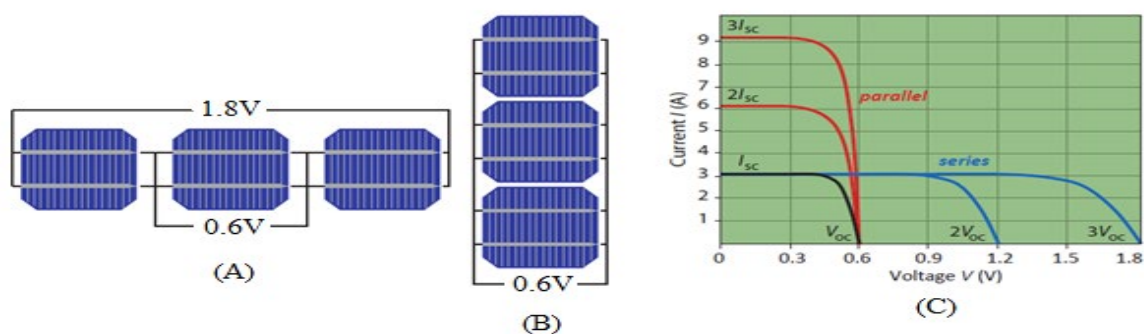


Figure 1. 11: (a) Connexion en série de trois cellules solaires. (b) Connexion parallèle de trois cellules solaires. (c) Courbes I-V des cellules solaires connectées en série et parallèle.

Pour un module total, la tension et le courant de sortie peuvent être partiellement réglés via les arrangements des connexions des cellules solaires. La figure 1.12 (a) montre un module PV contenant 36 cellules solaires connectées en série. Si une cellule solaire à jonction unique avait un courant de court-circuit de 5A, une tension de circuit ouvert de 0,6V, le module total aurait une sortie de $V_{oc} = 36 \times 0,6V = 21,6V$ et $I_{sc} = 5A$. Cependant, si deux chaînes de 18 cellules connectées en série sont connectées en parallèle, comme illustré sur la figure 1.12 (b), la sortie du module sera $V_{oc} = 18 \times 0,6 V = 10,8V$ et $I_{sc} = 2 \times 5A = 10A$.

En général, pour les caractéristiques I-V d'un module constitué de m cellules identiques en série et n cellules identiques en parallèle la tension se multiplie par un facteur m tandis que le courant se multiplie par un facteur n.

Les modules photovoltaïques modernes contiennent souvent 60 (10×6), 72 (9×8) ou 96 (12×8) cellules solaires qui sont généralement toutes connectées en série afin de minimiser les pertes résistives (Figure 1.12).

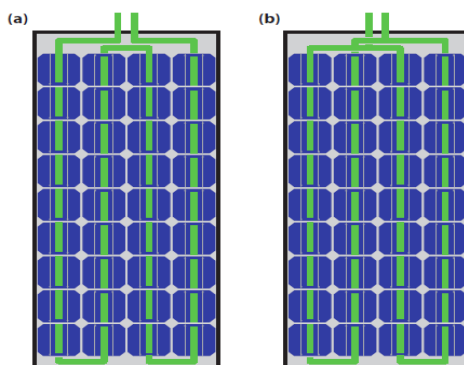


Figure 1. 12: (a) Illustration d'un module composé d'une chaîne de 36 cellules solaires connectées en série et (b) module composé de deux chaînes de 18 cellules solaires connectées chacune en parallèle

1.7.2. Protection des modules photovoltaïques

Pour protéger le module photovoltaïque des points chauds (hot spot) causés par un déséquilibre d'éclairage, une diode au silicium (Bypass diode) doit être montée en parallèle de tête en queue sur une branche généralement composée de dix-huit cellules en série. Dans le cas normal, cette diode est bloquée et sera conductrice en case de l'ombrage d'une ou plusieurs cellules dans une branche [32]

Les diodes anti-retours empêchent le courant de retour d'entrée dans le champ PV lorsque le système PV est connecté à un banc de batteries ou au réseau [33]. Il peut y avoir deux cas où il peut y avoir un courant de retour dans le champ. Tout d'abord, dans le cas d'un fonctionnement normal, la nuit, lorsque le champ PV ne produit aucune puissance de sortie, le courant fourni par le banc de batteries DC peut alimenter le système PV car le système PV peut agir comme une charge. Cela peut endommager les modules PV.

Dans le second cas, s'il y a un défaut de court-circuit dans le champ PV, le courant de défaut provenant de sources externes à l'extérieur du champ PV peut entrer dans le système PV, provoquant un courant de court-circuit excessif dans le champ PV. Ceci n'est pas non plus souhaitable car cela peut entraîner des dommages excessifs au panneau PV par le feu et une dégradation excessive. La Figure 1.13 montre la mise en œuvre de la diode Bypass dans le système PV [29].

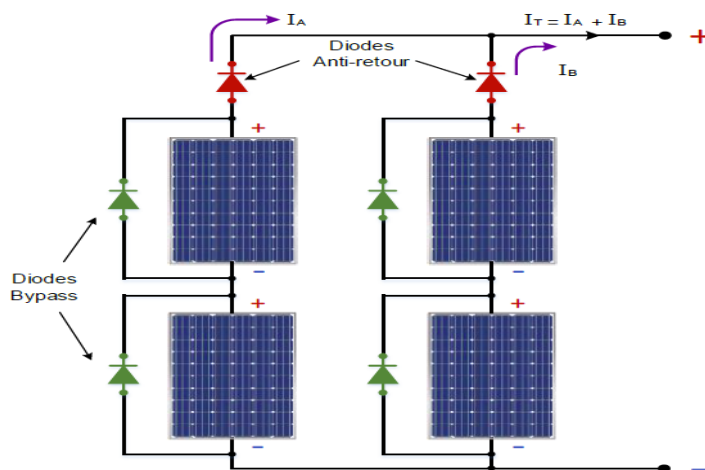


Figure 1. 13:Schéma d'un champ photovoltaïque avec diodes by-pass et diode anti-retour

I.8. Système photovoltaïque

Les systèmes solaires photovoltaïques peuvent être classés en trois types principaux : connectés au réseau, hybrides et hors réseau. Chaque type de système de panneaux solaires a les avantages et les inconvénients et cela dépend vraiment de ce que le consommateur souhaite retirer de son installation de panneaux solaires [27]

I.8.1. Système solaire connecté au réseau

Un système solaire lié au réseau est un système solaire photovoltaïque qui se connecte directement au réseau national. Ce type de système solaire photovoltaïque est le plus courant chez les propriétaires de maisons et d'entreprises. Ce type de système est parfait pour quelqu'un qui est déjà connecté au réseau, mais qui souhaite réduire son empreinte carbone et ses factures énergétiques.

Un système solaire connecté au réseau ne nécessite pas de système de stockage de batterie et est connecté au réseau national directement via un onduleur solaire ou micro. L'un des inconvénients de ce système solaire photovoltaïque est que, parce qu'il utilise un onduleur lié au réseau, lorsque le réseau national tombe en panne, ce système solaire fait de même. Cela signifie simplement que vous n'aurez aucune source d'alimentation de secours.

Il peut être mis à niveau vers un système hybride en ajoutant une batterie. Il est nécessaire d'installer un système de gestion de contrôle couplé AC à côté de la batterie, ce qui est appelé rétrofit. L'ajout d'une batterie de stockage au système solaire photovoltaïque peut fournir de

l'énergie solaire même pendant des pannes. C'est ce qu'on appelle un système hybride (Figure 1.14) [29]

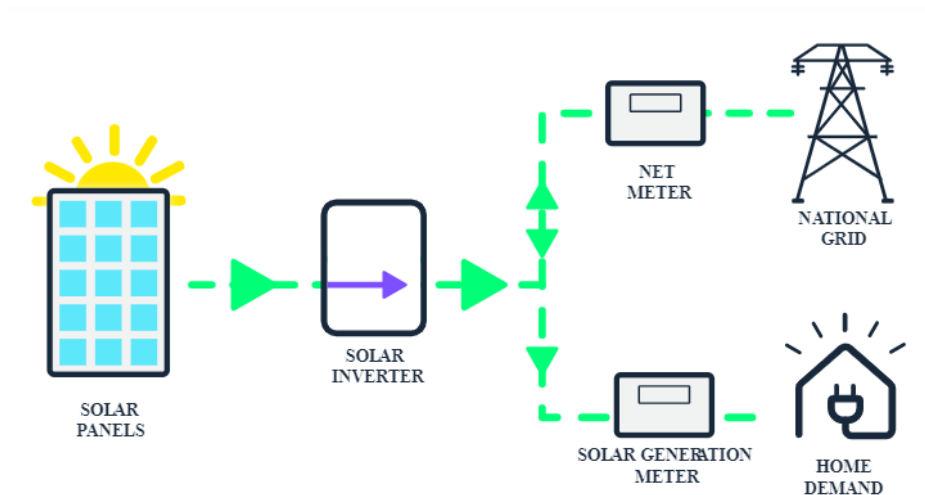


Figure 1. 14 : Installation photovoltaïque couplée au réseau

I.8.2. Système solaire hybride

Les systèmes solaires hybrides combinent la technologie des panneaux solaires et des batteries solaires pour créer une solution d'énergie verte qui fournit un approvisionnement en énergie de secours. Bien qu'un système PV hybride reste connecté au réseau national, toute énergie solaire générée est d'abord stockée dans une solution de batterie domestique avant d'être acheminée vers le réseau (Figure 1.14).

L'avantage principal d'un système solaire hybride est qu'en stockant le surplus d'énergie dans une batterie, l'énergie solaire peut être utilisée pour alimenter la maison pendant la nuit et réexporter moins d'énergie vers le réseau. De plus, contrairement à un système en réseau, lorsque le réseau national est en panne, l'énergie peut également être tirée de la batterie. C'est ce qu'on appelle d'îlotage et est particulièrement idéal pour les propriétaires qui vivent dans des zones sujettes aux pannes de courant.

Les systèmes de panneaux solaires hybrides offrent une grande flexibilité, lorsque toute la puissance de la batterie est épuisée, il est toujours possible de puiser dans le réseau. Cela fait d'un système solaire hybride la solution intermédiaire parfaite. En tant que solution intermédiaire, un système solaire hybride est plus économique qu'un système hors réseau, mais il est plus cher qu'un système en réseau.

Un énorme avantage d'un système solaire hybride est qu'il peut étendre le système de stockage de batteries à tout moment, et parce qu'il est toujours connecté au réseau, il peut également charger des batteries à partir de tarifs de pointe bon marché. Cependant, comme il y a plus de composants impliqués dans un système solaire hybride, il est moins efficace qu'un système relié au réseau [28]

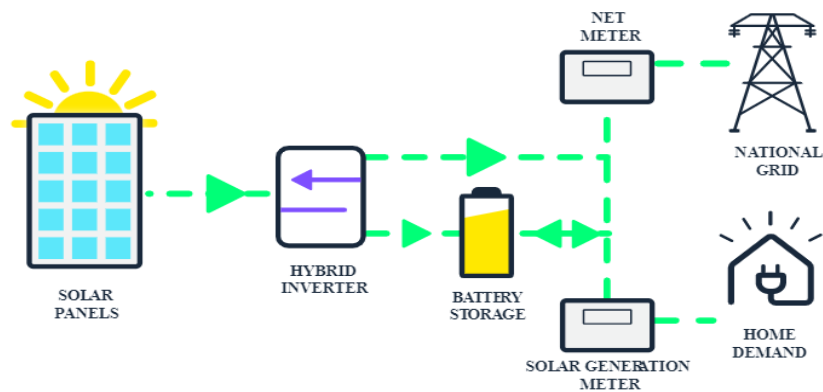


Figure 1. 15: Installation du système solaire hybride

I.8.3. Système solaire hors réseau(autonome)

Un système hors réseau n'est pas connecté au réseau national (Figure 1.17), contrairement à un système solaire connecté au réseau. Ce qui le rend désirable pour ceux qui ne peuvent pas se connecter facilement au réseau ou qui souhaitent être indépendants de l'énergie.

Avec des coûts énergétiques croissants, l'indépendance énergétique est plus que jamais demandée. Un système solaire hors réseau complet contient tout ce dont il a besoin pour générer de l'énergie solaire propre. Contrairement aux systèmes hybrides, les systèmes hors réseau ont tendance à avoir des générateurs de secours et d'autres types de sources renouvelables, pour garantir que la batterie est complètement chargée toute l'année. En fait, le système hors réseau est le seul moyen d'alimentation électrique disponible. Les systèmes solaires hors réseau ont le potentiel de fournir de l'électricité même dans les zones reculées. Grâce à un système solaire hors réseau, il peut être autonome en énergie, avec une alimentation électrique, quel que soit l'endroit de vivre[27]

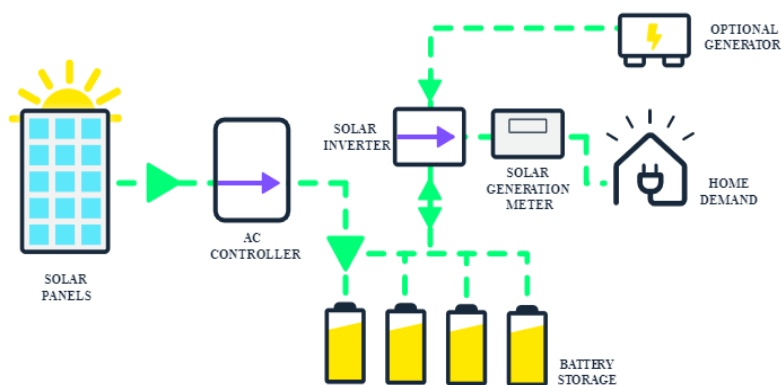


Figure 1. 16: Installation du système solaire autonome

I.9. Généralité et modélisation du système photovoltaïque

Toute étude pratique, optimisation des performances et diagnostic du générateur photovoltaïque nécessitent la modélisation mathématique des cellules solaires. Comprendre le

principe de fonctionnement de chaque composant du système photovoltaïque, qui est composé de la cellule photovoltaïque, du convertisseur statique et du contrôleur MPPT, est possible grâce à la modélisation du système photovoltaïque. Pour que le système photovoltaïque fonctionne correctement, on suppose que toutes les cellules sont identiques et soumises aux mêmes conditions d'ensoleillement et de température. Par ailleurs, car la variation des paramètres de la cellule photovoltaïque et les conditions météorologiques ont un impact significatif sur le fonctionnement des modules photovoltaïques, l'influence de l'ensoleillement et de la température de la cellule photovoltaïque sur sa production électrique sera également discutée dans cette section.

I.9.1. Générateur photovoltaïque (GPV)

Un générateur photovoltaïque est un système d'alimentation électrique qui utilise le photovoltaïque pour produire de l'énergie. Il se compose d'un assemblage de plusieurs composants pour mettre en place un système de travail, tels que des panneaux solaires pour absorber et convertir la lumière du soleil en électricité, un onduleur solaire pour convertir la sortie du courant continu en courant alternatif et le montage, le câblage et d'autres accessoires électriques. Il a également une batterie intégrée et peut utiliser un système de suivi solaire pour améliorer les performances du système dans son ensemble.

La technologie MPPT (Maximum Power Point Tracking) pilote cet étage et permet au GPV de produire toujours sa puissance maximale en tirant le maximum de puissance du GPV en fonction de la température et du rayonnement [34]. Le principe de fonctionnement de chaque partie du système photovoltaïque autonome est décrit dans cette section, et montrons des modèles liés à ces parties. La structure du système photovoltaïque autonome avec son contrôle MPPT est illustrée sur la Figure 1.18.

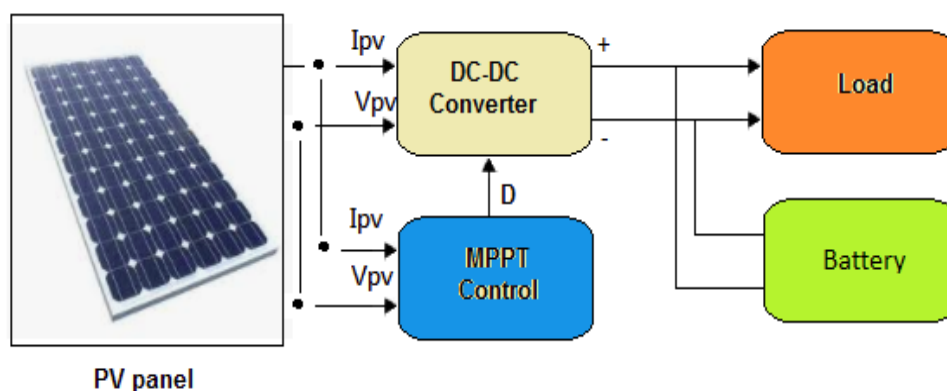


Figure 1. 17: Installation du système solaire autonome

I.9.2. Modélisation électrique d'une cellule photovoltaïque

La cellule PV unique est un petit bloc de construction qui constituait le grand système de conversion d'énergie PV pour générer de l'énergie. Lorsque le fil négatif et positif est connecté à une charge, il forme un circuit électrique, des électrons circulent pour compléter le circuit.

Le courant généré dans le PV est appelé le courant photonique, (I_{ph}). Dans un modèle simple à une seule diode, le PV est construit avec une source de photo-courant connectée à une diode en parallèle. Le comportement électrique de cette pièce fonctionne comme une jonction P-N. Le courant généré par l'éclairement énergétique (G) est proportionnel au rayonnement solaire qui tombe directement sur la surface.

Le modèle PV simple ne comporte pas la résistance série et shunt, ce modèle simple peut être décrit avec la théorie des diodes de Shockley. Le PV n'est pas une source constante de courant, le modèle PV simple à seule diode [35] est illustré par la figure 1.19.

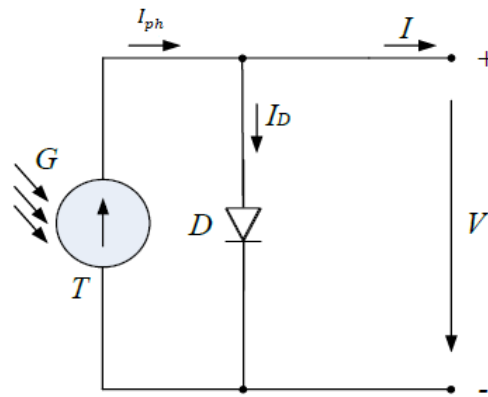


Figure 1. 18: Modèle PV simple à une seule diode.

Ce modèle est représenté sur la base de l'équation de la diode de Shockley [36]. Dans ce modèle, G est l'irradiation, le courant de diode est donné par :

$$I_D = I_0 \left[\exp\left(\frac{qV}{nkT}\right) - 1 \right] \quad (\text{I.4})$$

Selon la loi de Kirchhoff, le courant entrant total et le courant sortant somme sont toujours nulles. D'après la loi de Kirchhoff, le courant généré à partir du PV est donné par :

$$I = I_{ph} - I_D \quad (\text{I.5})$$

Donc :

$$I = I_{ph} - I_D = I_{ph} - I_0 \left[\exp\left(\frac{qV}{nkT}\right) - 1 \right] \quad (\text{I.6})$$

I_{ph} est le courant photonique, I_D est le courant de diode et I_0 est le courant de saturation sombre, n 'est l'idéalité de la diode facteur, q est la charge de l'électron, k est la constante de Boltzmann, T est la température de cellule de la jonction.

Pour la caractérisation de la cellule PV, le courant de court-circuit (I_{sc}) et la tension de circuit ouvert (V_{oc}) ont une influence considérable. Lorsqu'une tension est nulle, I_{sc} est égal au courant photonique (I_{ph}). Par conséquent, $I_{sc} = I_{ph}$. Le modèle simple donne la valeur de la production PV. Une résistance série est ajoutée avec un modèle PV simple. Le modèle à quatre paramètres de la cellule PV est illustré par la figure 1.20 [37].

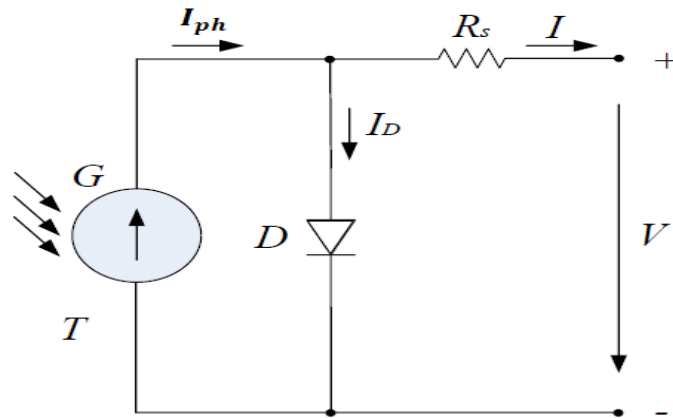


Figure 1. 19: Modèle de la cellule PV à quatre paramètres

Le modèle mathématique à 4 paramètres donne les caractéristiques courant-tension de la cellule PV. Le courant total est donné par :

$$I = I_{ph} - I_D = I_{ph} - I_0 \left[\exp \left(\frac{qV + qR_s I}{nkT} \right) - 1 \right] \quad (1.7)$$

R_s est la résistance série interne dans le circuit équivalent PV. Pour rendre plus approximatif l'obtention de la sortie, il faut un modèle plus sophistiqué qui inclut une résistance série et shunt.

Le modèle PV à une seule diode à 5 paramètres est bien connu et le plus utilisé pour simuler la cellule PV. Ce modèle est l'équivalent électrique de la cellule PV. Il montre un comportement approximatif comme les cellules solaires dans un panneau PV.

La résistance shunt et la résistance série sont incluses dans le parallèle dans le circuit équivalent PV et deviennent un modèle à 5 paramètres de la cellule PV. Le modèle à 5 paramètres de la cellule PV est illustré par la figure 1.21 [36].

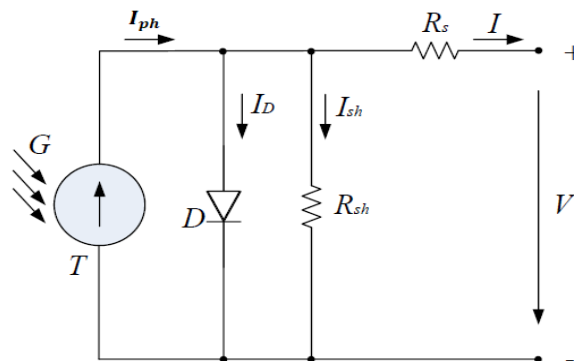


Figure 1. 20: Modèle de la cellule PV à une seule diode à cinq paramètres

I_{ph} Le courant photonique qui est la source de courant pour le circuit, une seule diode D qui a un courant I_D à travers elle, une résistance série R_S qui représente la résistance dans la cellule, la résistance shunt R_{Sh} est en parallèle.

Le courant aux bornes de la résistance shunt (I_{Sh}) est donné par : $I_{Sh} = \frac{V+IR_S}{R_{Sh}}$

En appliquant la loi du courant de Kirchhoff, le courant total entrant et le courant sortant la somme actuelle est toujours nulle.

D'après la loi actuelle de Kirchhoff, le courant généré par le PV est donné par :

$$I = I_{ph} - I_D - I_{Sh} \quad (I.8)$$

Après avoir mis toutes les valeurs, le courant total est donné par :

$$I = I_{ph} - I_D - I_{Sh} = I_{ph} - I_0 \left\{ \exp \left(\frac{q(V+IR_S)}{nkT} \right) - 1 \right\} - \left(\frac{V+IR_S}{R_{Sh}} \right) \quad (I.9)$$

La résistance shunt et la résistance série sont incluses. Ils sont utilisés pour les différentes simulations. Si la résistance shunt est beaucoup plus importante que la résistance de charge et que la résistance série est beaucoup plus petite que la résistance de charge, alors il est possible d'ignorer leur perte dans la cellule. Quand la perte est ignorée, les résistances shunt et série peuvent également être ignorées du modèle.

Ensuite, le courant total est la différence entre le courant de diode et le courant photonique, l'équation devient comme (I.4). C'est le modèle PV idéal sans résistance série et shunt. Le courant et la tension ont des caractéristiques significatives différentes pour le modèle PV. Pour le circuit ouvert, la tension (V_{oc}) est la tension lorsque le courant est nul. La puissance de sortie est également nulle. Pour le court-circuit, le courant (I_{sc}) est la condition dans laquelle la tension est nulle et la production d'énergie est nulle. Le courant (I_{mp}) est celui pour lequel le GPV donne la puissance de sortie maximale en fonction des conditions internes et environnementales. La tension à puissance maximale (V_{mp}) est la tension pour laquelle le GPV donne la puissance maximale. Le point de puissance maximale (MPP) est important lorsque le GPV donne le meilleur rendement. Ce point dépend de la valeur différente qui est liée aux paramètres environnementaux. [37]

I.9.3. Convertisseur DC-DC

Les convertisseurs de puissance DC-DC sont utilisés dans une variété d'applications, y compris les alimentations pour ordinateurs personnels, matériel de bureau, systèmes d'alimentation d'engins spatiaux, ordinateurs portables et équipements de télécommunications, ainsi que des moteurs à courant continu. L'entrée d'un convertisseur continu-continu est une entrée non régulée de tension continue V_e .

Le convertisseur produit une tension de sortie régulée V_s , ayant une amplitude (et éventuellement une polarité) qui diffère de V_e . Par exemple, dans une alimentation hors ligne

de l'ordinateur, la tension secteur 110V ou 240V est redressée, produisant une tension continue d'environ 170V ou 340V, respectivement. Un convertisseur continu-continu alors réduit la tension 5V réglée ou 3,3V requise par les circuits intégrés du processeur [38]

La figure 1.22 illustre la représentation symbolique d'un convertisseur DC-DC utilisé dans les systèmes photovoltaïques pour stocker l'énergie dans les batteries ou pour fournir une charge continue :

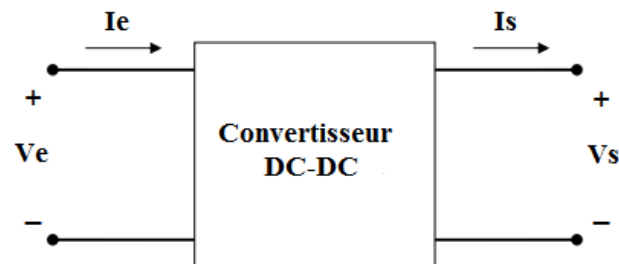


Figure 1. 21: Représentation symbolique d'un convertisseur DC/DC

I.9.4. Commande de poursuite du point de puissance maximale MPPT

Un contrôleur de charge solaire est un régulateur de tension et de courant qui empêche un groupe de batteries de se surcharger à cause des panneaux solaires. Le courant et la tension provenant du panneau solaire sont régulés avant de passer aux batteries en s'assurant qu'une batterie à cycle profond ne se surcharge pas au cours de la journée. De plus, aucune alimentation ne revient aux panneaux qui videront la batterie pendant la nuit lorsqu'il n'y a pas d'énergie solaire pour recharger le panneau. Il y a plusieurs charges régulatrices qui ont des capacités supplémentaires telles que le contrôle de la charge et l'éclairage. Cependant, contrôler le courant et les tensions est leur tâche principale. Un régulateur de charge solaire est très important et est nécessaire pour éviter la surcharge des batteries. La plupart des panneaux 12V fournissent toujours 17V parce que si c'était 12V, cela signifie qu'il fonctionne dans des conditions parfaites quelque chose qui n'arrive pas partout. La tension supplémentaire fournie par le panneau répond au moment où le soleil est faible ou lorsqu'il est couvert de nuages lourds afin d'assurer une tension de sortie aux batteries (Figure 1.23).

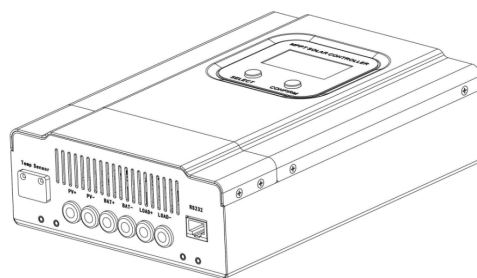


Figure 1. 22: Contrôleur de charge solaire

I.9.4.1. Principe du suivi MPPT

La fonction principale du régulateur de charge solaire est le transfert efficace de l'énergie d'un module solaire à une batterie ou à une charge. Il existe deux types différents de régulateurs de charge solaire, chacun avec une technologie différente : le suivi du point de puissance maximale (MPPT) et la modulation de largeur d'impulsion (PMW). Leurs performances sont très différentes les unes des autres ; par exemple, le contrôleur de charge MPPT est cher par rapport au régulateur PMW. Le régulateur MPPT effectue mieux sa tâche que le régulateur de charge solaire PWM. Ceci peut être vu dans la Figure 1.23. Le régulateur de charge PWM fonctionne en établissant une connexion directe entre le panneau solaire et la batterie, tandis que le régulateur de charge MPPT mesure la tension du panneau et la convertit en tension de batterie. [39]

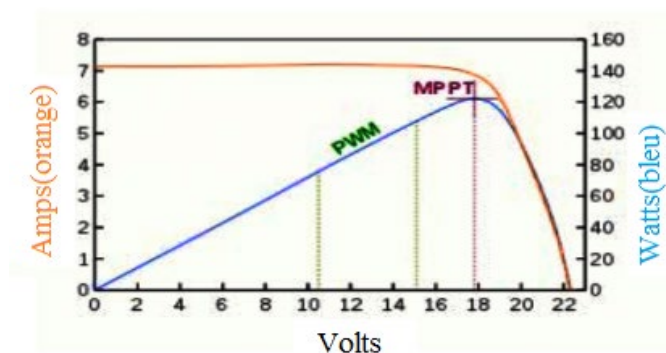


Figure 1. 23: Graphique MPPT et PWM.

MPPT est un dispositif qui convertit la puissance du courant continu DC assure alors le support de l'adéquation des performances entre la tension du panneau solaire et la tension du banc de batterie. Par conséquent, le contrôleur de charge MPPT abaisse la tension haute puissance du panneau solaire à la basse tension nécessaire pour charger une batterie. Ceci est illustré dans la figure 1.24 [40]

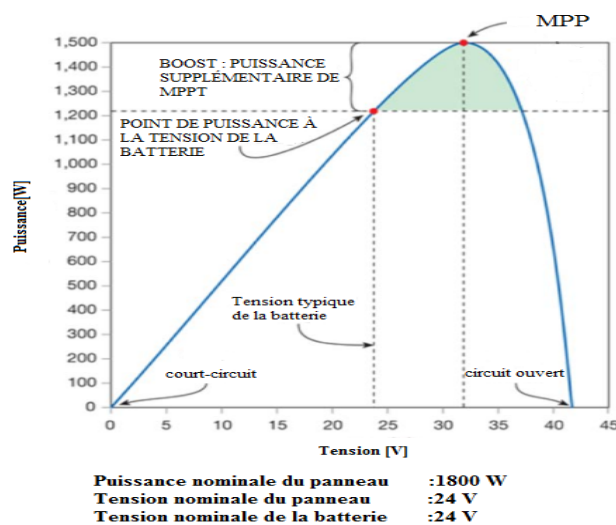


Figure 1. 24: Performances MPPT entre le panneau solaire et la batterie

I.9.4.2. Différentes techniques MPPT

Il existe différentes techniques utilisées pour suivre le point de puissance maximale. Quelques-uns des plus populaires techniques sont :

- Perturber et observer (méthode d'escalade)
- Méthode de conductance incrémentale
- Courant de court-circuit fractionnaire
- Tension de circuit ouvert fractionnaire
- Réseaux de neurones
- Logique floue

Le choix de l'algorithme dépend de la complexité du temps que l'algorithme prend pour suivre le MPP, du coût de mise en œuvre et de la facilité de mise en œuvre [41].

I.9.4.2.1. Perturber & Observer

La méthode simple est Perturber & Observer (P&O). Pour cela, nous n'utilisons qu'un seul capteur, le capteur de tension, pour détecter la tension du générateur photovoltaïque, ce qui réduit le coût de mise en œuvre et rend l'installation simple. Cet algorithme a une complexité temporelle très faible, mais une fois qu'il atteint son point culminant, il ne s'arrête pas et continue de perturber dans les deux sens. Nous pouvons alors définir une erreur limite appropriée ou utiliser une fonction d'attente, mais cela finit par augmenter la complexité temporelle de l'algorithme.

Cependant, la méthode ne prend pas en compte le changement rapide du niveau de rayonnement (dû aux changements de MPPT) et le considère comme un changement de MPP dû à une perturbation et finit par calculer le mauvais maximum. Pour éviter ce problème, nous pouvons utiliser la méthode de conductance incrémentielle (Figure 1.25). [42]

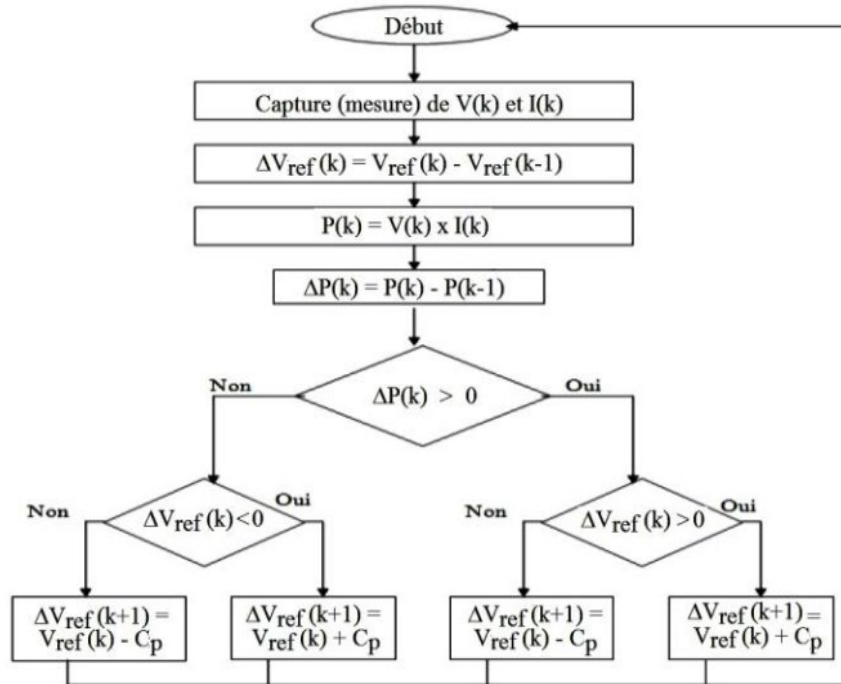


Figure 1. 25: Organigramme de l'algorithme MPPT basé sur P&O

I.9.4.2.2. Conductance incrémentielle

La méthode de la conductance incrémentielle utilise deux capteurs pour détecter le courant et la tension de sortie de générateur PV. Au niveau du MPP, la pente de la courbe PV est de 0.

$$\left(\frac{dP}{dV}\right)_{MPP} = \left(\frac{d(V.I)}{dV}\right) \text{ Donc } 0 = I + V \cdot \left(\frac{dI}{dV}\right)_{MPP} \text{ d'où } \left(\frac{dI}{dV}\right)_{MPP} = -\frac{I}{V} \quad (I.10)$$

La conductance instantanée du panneau solaire se trouve sur la gauche. Le point culminant est atteint lorsque la conductance est égale à la conductance solaire. Ici, nous détectons simultanément la tension et le courant. En conséquence, l'erreur causée par la modification de l'éclairage est éliminée. Cependant, la complexité et les coûts associés à la mise en œuvre augmentent. La liste des algorithmes augmente la complexité et le coût de mise en œuvre, ce qui peut convenir à un système très compliqué (Figure 1.26). [43]

C'est la raison pour laquelle les méthodes Perturb and Observe et Incremental Conductance sont les algorithmes les plus appropriés.

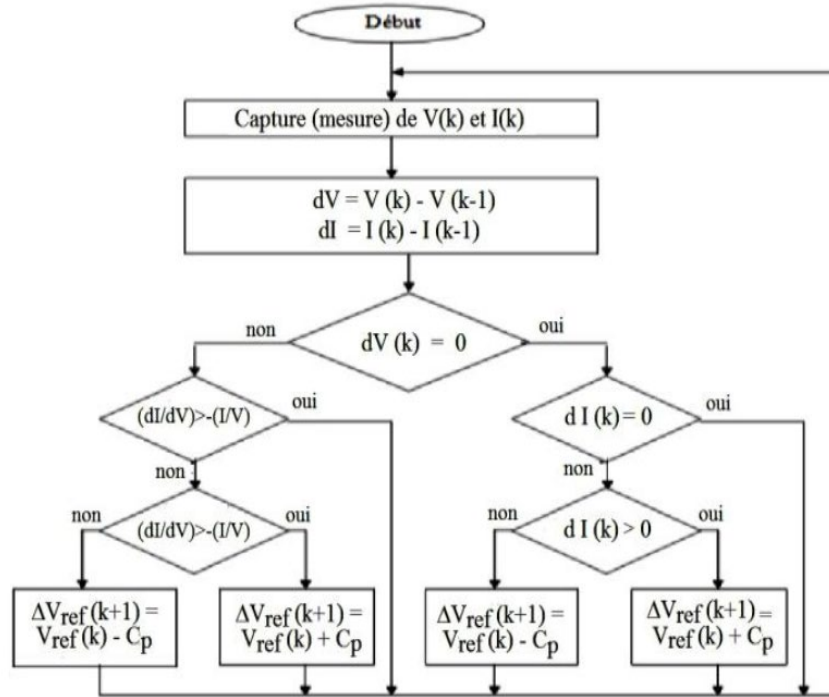


Figure 1. 26: Organigramme de l’algorithme MPPT basé sur IncCond.

I.9.4.2.3. Courant de court-circuit fractionnaire

La méthode V_{OC} fractionnaire a été créée en raison de la relation quasi-linéaire entre le V_{MPP} et le V_{OC} du générateur photovoltaïque, sous différents niveaux d’éclairement et de température.

$$V_{MPP} = K_1 V_{OC} \quad (I.11)$$

Où la constante de proportionnalité est K_1 . K_1 doit généralement être calculé au préalable en déterminant empiriquement V_{MPP} et V_{OC} pour le générateur photovoltaïque spécifique à différents niveaux d’éclairement et de température car il dépend des caractéristiques du PV utilisé. La valeur du facteur K_1 varie de 0,71 à 0,78. En arrêtant momentanément le convertisseur de puissance, V_{MPP} peut être calculé avec V_{OC} mesurée périodiquement une fois que K_1 est connu. Cependant, cela entraîne des problèmes, tels que la perte de puissance à court terme [44].

I.9.4.2.4. Tension de circuit ouvert fractionnaire

Dans des conditions atmosphériques variables, I_{SC} fractionnaire résulte du fait que, I_{MPP} est approximativement linéairement lié à I_{SC} du générateur photovoltaïque.

$$I_{MPP} = K_2 I_{SC} \quad (I.12)$$

Où la constante de proportionnalité est K_2 similaire à la méthode V_{OC} fractionnaire, K_2 doit être déterminée en fonction du générateur photovoltaïque utilisé. La constante K_2 est généralement comprise entre 0,78 et 0,92. Il est difficile de mesurer I_{SC} pendant le

fonctionnement. Pour que I_{SC} puisse être mesuré à l'aide d'un capteur de courant, un interrupteur supplémentaire doit généralement être ajouté au convertisseur de puissance afin de court-circuiter périodiquement le générateur photovoltaïque [44].

I.9.4.2.5. Réseaux de neurones

La technique des réseaux de neurones est une autre méthode d'implémentation du MPPT qui convient également aux microcontrôleurs. Il existe généralement trois couches dans les réseaux de neurones : les couches d'entrée, cachées et de sortie. Le nombre de nœuds de chaque couche varie et dépend de l'utilisateur. Les variables d'entrée peuvent être des informations atmosphériques telles que l'irradiance et la température, ou toute autre combinaison de ces informations. La sortie est généralement constituée d'un ou plusieurs signaux de référence qui sont utilisés comme rapport cyclique signal pour amener le convertisseur de puissance à fonctionner au niveau ou à proximité du point maximum de puissance (Figure 1.27). [45]

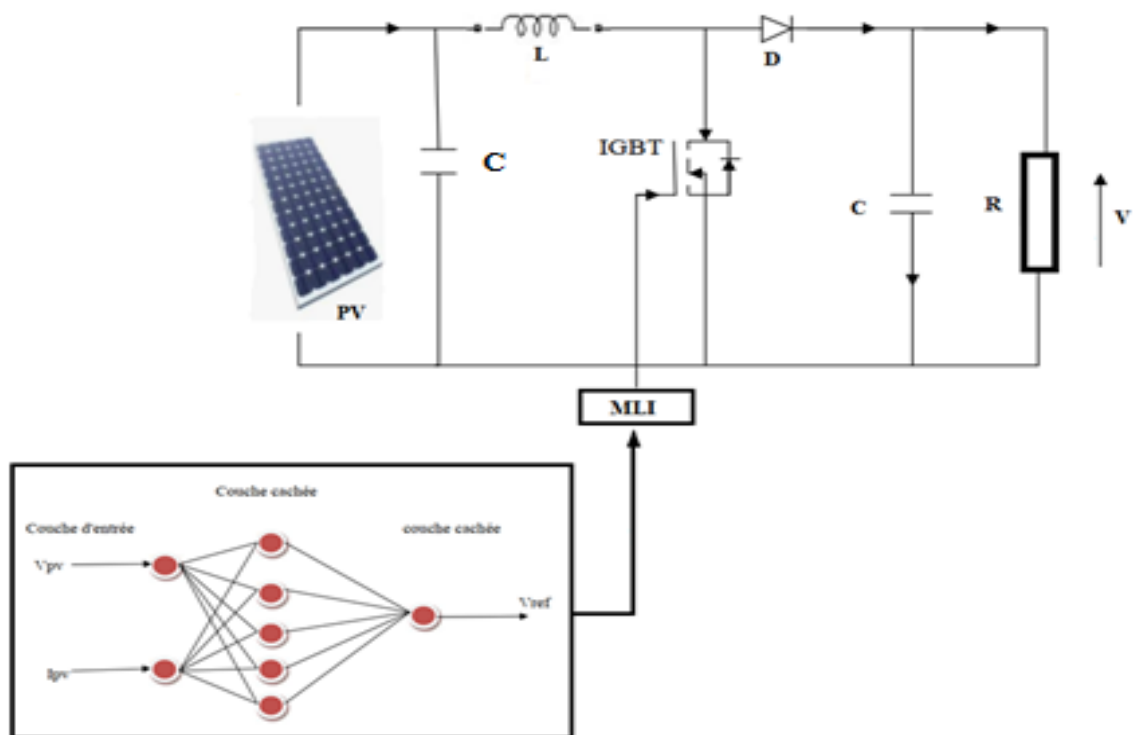


Figure 1. 27: Structure globale de l'optimisation de techniques MPPT par réseau de neurone avec la Modulation de la Largeur d'Impulsion MLI (PWM)

I.9.4.2.6. Logique floue

Les microcontrôleurs ont rendu l'utilisation de la logique floue populaire pour MPPT. Durant la dernière décennie. L'avantage des contrôleurs logiques inexacts est qu'ils peuvent travailler avec des entrées imprécises, sans modèle mathématique et gestion de la non-linéarité (Figure 1.28). [46]

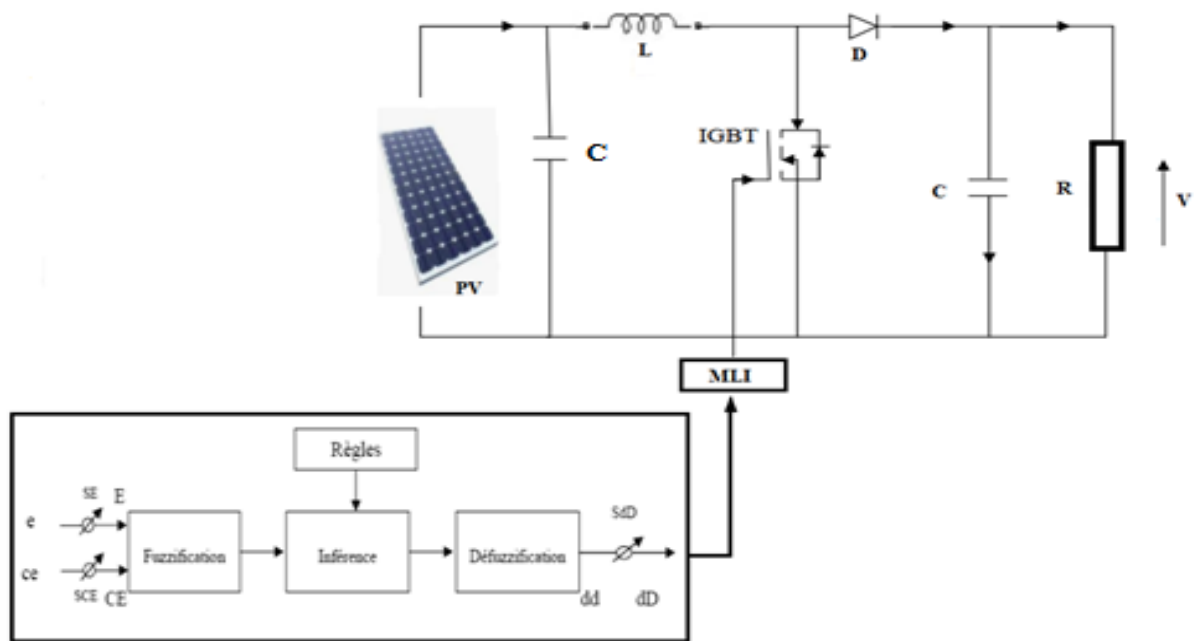


Figure 1. 28: Structure globale de l'optimisation de techniques MPPT par logique floue avec la Modulation de la Largeur d'Impulsion MLI

I.9.4. Batteries

Une batterie de stockage sera utilisée pour fournir l'électricité dans l'obscurité et aussi lorsque la demande de courant est supérieure au courant fourni par les panneaux (démarrage du moteur par exemple). Ainsi l'électricité est stockée avec des batteries permettant de subvenir aux besoins lorsque le soleil ne brille pas ou ne suffit pas. Il existe de nombreux systèmes de stockage et chaque type de batterie a des avantages et des inconvénients. (Tableau 1.2). Par conséquent, le choix dépendra de l'utilisation prévue de la batterie (Figure 1.29).[47]

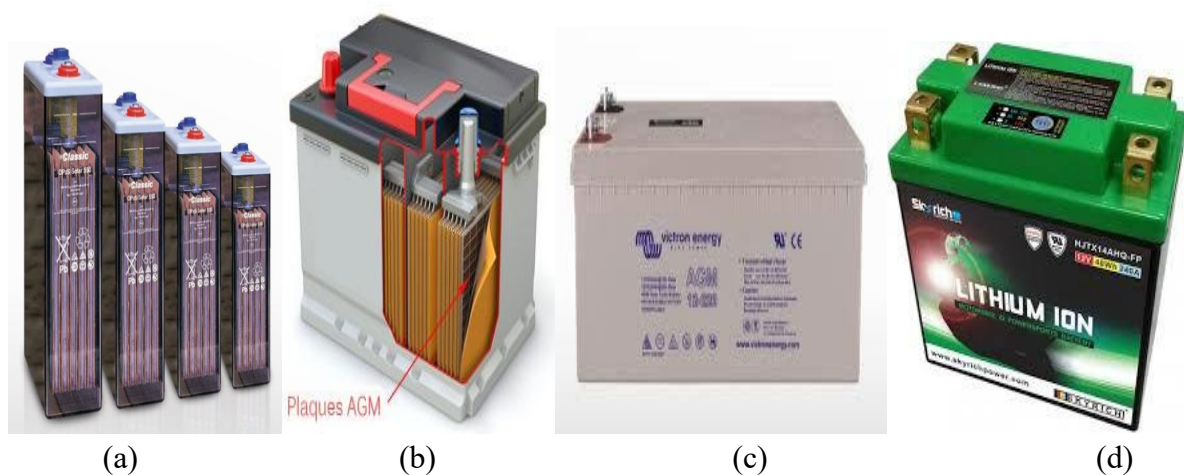


Figure 1. 29: Types de batteries : (a) Batteries plomb ouvert ; (b) Batteries AGM ; (c) Batteries en gel ; (d) Batteries au lithium-ion.

Tableau 1. 2:Avantages et inconvénients de chaque type de batterie [28]

<i>Types de batteries</i>	<i>Avantages</i>	<i>Inconvénients</i>
Batteries plomb ouvert	<i>Plus de dix ans de durabilité et très résistant aux températures extrêmes.</i>	<i>Nécessite entretien et encombrante</i>
Batteries AGM	<i>Prix raisonnable, faible dégagement d'hydrogène (explosif) et peu encombrant et une durée de vie de 5 à 10 ans</i>	<i>Lourde (poids) et sensible au froid</i>
Batteries en gel	<i>Une durée de vie de 5 à 15 ans, résistance aux températures extrêmes (-20°C/+55°C) et faible dégagement d'hydrogène (explosif)</i>	<i>Chère, lourde (poids) et inadaptée aux courants de charge et de décharge élevés</i>
Batteries au lithium-ion	<i>30 ans de garantie ,léger ,faible autodécharge et bonne résistance aux températures</i>	<i>Très onéreuse et non recyclée</i>

I.10. Simulation du générateur photovoltaïque

Pour faire un diagnostic de certains défauts de notre système photovoltaïque, il faut d'abord effectuer une bonne simulation, et cela est important pour les détecter et les localiser.

I.10. 1. Caractérisation et simulation du module photovoltaïque

Le système étudié dédié à ce travail est simulé sous un environnement Matlab/Simulink. Il est composé de 8 modules PV (2 strings). Chaque module produit une puissance maximale de 200W à 26,4V. les caractéristiques électriques de chaque module PV dans des conditions de test standard sont présentées dans le Tableau 1.3. Le système est également composé d'un convertisseur élévateur DC-DC équipé d'un MPPT de perturbation et d'observation (P&O). La simulation est faite pour l'irradiation constante de 1000W/m²et la température constante de 25°C.Le schéma synoptique Simulink est représenté sue la figure 1.30. Les courbes I-V et P-V simulées sont représentées sur la figure 1.31.

Tableau 1. 3: Caractéristique électriques du module PV simulé

Les caractéristique électrique	Ses valeurs
Puissance nominale (p_{mp})	200 W
Tension à la puissance maximale (V_{mp})	26.4 V
Courant à la puissance maximale (I_{mp})	7.58 A
Tension en circuit ouvert (V_{oc})	32.9 V
Tension de court-circuit (I_{sc})	8.21 A
Nombre total de cellules en série (N_s)	54
Nombre total de cellules en parallèle (N_p)	1

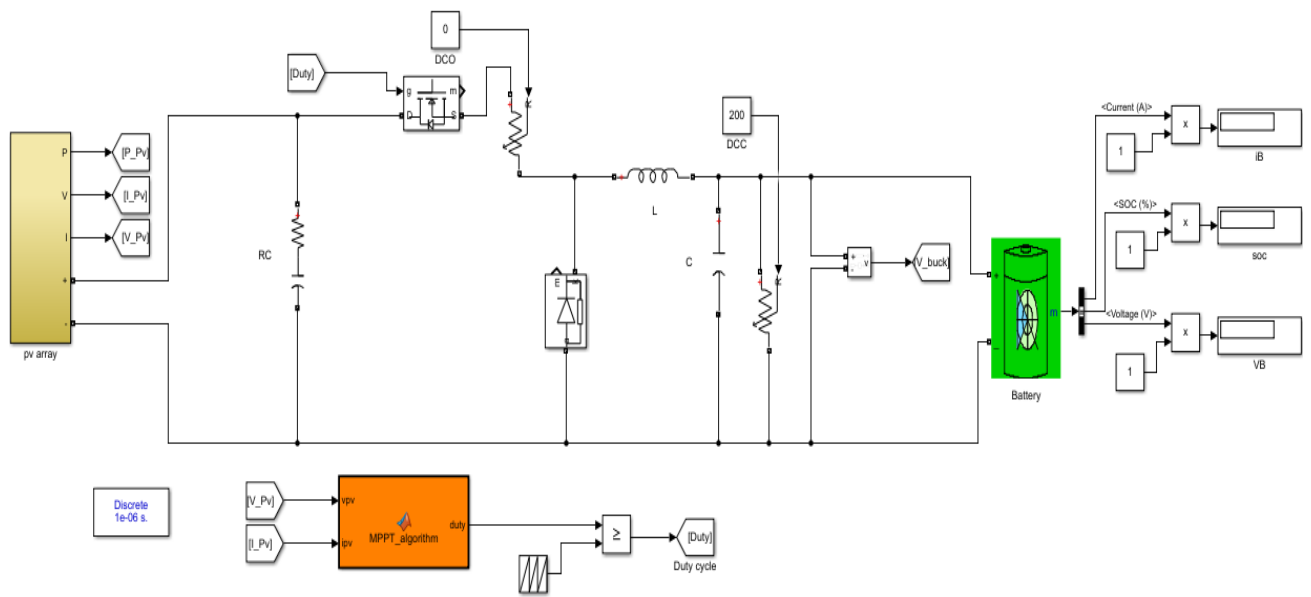


Figure 1. 30: Système PV de simulation Simulink

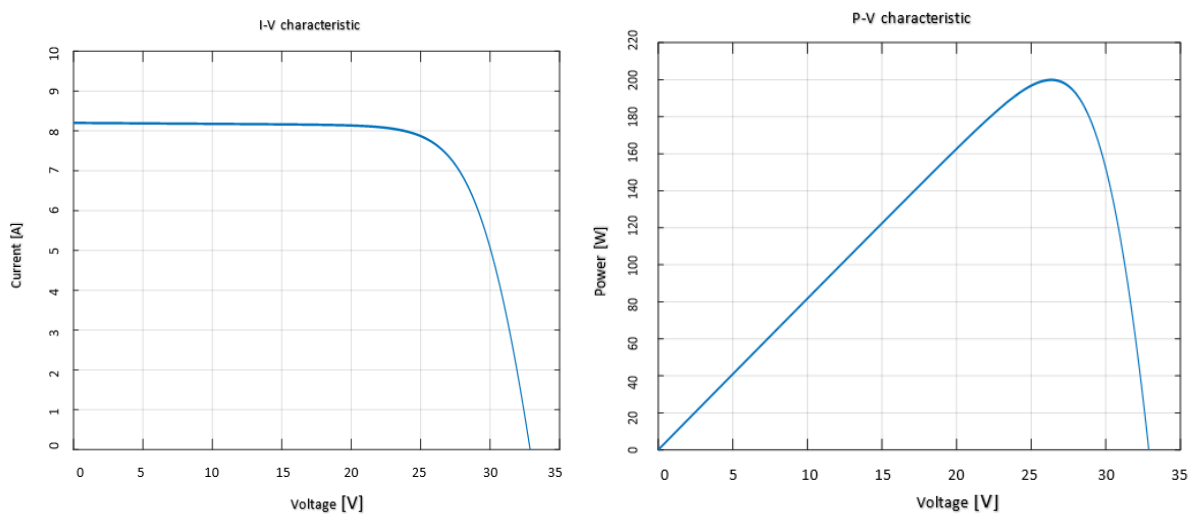


Figure 1. 31: Caractéristiques I-V et P-V

I.10.2. Effet de l'éclairement et de la température sur les caractéristiques $I = f(V)$ et $P = f(V)$.

Dans ce cas, l'éclairage est réglé entre 600, 800 et 1000 W/m² et la température est maintenue constante. La Figure 1.30 indique que le modèle Simulink a été utilisé. La caractéristique puissance-tension de la Figure 1.32 montre que la puissance maximale du photovoltaïque diminue à mesure que l'éclairement diminue. La caractéristique courant-tension, qui montre que le courant diminue considérablement lorsque l'irradiation diminue, est illustrée à la Figure 1.33.

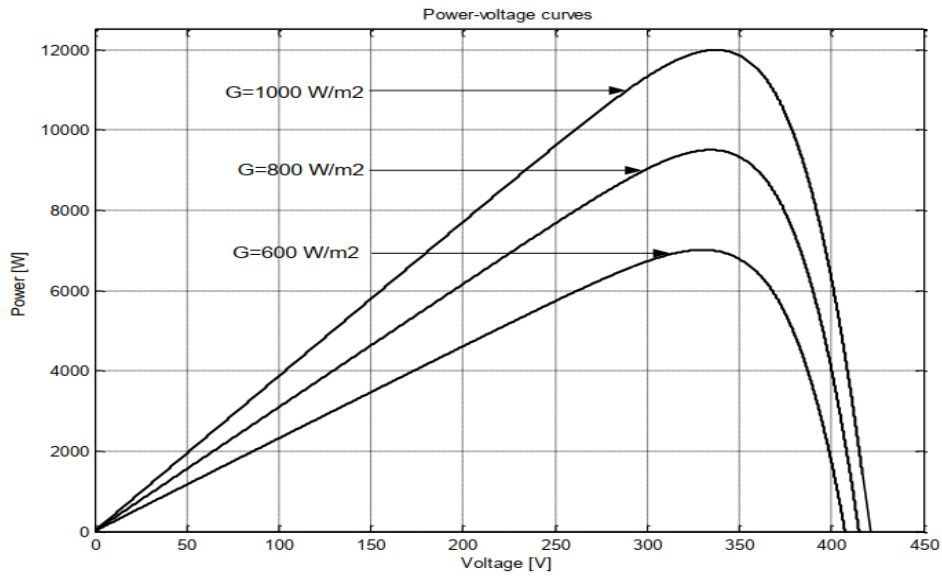


Figure 1. 32: Caractéristiques P-V du PV à divers éclaircements

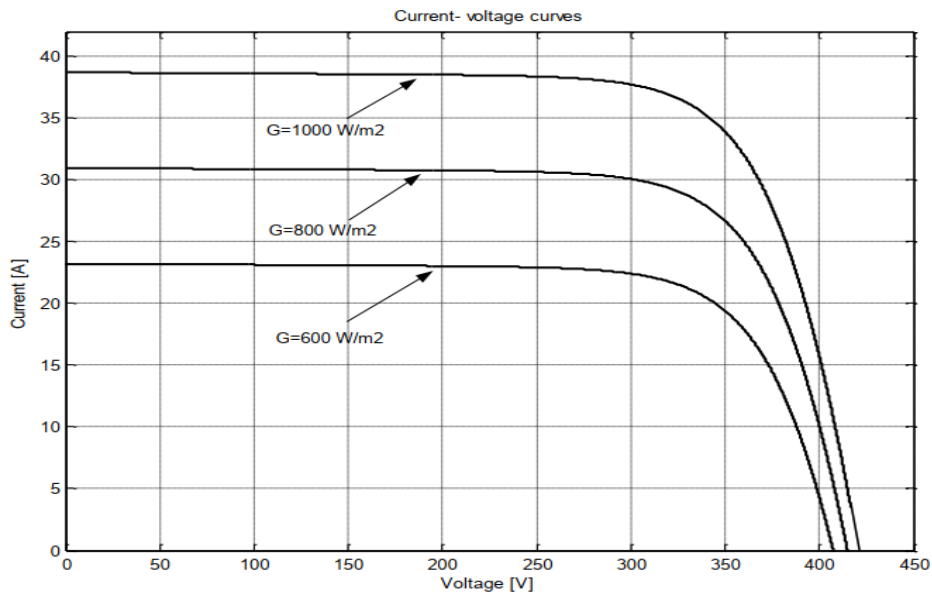


Figure 1. 33: Caractéristiques I-V du PV à divers éclaircements

La figure 1.34 montre des températures allant de 25°C à 50°C et de 75°C. La tension de sortie du PV est affectée par la variation de la température. Le courant de sortie est moins affecté par la variation de la température. Selon la Figure 1.35, l'effet de l'augmentation de la température sur la propriété $P = f(V)$ réduit la puissance maximale et la tension du circuit ouvert du GPV.

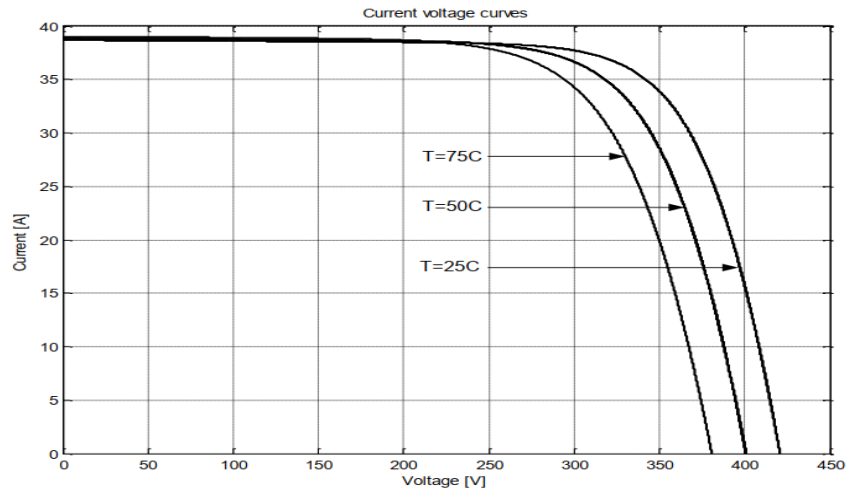


Figure 1. 34: Caractéristiques I-V avec variation de température

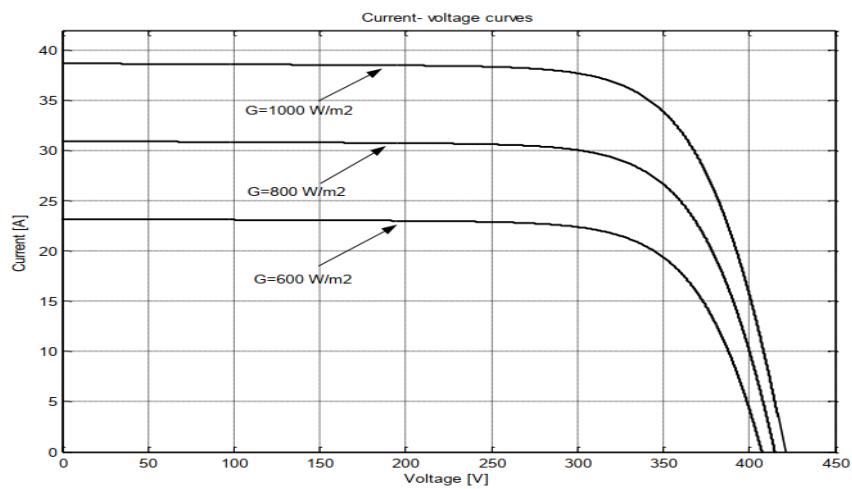


Figure 1. 35: Caractéristiques P-V avec variation de température

I.11. Conclusion

Ce chapitre traite de l'introduction au système photovoltaïque, qui comprend le générateur photovoltaïque, le convertisseur DC-DC, les techniques de contrôle MPPT et la batterie. Les résultats de la simulation ont démontré que les performances du générateur photovoltaïque diminuent avec la température et la diminution de l'éclairement, et que la régulation MPPT adapte le générateur photovoltaïque à la charge et transmet le maximum de puissance.

Chapitre II

Défauts liés aux systèmes photovoltaïques et méthodes de diagnostic

II.1. Introduction

La question la plus préoccupante pour les chercheurs était les défauts des installations photovoltaïques, car ils réduisent exponentiellement la quantité de puissance produite par les générateurs photovoltaïques. En raison de la complexité des problèmes, de nombreuses solutions ont été proposées dans la littérature, mais elles restent insuffisantes. Le chapitre aborde les problèmes les plus courants liés aux systèmes photovoltaïques. Par la suite, un aperçu des différentes méthodes de diagnostic pour les systèmes photovoltaïques est fourni.

II.2. Définitions

II.2.1 Définition d'une défaillance de module PV

Une défaillance du module PV est une situation dans laquelle la puissance du module est diminuée de manière qui ne peut pas être réparée par un fonctionnement normal ou qui crée un problème de sécurité. Un problème purement esthétique ne peut pas être considéré comme une défaillance du module PV. Lorsqu'une panne de module PV se produit dans des conditions normales du module, elle est pertinente pour la garantie. Une défaillance n'est pas un problème causé par un environnement local ou une mauvaise manipulation. Voici quelques illustrations.

D'une part, une défaillance due à la foudre ou un encrassement du module ne sont pas considérés comme des défaillances du module PV. L'opérateur est responsable du problème d'encrassement, et la foudre est un cas de force majeure pour lequel le module n'était pas prévu.

D'autre part, si le module est spécifié pour une forte charge de neige, les défauts dus à une forte charge de neige sont considérés comme une défaillance du module. Pour clarifier l'esprit de la définition, nous donnons des exemples dans les parties suivantes que nous définissons comme aucune défaillance de module bien qu'ils puissent entraîner une perte de puissance ou des problèmes de sécurité.[48]

II.2.2 Définition d'un défaut

Tout ce qui ne correspond pas aux attentes dans un module PV est considéré comme un défaut. Un défaut peut signifier une défaillance du module PV ou non. Le terme "défaut" est

beaucoup plus large qu'un "échec". Un défaut d'un module photovoltaïque n'entraîne pas nécessairement une perte de sécurité ou de puissance, mais spécifie une partie du module qui le distingue d'un module photovoltaïque parfait. [49]

II.2.3 Définition d'une panne

L'incapacité de l'appareil à exécuter la fonction requise est connue sous le nom de panne. Un dysfonctionnement, qui consiste à l'arrêt de l'appareil pour remplir sa fonction, sera déclaré hors service. En conséquence, une mauvaise gestion est toujours la cause d'une panne. [50]

II.2.4 Définition d'un symptôme

Le symptôme (signe fonctionnel) est un signe qui représente une manifestation de la défaillance, telle qu'observée chez le système. En général, les symptômes sont multiples, et parfois il peut n'y avoir aucun symptôme ou peu de symptômes [51]

II.2.5 Définition du diagnostic

Le processus d'évaluation d'une condition de fonctionnement spécifique est appelé diagnostic. Il s'agit d'une évaluation de la dérive opérationnelle si cet état est comparé à un état de référence. Il comprend plusieurs étapes : [52]

- Détecter l'état de fonctionnement
- Évaluer la raison de cet état. Il comprend l'identification, l'analyse et la localisation des causes.
- Décisions d'action pour modifier cet état

Ce qui est diagnostiqué peut varier :

- Diagnostic de bon ou mauvais fonctionnement
- Diagnostic de panne ou de défaillance
- Diagnostic de performance ou de non-performance
- Diagnostic d'erreur humaine ou de fiabilité humaine

Les barrières et les systèmes redondants sont des outils utilisés pour gérer la dérive opérationnelle. Ils ont la capacité de contrôler les risques liés à un état opérationnel particulier à deux niveaux :

- En réduisant l'apparition de cet état.
- En réduisant les effets de cet état, non seulement en termes de sécurité, mais aussi en termes de charge de travail, de qualité, de production, de performance, etc.

II.2.5.1 Classification des méthodes de diagnostic

Les techniques de diagnostic sont classées en deux grandes catégories selon le type de connaissances utilisées pour détecter les défauts [53] :

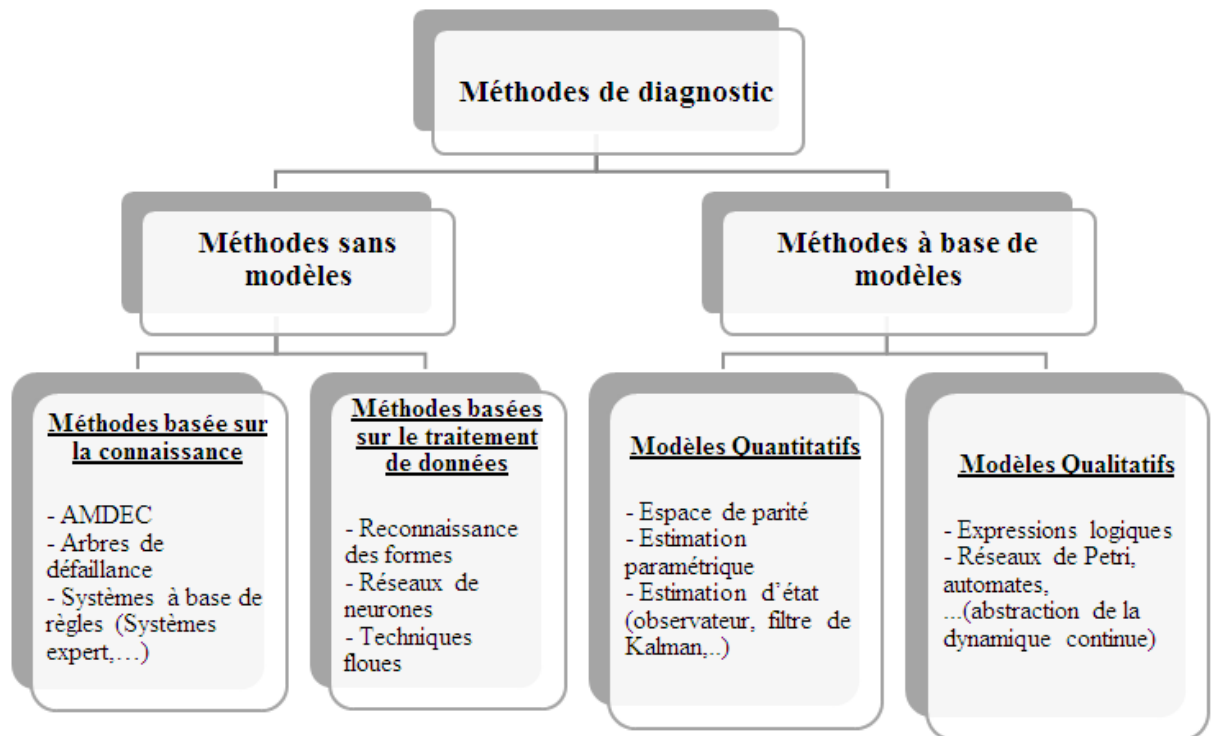


Figure 2. 1: Classification des méthodes de diagnostic

II.2.5.2 Normes de performance pour la détection et le diagnostic

C'est le principal critère d'évaluation des performances du système de diagnostic. Typiquement, on note : détectabilité, séparabilité, sensibilité, robustesse, coût économique et temps de développement. [52]

- **Détectabilité** est la capacité d'un système de diagnostic à détecter l'existence d'échec dans le processus. Il est lié à l'idée d'indicateurs de défaut (résidus) : les générateurs de résidus doivent en quelque sorte être sensibles aux pépins à détecter. En effet, il faut comparer le taux de faux positifs et non la détection.

- **L'isolement** est la capacité d'un système de diagnostic à aller directement à la source du défaut. Les défauts génèrent souvent une série d'alarmes et il est difficile de revenir à l'organe défectueux. La mesure dans laquelle les erreurs peuvent être isolées dépend de la structure du système. Fournir les déchets et mettre en œuvre des procédures de tests.

- **Sensibilité** est caractérisée par la capacité d'un système de diagnostic à détecter des défauts d'une certaine taille, et elle dépend non seulement de la structure du résidu, mais également du rapport bruit/parasites mesuré.

- **Robustesse** est la capacité à détecter des défauts de modélisation indépendamment (sensible aux défauts résiduels et insensible aux défauts d'ingérence).

II.3. Défauts dans le système photovoltaïque

Le fonctionnement de système photovoltaïque peut connaître divers dysfonctionnements et anomalies qui entraînent une diminution des performances du système voire son

indisponibilité, la figure 2.2 présente la classification des types de défaut des systèmes PV les plus courants.

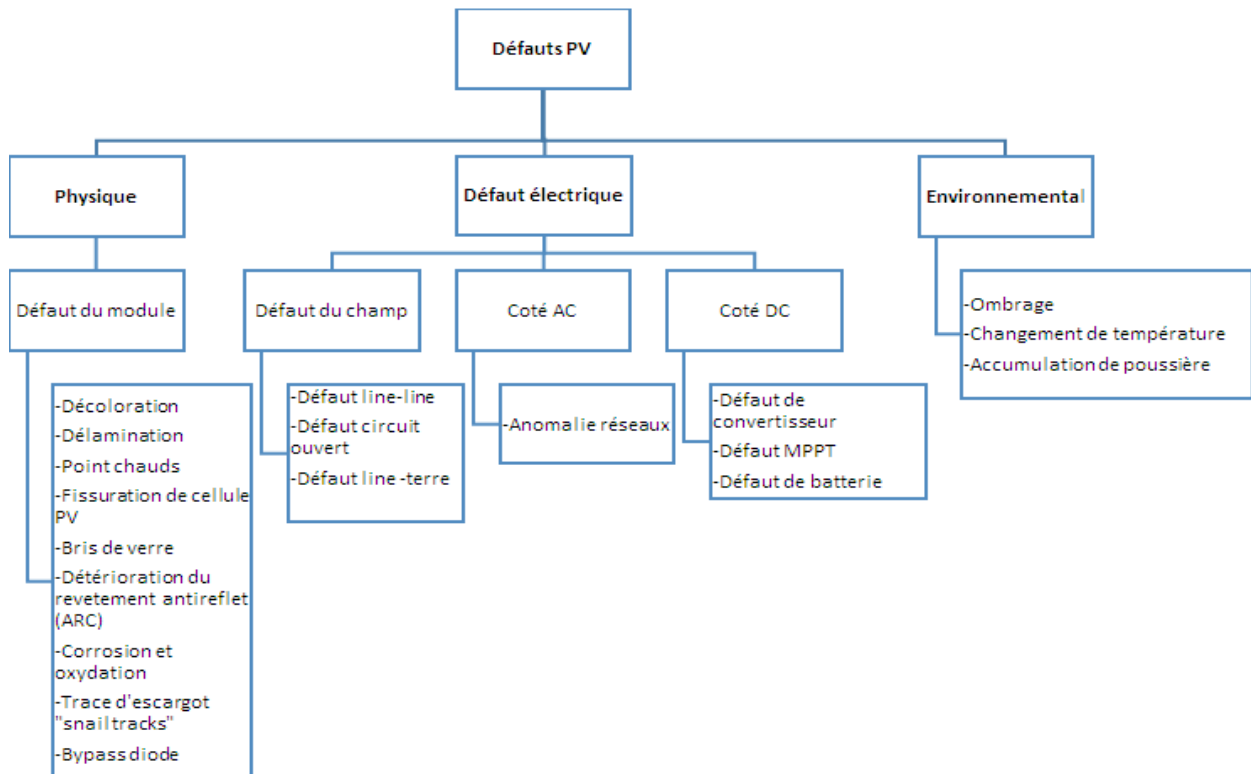


Figure 2. 2: Défauts du système photovoltaïque

II.3.1 Défauts physiques

Cette section donne un aperçu des inconvénients des systèmes photovoltaïques afin de présenter des informations utiles aux lecteurs et aux chercheurs scientifiques. Nous nous concentrons sur les inconvénients des modules photovoltaïques.

II.3.1.1 Décoloration

La décoloration, causée par des facteurs externes tels qu'une exposition prolongée aux rayons ultraviolets et à des températures élevées supérieures à 50°C, plus fréquentes dans les zones chaudes et sèches, est l'un des défauts les plus courants des panneaux photovoltaïques. D'autre part, la décoloration peut être divisée en deux types principaux : la décoloration du maillage (doigt) et aussi le jaunissement et le brunissement de l'EVA. Ce déséquilibre se produit dans le secteur photovoltaïque, ce qui entraîne une perte de puissance de sortie en raison d'une diminution du flux lumineux. L'énergie lumineuse est intense lorsqu'elle atteint la surface de la cellule solaire [54]. La figure 2.3 illustre un exemple de ce défaut.

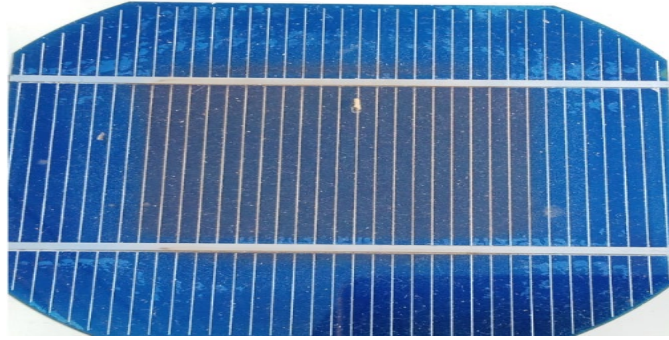


Figure 2. 3 : Décoloration sur la surface de la cellule

II.3.1.2 Délamination

L'un des principaux modes de dégradation est la délamination, qui comprend la perte d'adhérence entre les différentes couches (verre/encapsulant), (encapsulant/cellule) et la mauvaise adhérence des couches photovoltaïques sensibles et matérielles, ce défaut existe-t-il dans les modules photovoltaïques. En raison de la réflexion accrue de la lumière solaire atteignant la surface du module, les courts-circuits générés par le module sont réduits [55]. La détérioration est plus répandue dans les régions chaudes et humides. Un exemple de ces défauts est illustré à la Figure 2.4.



Figure 2. 4: Délamination sur la surface de la cellule

II.3.1.3 Points chauds

Lorsque les cellules solaires photovoltaïques des modules produisent moins de courant que les chaînes de module elles provoquent des points chauds. Ce défaut, qui affecte les performances de la cellule solaire, peut être causé par divers facteurs tels qu'un ombrage partiel de la cellule, des dommages ou un déséquilibre électrique. Les facteurs incluent la déformation de la jonction p-n, le shunt local, les impuretés et la résistance des plaquettes.[56]. La figure 2.5 illustre la façon dont les points chauds peuvent endommager une cellule.

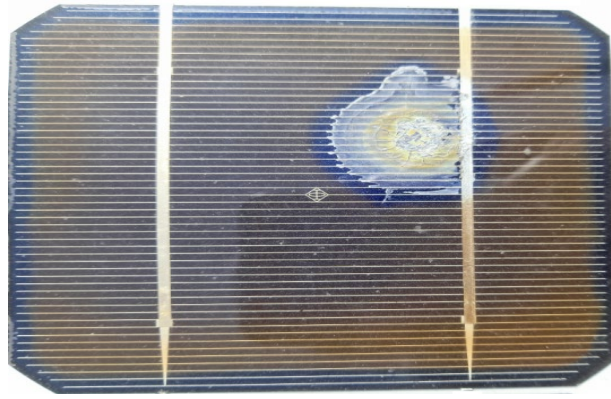


Figure 2. 5: Point chaud sur la surface de la cellule

II.3.1.4 Fissuration de la cellule photovoltaïque

Lors d'une exposition à l'extérieur, des contraintes mécaniques ou thermiques peut former des fissures cellulaires visibles. Les microfissures peuvent également être causé par les mêmes contraintes créées lors du processus de fabrication [57]. Figure 2.6 présente une photographie de ces défauts.

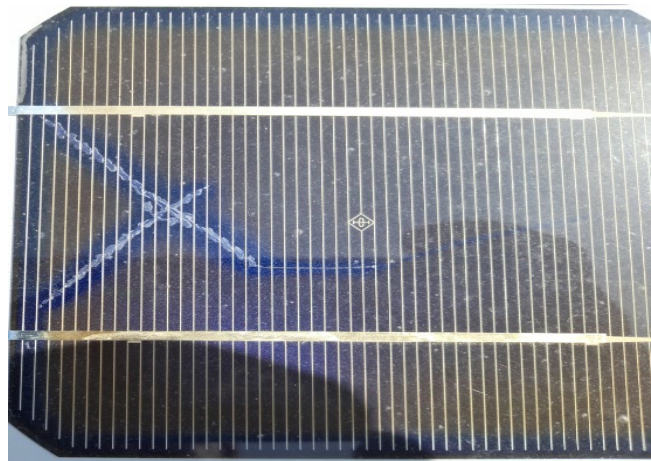


Figure 2. 6: Fissuration sur la surface de la cellule

II.3.1.5 Bris de verre

Le bris de verre est généralement causé par des facteurs externes tels qu'un mauvais emballage lors du transport, de l'installation, de la maintenance, de la manipulation, du vent, du stress thermique et des jets de pierres [58]. Un exemple de ce défaut est présenté dans la figure 2.7.

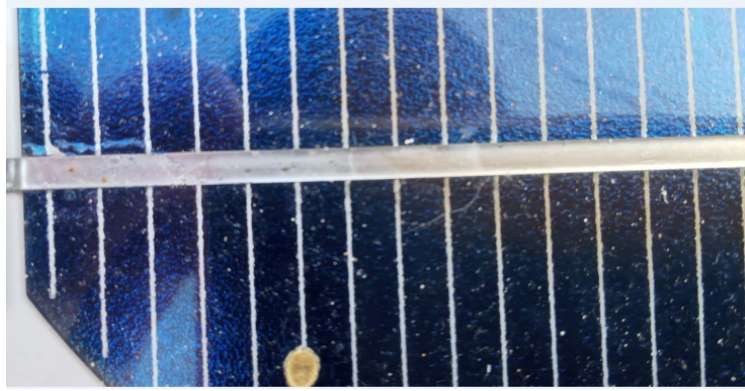


Figure 2. 7: Bris de verre sur la surface de la cellule

II.3.1.6 Détérioration du revêtement antireflet (ARC)

La quantité de lumière réfléchiée doit être réduite afin d'améliorer les performances optiques des cellules solaires, c'est pourquoi des revêtements antireflet (ARC) sont utilisés, mais ils perdent cette propriété lorsqu'ils sont dégradés [59]. Ce défaut est présenté à la figure 2.8.



Figure 2. 8: Détérioration du revêtement antireflet (ARC)

II.3.1.7 Corrosion et oxydation

La combinaison de pénétration d'humidité, l'absorption accrue d'encapsulant et la tension du système peuvent causer la corrosion et l'oxydation des contacts métalliques tels que les doigts, les barres omnibus, les jeux de barres, les connexions de ruban et de chaîne, les connexions soudées et les bornes de sortie. Ce défaut entraîne une augmentation de la résistance série, une diminution du facteur de remplissage et une diminution de la puissance de sortie [60]. La figure 2.9 montre un exemple de corrosion du jeu de barres et de la connexion des cellules.

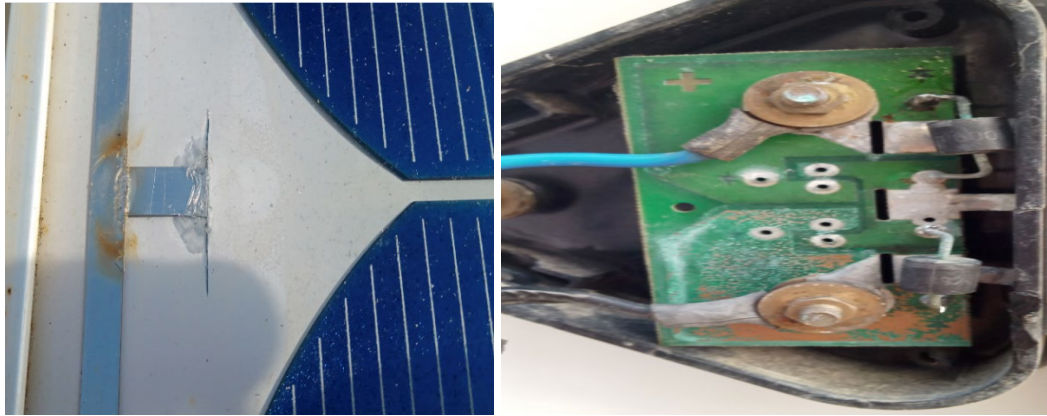


Figure 2. 9: Corrosion et oxydation de l'interconnexion des chaînes et de la boîte de jonction

II.3.1.8 Traces escargot ‘Snailtracks’

Ce défaut est une microfissuration ou une décoloration des lignes d'argent de la grille le long des bords de la cellule. Divers fabricants de modules ont observé des traces d'escargots (voir Figure 2.10) après l'installation des panneaux solaires sur le terrain pendant des mois ou des années [61].

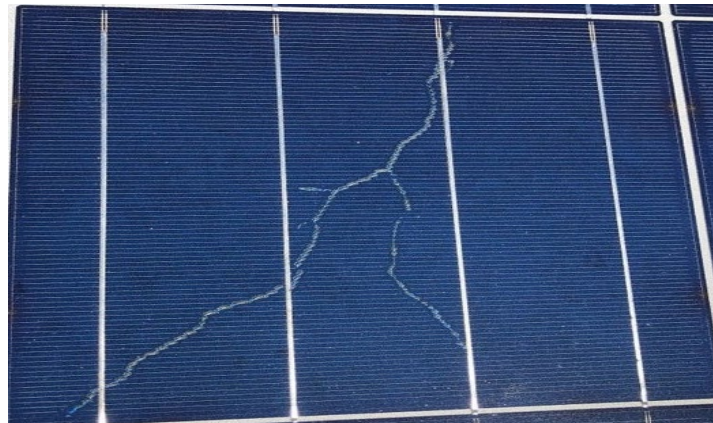


Figure 2. 10: Traces escargot ‘Snailtracks’

II.3.1.9 Défaut de la diode Bypass

La surchauffe est une cause majeure de panne de diode de dérivation à cause de déclenchement de la tension directe, des fuites de chaleur inverses, des changements d'ombre à ombre et même des transitoires de courant élevés dus à la foudre à proximité [62]. Voir la figure 2.11.



Figure 2. 11: Défaut de la diode Bypass.

II.3.2 Défaut électrique

II.3.2.1 Défaut du champ

Un générateur photovoltaïque a généralement plusieurs chaînes photovoltaïques parallèles, et chaque chaîne contient plusieurs modules connectés en série. Chaque module, chaîne et assemblage complet, qu'il soit normal ou défectueux, a ses propres caractéristiques I-V et un point de puissance maximale (MPP) unique. Lorsque des modules PV sont connectés ensemble, leur courbe I-V globale est déterminée par leurs interactions. En conséquence, les modules photovoltaïques fonctionnent ensemble comme une chaîne, seulement aussi solide que son maillon le plus faible.

Pour les performances d'un générateur photovoltaïque, le plus faible maillon est le module ou la chaîne ayant le rendement le plus faible dans des conditions normales [63]. Il en va de même pour les panneaux photovoltaïques dans les scénarios de panne d'électricité. Une panne du générateur photovoltaïque peut endommager les modules photovoltaïques et les câbles, et entraîner un risque d'électricité et de feu. Le risque d'incendie dans les générateurs photovoltaïques causés par des défauts line-line, circuit ouvert et ligne-terre...etc.

II.3.2.1.1 Défaut ligne-ligne

Un défaut ligne-ligne est une connexion accidentelle à faible résistance établie entre deux points de potentiel différent dans un réseau ou un système électrique. Dans les systèmes PV, un défaut ligne-ligne est généralement défini comme un défaut de court-circuit entre des modules PV ou des câbles de réseau avec un potentiel différent (voir Figure 2.12). Les défauts ligne-ligne dans les générateurs photovoltaïques peuvent être causés par les raisons ci-dessous :

- Défaut d'isolation des câbles, autrement dit un animal ronger l'isolation des câbles.
- Court-circuit accidentel entre conducteurs porteurs de courant, c'est-à-dire un clou enfoncé dans des câblages non protégés.
- Défauts ligne-ligne dans la boîte de jonction DC, causés par des dommages mécaniques, la pénétration d'eau ou la corrosion [64].

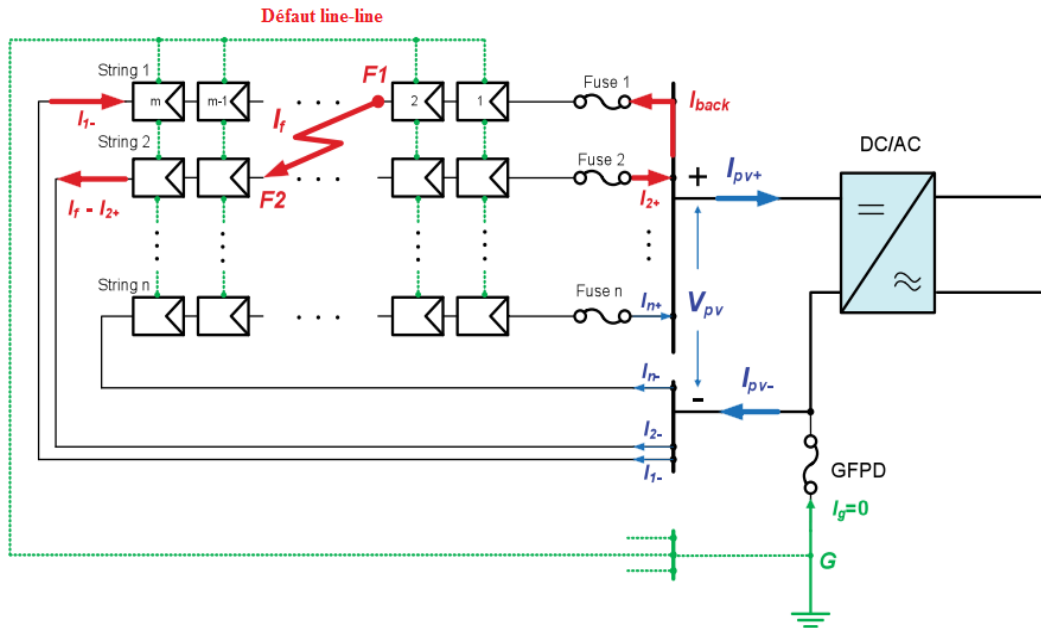


Figure 2. 12: Schéma de principe du système PV sous un défaut ligne-ligne [16]

II.3.2.1.2 Défaut circuit ouvert

Le défaut de circuit ouvert est une interconnexion accidentelle dans le conducteur de transport de courant, une fissuration des modules / cellules PV ou des connexions entre les modules avec un effet considérable sur la résistance série et parallèle du générateur PV [65]. Ce défaut est présenté à la figure 2.13.

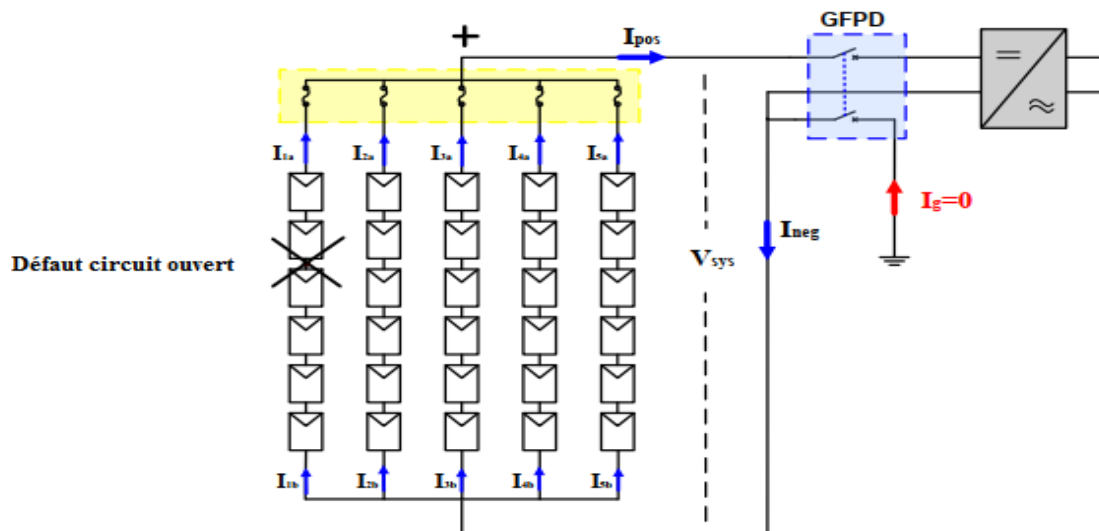


Figure 2. 13: Schéma de principe d'un défaut de circuit ouvert dans le générateur photovoltaïque

placés entre les parties actives et la terre. Ces isolants se dégradent avec le temps, provoquant une défaillance de l'isolation et par conséquent des courts-circuits.

- Atmosphère : Les lignes aériennes sont sensibles aux perturbations externes telles que la foudre, les orages ou le gel.
- Cause mécanique : Par exemple, chute de corps sur des conducteurs ou des conducteurs dégradés mécaniquement par l'agression extérieure d'engins de terrassement.
- Cause humaine : Il s'agit d'opération erronée, comme l'ouverture d'un sectionneur sous charge.

II.3.2.3 Défaut du côté DC

II.3.2.3.1 Défaut de convertisseur

Comme tous les convertisseurs de puissance, les convertisseurs multicellulaires comprennent des éléments semi-conducteurs actifs tels que des diodes, des MOSFET, des IGBT et des GTO, ainsi que des éléments de stockage d'énergie tels que des inductances et des condensateurs. Bien que peu d'études aient été menées, il est courant que les premiers interrupteurs, notamment ceux contrôlés, soient les plus vulnérables aux pannes.

La température interne de l'interrupteur de puissance peut augmenter en raison d'un problème thermique causé par une surcharge due à une surtension qui entraîne une avalanche, ce qui peut être causé par leur commande. [68].

II.3.2.3.2 Défaut MPPT

Dans un système solaire typique, l'énergie des panneaux solaires est envoyée à la batterie via un contrôleur de charge solaire. Cependant, cela ne fonctionne pas toujours. Si l'énergie solaire n'atteint pas la batterie, Il peut s'agir d'un problème de câblage. Ce qui pourrait indiquer un problème avec le contrôleur de charge solaire (Figure 2.15). [41]

Pour savoir s'il y a un problème avec le contrôleur de charge solaire, il faut comprendre les problèmes les plus courants avec ces appareils afin de faire un diagnostic approprié. Il existe généralement cinq problèmes courants avec les contrôleurs de charge solaire, dont le principal problème est que les contrôleurs de charge solaire ont :[42] [43]

1. Faible tension de la batterie : quand la tension de la batterie chute, le contrôleur s'éteint. Pour résoudre ces problèmes, on utilise un chargeur CA qui maintient la batterie complètement chargée.

2. Sortie de la charge est en surintensité : le contrôleur de charge arrête la charge lorsqu'une surintensité se produit à la sortie de la charge. La solution est de réduire la charge.

3. Court-circuit dû à la charge : si la charge provoque un court-circuit, le contrôleur arrête la charge. La solution consiste à corriger l'erreur de court-circuit de charge.

4. Tension de la batterie trop élevée : Le contrôleur de charge arrêtera de charger si la tension de la batterie est trop élevée. Vérifiez simplement si le câble du connecteur de la batterie est desserré dans ce cas. De plus, vous pouvez vérifier si la batterie est trop faible ou si un autre chargeur y est connecté.

5. Le courant produit par le panneau solaire est dépassé au courant nominal : quand le courant de sortie du panneau solaire est supérieur au courant nominal, le contrôleur de charge s'éteint.

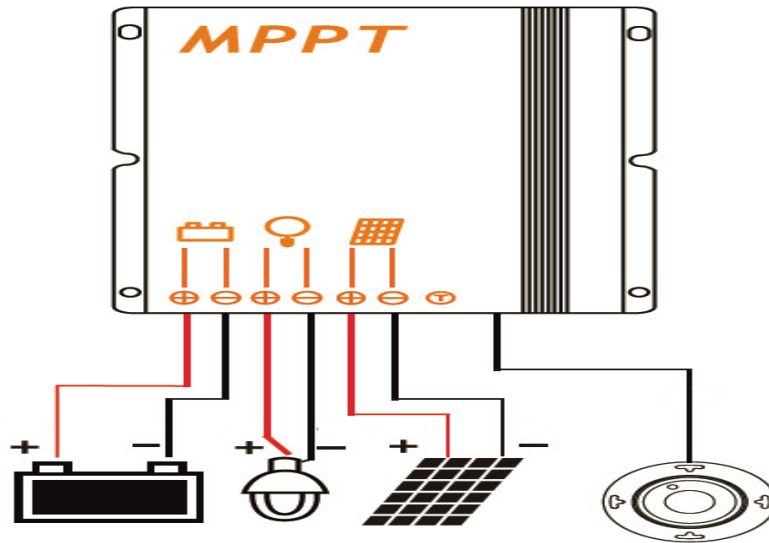


Figure 2. 15: Schéma typique du système solaire attaché à un contrôleur de charge solaire

II.3.2.3.3 Défaut de batterie

On classe les défauts de batterie en défauts internes et externes. Lyu et al. [69] ont présenté une revue détaillée des modes et mécanismes de défaillance des batteries rechargeables. La Figure 2.16 montre un résumé des divers défauts dans un système de batterie. Et présente brièvement quelques causes et mécanismes des défauts. Il est crucial de comprendre les mécanismes de ces défauts, car cela aide à établir des méthodes de diagnostic de défaut appropriées pour assurer la sécurité des applications de batterie (Figure 2.16).

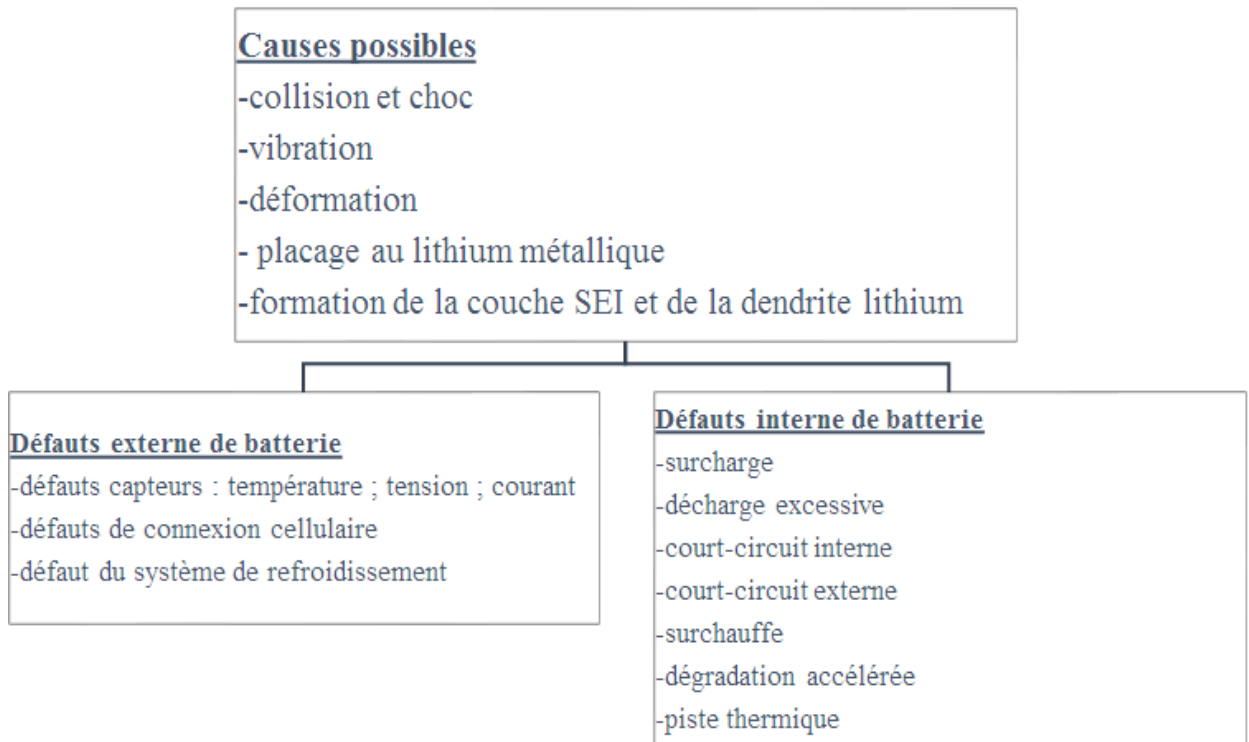


Figure 2. 16: Défauts internes et externes de la batterie et leurs causes [70]

II.3.3 Défaut environnemental

II.3.3.1 Ombrage

Dans les modules photovoltaïques, l'ombrage est un problème car les cellules individuelles d'un module peuvent réduire la puissance de sortie à zéro. L'ombrage d'une cellule réduit la sortie de toute la chaîne de cellules ou de modules, l'excès de puissance des cellules non ombragées est dissipé dans les cellules ombragées et les diodes de dérivation isolent les cellules ombrées. [63]

- **Ombrage d'une seule cellule**

La sortie d'une cellule diminue lorsqu'elle est ombragée par une branche d'arbre, la poussière d'un bâtiment ou d'un module. La sortie diminue proportionnellement à la quantité d'ombrage. Pour des objets complètement opaques tels qu'une feuille, la baisse de la sortie de courant de la cellule est proportionnelle à la quantité de cellule qui est obscurcie.

- **Ombrage d'une cellule dans un module**

Pour augmenter la tension, les cellules sont connectées en série dans un module. Étant donné que les cellules sont en série, le courant doit être le même dans chaque cellule et l'ombrage d'une cellule fait chuter le courant dans la chaîne de cellules au niveau de la cellule ombrée. Typiquement, La puissance de sortie d'un module est diminuée de moitié si une seule cellule est ombragée de moitié. Quel que soit le nombre de cellules dans la chaîne, l'ombrage complet d'une cellule entraîne la chute de la puissance de sortie du module à zéro. La puissance de sortie perdue de toutes les cellules non ombrées est dissipée dans la cellule ombrée (Figure 2.17).



Figure 2. 17: Ombrage du bâtiment sur les panneaux

II.3.3.2 Changement de température

L'encapsulation de cellules solaires dans un module photovoltaïque modifie le flux de chaleur entrant et sortant du module, ce qui constitue un effet secondaire indésirable, augmentant ainsi légèrement la température de fonctionnement du module PV. Ces augmentations de température affectent le fonctionnement du module PV en réduisant sa tension, diminuant ainsi la puissance de sortie. De plus, les augmentations de température sont impliquées dans plusieurs modes de défaillance ou de dégradation des modules PV, car des températures élevées augmentent les contraintes associées à la dilatation thermique et augmentent également les taux de dégradation d'un facteur d'environ deux pour chaque augmentation de température de 10°C.

La figure 2.18 présente une image thermographique d'un module de seize cellules avec des cellules à diode de dérivation intégrées dans des conditions de polarisation inverse. Chaque variation de couleur correspond à une variation de température de 4°C [71].

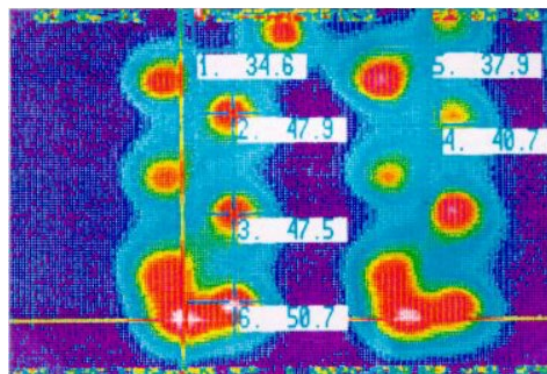


Figure 2. 18: Image thermographique d'un module de seize cellules avec changement de température [71]

II.3.3.3 Accumulation de poussière

Le dépôt de poussière sur les panneaux solaires est un obstacle au bon fonctionnement de ces derniers, surtout si la quantité de poussière est élevée, car le pourcentage de rayonnement solaire qui le traverse diminue et sa température augmente, Cela a un impact négatif sur les caractéristiques électriques des panneaux solaires et leur faible rendement. Il est essentiel de

nettoyer périodiquement les panneaux photovoltaïques pour leur entretien et leur performance.

De plus, les panneaux solaires génèrent moins d'énergie lorsqu'ils sont exposés à des températures élevées que lorsqu'ils sont dans un climat plus frais. Les systèmes solaires photovoltaïques génèrent souvent plus d'électricité lors d'une journée avec des vents frais et une lumière du soleil brumeuse que lorsqu'il fait soleil et que la température est élevée (Figure 2.19) [72].

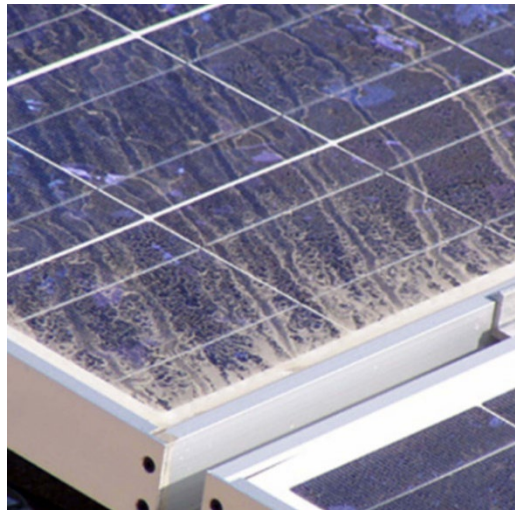


Figure 2. 19: Accumulation de poussière sur les panneaux

II.4. Les techniques de diagnostic des défauts dans les systèmes photovoltaïques

Les panneaux photovoltaïques en tant que machine de production sont également exposés à de nombreux défauts et pannes comme les machines tournantes. Dans cette partie, nous vous révélons les différentes méthodes de détection de défauts.

Les techniques de diagnostic sont généralement classées en deux catégories : les méthodes non électriques telles que les méthodes visuelles (décoloration, brunissement, contamination de surface, délaminage) et thermiques (échauffement thermique anormal), et électriques (mesure courant-tension (I-V) sombre/clair, lignes de transmission de diagnostic, mesures de radiofréquence (RF)).

Parmi ces méthodes, les méthodes non électriques nécessitent une inspection visuelle du générateur PV pour les propriétés thermiques telles que les changements de couleur ou les points chauds des composants. Ces méthodes nécessitent une caméra thermique ou un autre appareil à l'avant du réseau. En revanche, les méthodes électriques ne nécessitent que des mesures de caractéristiques électriques de sortie, comme le courant et la tension [73]. Par conséquent, l'utilisation de méthodes électriques pour le diagnostic des défauts est plus bénéfique et prometteuse pour superviser et diagnostiquer les systèmes photovoltaïques (Figure 2.20) [74].

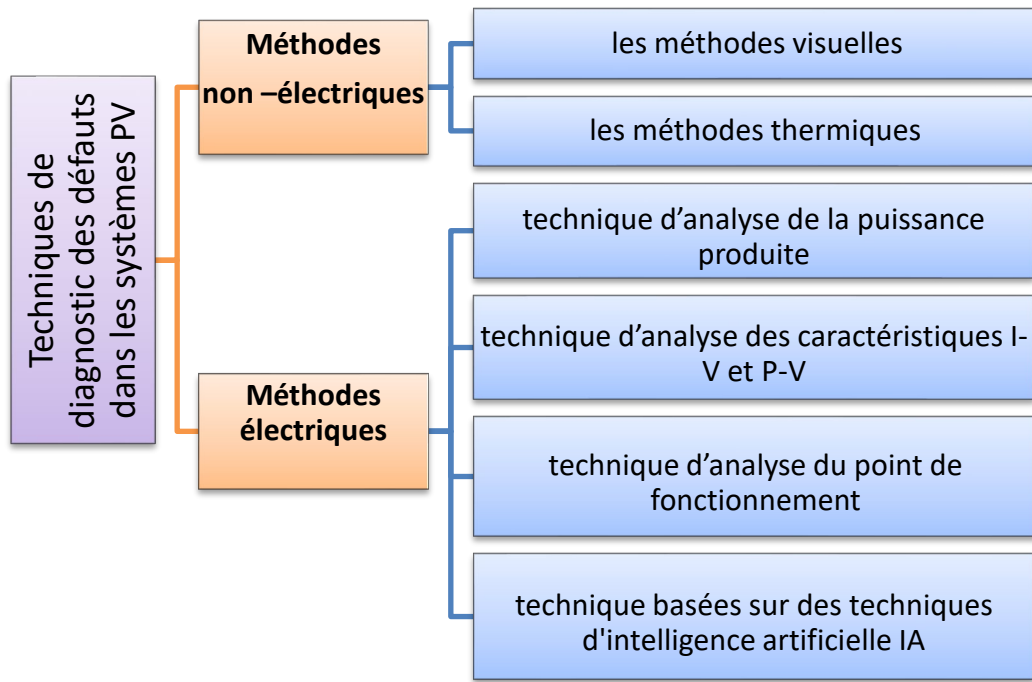


Figure 2. 20: Différentes techniques de diagnostic des défauts dans les systèmes photovoltaïques

II.4.1. Méthodes non électriques

Les défauts non électriques, destructives ou non destructives peuvent être diagnostiqués au niveau de la cellule PV. Le défaut le plus courant à ce niveau est la fissure de la cellule. Les méthodes comprennent des tests de flexion mécaniques, des tests d'imagerie par photoluminescence et électroluminescence et des tests de thermographie. Le diagnostic des modules photovoltaïques est généralement effectué à l'aide d'une caméra thermique infrarouge.

Les succès de la localisation de défauts par caméra thermique comprennent un courant de fuite dans la cellule, une augmentation de la résistance de la connectique entre les cellules, un échauffement anormal des cellules et la conduction de la diode de by-pass. La fonctionnalité de la diode anti-retour, les connectiques de la boîte de jonction

Il y a des techniques telles que l'imagerie par photoluminescence et électroluminescence, les tests de thermographie.

II.4.1.1. Thermographie infrarouge

La thermographie infrarouge est considérée comme un outil prometteur pour une détection rapide et fiable des défauts parmi les techniques de surveillance de l'état et les méthodes de test non destructif existantes. La thermographie infrarouge utilise des capteurs infrarouges à ondes moyennes (MWIR, 3–5 μ m) ou à ondes longues (LWIR, 7–14 μ m) pour produire des images thermiques ou des thermo grammes d'objets sous inspection. Tous les objets émettent un rayonnement infrarouge proportionnel à leur température, selon la loi de Planck (une loi de

rayonnement du corps noir). Par exemple, une lampe d'étude éteinte émettra un rayonnement de faible puissance à des longueurs d'onde généralement plus que $1\mu\text{m}$, en dehors de la plage visible par l'homme. En raison des énergies plus élevées émises par la lampe, la température augmentera et deviendra rouge et entrera dans le spectre visible. Le rayonnement peut passer du rouge au violet si la température continue d'augmenter, puis la lumière devient blanche [78]. Par conséquent, la thermographie infrarouge est un outil réalisable pour déterminer la température de surface ainsi que toute anomalie de la tendance de la température d'un corps ou d'un module solaire PV en cours d'inspection (Figure 2.21).

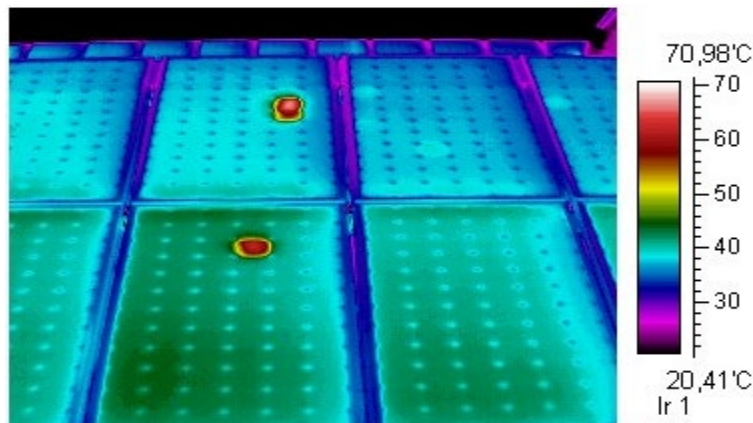


Figure 2. 21: Défauts des panneaux PV identifiés par analyse par thermographie infrarouge [79]

II.4.1.2. Électroluminescence

Cette méthode permet de détecter les désordres matériels et de production des panneaux PV. L'électroluminescence permet à la fois d'évaluer la qualité du processus de production des panneaux PV et d'identifier les éventuels défauts causés par d'autres dommages aux panneaux, par exemple par leur manipulation. L'avantage de cette technologie par rapport aux autres est qu'elle peut révéler des défauts cachés qui sont indétectables par d'autres méthodes. Un certain inconvénient est le test exigeant dans ce cas [80].

A titre d'illustration, la Figure 2.22 donne le résultat de l'utilisation de cette technique à un panneau PV. Sur la photo, on peut voir des segments défectueux évidents du panneau PV.

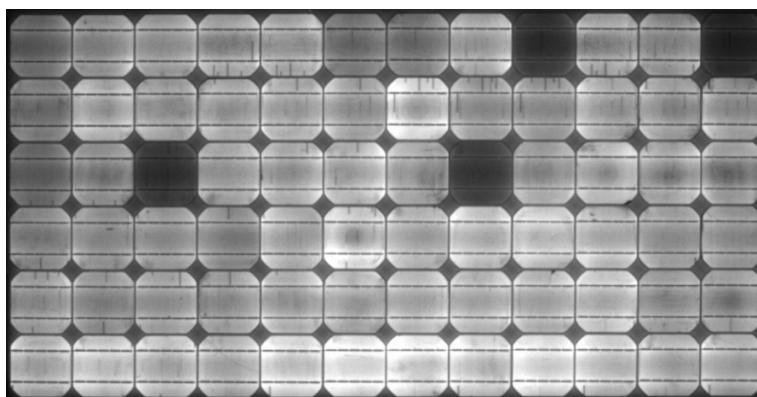


Figure 2. 22: Panneau PV avec défauts visibles de structure interne [63]

II.4.1.3. Photoluminescence

L'émission de photoluminescence (PL) de semi-conducteur contient des informations sur les propriétés des matériaux, telles que les spectres d'absorption, la division du niveau quasi-Fermi ou les niveaux d'énergie dans l'espace. C'est donc un outil de caractérisation utile dans la recherche sur les cellules solaires. Il convient de mentionner que la méthode ne nécessite pas de contacts électriques et peut être utilisée à différentes étapes de fabrication (Figure 2.23).

A. Delamarre fait une expérience d'électroluminescence où il a eu accès à l'efficacité quantique externe en utilisant les propriétés spectrales ou à la résistance série en regardant les variations spatiales. À partir des propriétés de photoluminescence, il a trouvé de bonnes corrélations entre la division du niveau de quasi Fermi et la tension du circuit ouvert et le courant de génération et de court-circuit. Cela permet d'estimer optiquement les courants de saturation (Figure 2.24) [81].

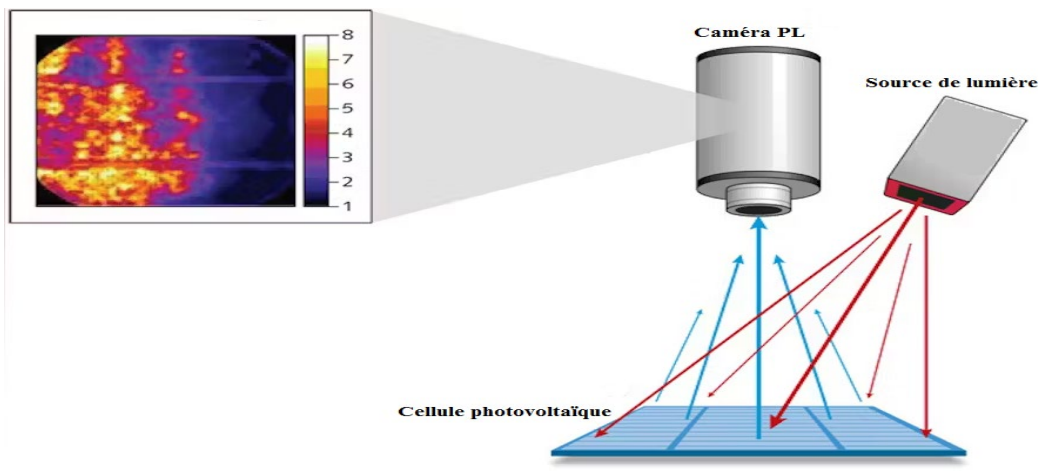


Figure 2. 23: Imagerie par photoluminescence

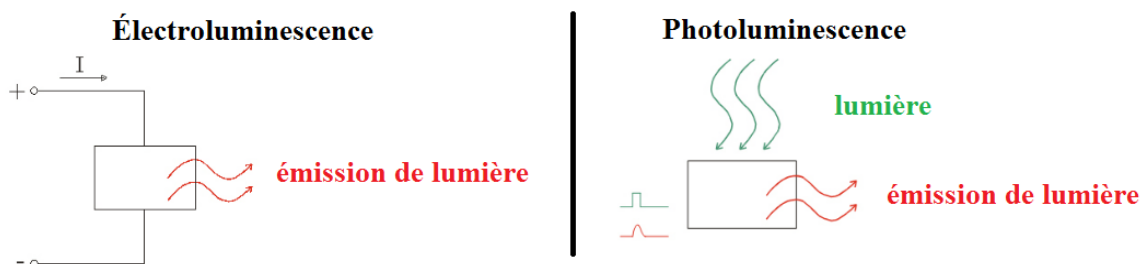


Figure 2. 24: Différence entre électroluminescence et photoluminescence

II.4.2. Méthodes électriques

Les méthodes électriques sont plus populaires que les méthodes non –électriques. On peut citer comme méthodes : technique indépendante des données climatiques, analyse des

caractéristiques I–V, analyse de perte de puissance, mesure de courant et de tension, échange de chaleur et méthode basée sur la température, estimation du caractère aléatoire de la tension, analyse spectrale tension/courant et technique d'intelligence artificielle.

II.4.2.1. Technique indépendante des données climatiques (CDT)

Le CDT est une méthode qui n'inclut pas la mesure des données climatiques PV telles que l'irradiation, l'humidité, la température et la vitesse du vent. Au lieu de cela, CDT utilise des compteurs LCR externes (inductance, capacité et résistance) et la génération de signaux par injection [82].

On peut mesurer la capacité de terre à détecter dans les modules individuels de la chaîne. Les défauts ont été détectés par la génération de signaux et l'injection de signaux dans les modules PV a été mise en œuvre [63]. Les défauts ainsi détectés ont été classés à l'aide d'un CNN (réseau neuronal convolutif), un autre CDT a utilisé la réflectométrie dans le domaine temporel. Une expérience a été réalisée dans laquelle les caractéristiques des lignes électriques ont été mesurées pour détecter toute discontinuité, changement d'impédance ou défaut [83].

II.4.2.2. Analyse des caractéristique I / V

Les caractéristique I / V (courant / tension) du module photovoltaïque sont utilisées pour surveiller le comportement de système PV alors qu'il fonctionne. Les caractéristiques I/V suivent une courbe spécifique lors d'un fonctionnement normal, qui change lors d'un défaut. Le degré de changement des caractéristiques I/V est fortement influencé par le type et la gravité d'un défaut dans un système PV. La majorité des études sur les caractéristique I / V pour la détection et la classification des défauts photovoltaïques comparent les caractéristiques I/V saines et défectueuses du système photovoltaïque [83], [84], [85].

II.4.2.3. Analyse de perte de puissance (PLA)

Le PLA implique le calcul des pertes de puissance dans le système PV basé sur un modèle ou d'une configuration expérimentale/réelle du système en cours de test [86].

Pour classer et détecter les défauts de système PV tels que l'ombrage, les points chauds, la dégradation des modules et les pertes de puissance dues à des problèmes de câblage. En analysant la puissance de sortie DC à l'aide des pertes de capture thermique, des pertes diverses et du rapport courant-tension [87], [88]. La classification consistait à calculer l'écart d'erreur entre l'état normal et l'état défectueux à partir de comparaison entre les pertes simulées et mesurées [89].

II.4.2.4. Mesure de courant et de tension

Une autre façon de trouver un défaut dans un système PV consiste à mesurer le courant et la tension dans un module, une chaîne ou un tableau, ou à la borne de sortie du côté DC du système. Par exemple, on peut détecter des défauts à l'aide d'un microcontrôleur en

déterminant la différence entre la valeur de courant maximale et les autres valeurs de courant dans les modules PV, et localiser les défauts en calculant l'écart entre le courant mesuré dans les branches des modules PV [90]. Et aussi on peut mesurer la tension de fonctionnement PV et la température ambiante pour détecter les défauts ; cette méthode proposée pouvait identifier la différence entre la condition d'ombrage partiel et d'autres types de conditions de défaut étudiées [91].

II.4.2.5. Estimation du caractère aléatoire de la tension (VRE)

La conception de détection de défaut VRE est spécifiquement pour les défauts d'arc ; il s'agit de méthodes statistiques et de filtres pour analyser les signaux mesurés. Cette méthode nécessite des filtres passe-bande à réponse impulsionnelle finie (FIT) et des calculs mathématiques. Le FIT et les résultats du calcul mathématique de la distorsion du signal sont comparés à un niveau de seuil pour identifier les anomalies, telles que les défauts d'arc. Par exemple, on peut utiliser des signaux analogiques et numériques pour analyser les signaux mesurés afin de déterminer les conditions de défaut [92].

II.4.2.6. Analyse spectrale tension/courant (VCSA)

Une autre méthode spécifiquement pour détecter les défauts d'arc est VCSA. Le contenu à basse fréquence est analysé pour détecter les défauts d'arc car la réponse dans un défaut d'arc est liée à l'inverse de la fréquence. Lors de la détermination de la fréquence de fonctionnement souhaitée pour cette technologie, divers facteurs doivent être pris en compte. Par exemple, une irradiation variable, un ombrage partiel, le bruit provenant d'autres composants et un bruit externe peuvent interférer avec la fréquence de fonctionnement définie du système [93].

Un détecteur d'arc peut être réglé sur plusieurs fréquences à l'aide d'un circuit résonant pour diverses conditions et opérations. La fréquence d'arc du détecteur de défaut d'arc n'est pas présente dans des conditions de fonctionnement normales [92], [94].

II.4.2.7. Technique d'Intelligence Artificielle (AIT)

L'AIT a connu un large éventail d'utilisations dans diverses disciplines au cours des dernières décennies. Ceux-ci incluent la médecine, l'ingénierie, la socio-économie, le traitement du langage naturel, l'astronomie, les sciences du comportement et bien d'autres. L'AIT est un outil puissant qui a été exploité dans divers domaines de recherche sur les systèmes PV, y compris la prévision et la prédiction. De nombreux chercheurs ont utilisé différents AIT pour résoudre divers problèmes, notamment la détection de défauts dans les systèmes PV.

a. Algorithmes génétiques (GA)

L'algorithme génétique (GA) est l'un des premiers algorithmes stochastiques basés sur la population proposée. Les principaux opérateurs de GA sont : la sélection, le croisement et la mutation, comme dans d'autres algorithmes évolutionnaires. Dans cette section, cet

algorithme est présenté brièvement et utilisé dans plusieurs études de cas pour évaluer ses performances [95]. John Holland (1975), a développé les AGs pour la première fois. Nous devons leur popularisation grâce au livre de Goldberg (1989). Leurs applications sont très larges. La simplicité et l'efficacité sont la raison de ce grand nombre d'applications. En résumé, Lerman et Ngouenet (1995) énumèrent 4 points clés qui distinguent ces algorithmes des autres techniques [96] :

1. Encodage des paramètres plutôt que des paramètres eux-mêmes.
2. Plusieurs points au lieu d'un seul.
3. Valeurs de la fonction en question, pas ses dérivées ou autres informations auxiliaires.
4. Les règles de transition sont probabilistes et non déterministes.

A.1. Opérateurs des algorithmes génétiques

A.1.1. Population initiale

Le GA commence avec N individus dans le codage retenu. Les choix des gens ont un impact significatif sur la rapidité de l'algorithme. Si la position optimale est totalement inconnue, Il est fascinant que la population soit répartie dans toute la zone de recherche. Cependant, si des informations préliminaires sur le problème sont disponibles, il semble logique de concentrer les gens dans un espace particulier pour accélérer la convergence. En raison d'une population initiale souvent non homogène, la diversité de la population doit être maintenue au fil des générations afin d'explorer le plus largement possible l'espace de recherche. Il utilise des opérateurs de mutation et de croisement.[97]

A.1.2. Codage des éléments d'une population

Les différents cas possibles de la variable pour laquelle la valeur idéale sont recherchés doivent être représentés dans un modèle adaptable à GA. Il s'agit de codage. Il est nécessaire de faire correspondre un gène à chaque paramètre X_i . La façon dont les solutions sont codées, également appelées chromosomes, ou les structures de données utilisées pour coder les gènes sont essentielles aux algorithmes génétiques. Un chromosome contient un ensemble d'attributs ordonnés appelés gènes. Un gène prend comme valeur l'un des allèles possibles. Un locus est le lieu où se trouve un gène. Les allèles qui peuvent être utilisés dans un codage binaire sont $\{0, 1\}$. Le génotype et le phénotype sont les deux concepts fondamentaux sur lesquels repose le codage.

Toutes les valeurs génétiques sur le chromosome sont incluses dans le génotype. La solution au problème de la traduction des données génétiques s'appelle le phénotype. Par exemple, si la solution est exprimée normalement en nombres entiers, ce vecteur sera son phénotype. Ce vecteur sera codé par une chaîne de symboles binaires appelée génotype. Afin de mimer des copies du génotype et du phénotype trouvés dans le monde vivant, il est possible d'établir une relation entre la valeur du variant et les individus de la population. Le codage réel (codage symbolique), le codage binaire et le codage sous forme d'arbre sont les trois types de codage les plus courants.[98]

A.1.3. Evaluation

Elle garantit que les personnes performantes seront conservées, tandis que les personnes peu adaptées seront progressivement éliminées. Une fonction d'évaluation f , également connue sous le nom de fonction de fitness, est utilisée pour calculer le coût d'un point de l'espace de recherche. Cette fonction d'évaluation est souvent une transformation g de la fonction objectif $f(x) = g(\Phi(x))$, également connue sous le nom de fonction de fitness. En fonction de la population, cette fonction permet de sélectionner ou de refuser une personne pour ne conserver que les personnes ayant le meilleur coût. La valeur d'adaptation est la valeur qui est transformée de la chaîne binaire 0 et 1 d'un chromosome en une valeur réelle.[97]

A.1.4. Sélection

Il est nécessaire d'effectuer un processus de sélection pour sélectionner les chromosomes, ce qui garantira une meilleure qualité des solutions. Le processus de sélection des participants à la construction d'une nouvelle génération dépend principalement des valeurs adaptatives de chacun. Un organe ayant une valeur fonctionnelle objective élevée aura plus de chances d'être sélectionné pour participer à la reproduction de la génération suivante. Certaines des techniques utilisées pour sélectionner les individus sont les suivantes : [97]

- Sélection de la roulette (RWS).
- Sélection par échantillonnage universel stochastique (SUS).
- Sélection par Rang.
- Sélection par Tournoi.

A.1.5. Croisement

Un processus génétique connu sous le nom de croisement permet à deux chromosomes parents de produire deux chromosomes enfants. Cet opérateur se produit en fonction d'une probabilité PC spécifiée par l'utilisateur en fonction du problème à optimiser. Les chromosomes des enfants reçoivent des éléments du patrimoine génétique de leurs parents lors de cette reproduction. De nouvelles séquences génétiques pour les sous-chromosomes peuvent être générées à l'aide de l'opérateur de croisement à partir de la composition de base des séquences héritées des chromosomes parents. Le choix de l'opérateur du terminal dépend du type de codage et de la nature du problème à traiter. Pour le chiffrement binaire, on distingue plusieurs opérateurs de croisement. Notamment le croisement à un point (Figure 2.25) et le croisement multipoints (Figure 2.26). [98]

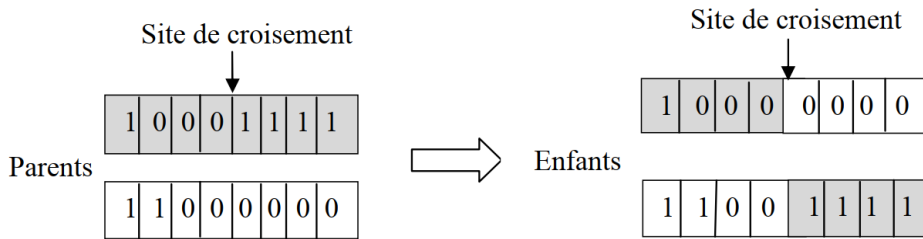


Figure 2. 25: Représentation schématique du croisement en un point

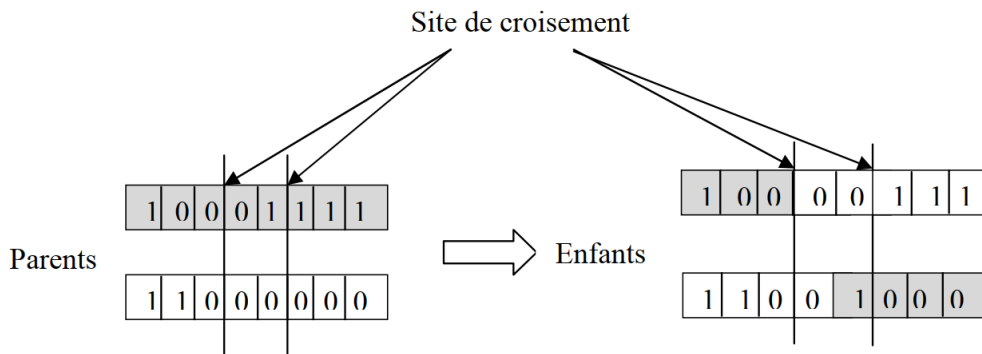


Figure 2. 26: Représentation schématique du croisement en deux points

A.1.6. Mutation

La mutation est un changement aléatoire qui doit être effectué sur les génotypes selon une règle probabiliste spécifique, avec une valeur P_m faible pour un ou plusieurs allèles chromosomiques. En général, la mutation ne permet pas d'obtenir de meilleures solutions, mais elle permet de maintenir la diversité dans l'évolution des individus, d'éviter les optimums locaux et de protéger contre la perte irréversible des caractéristiques des individus. Une mutation conventionnelle remplace un 1 dans un chromosome diploïde par un 0 ou vice versa. [97]

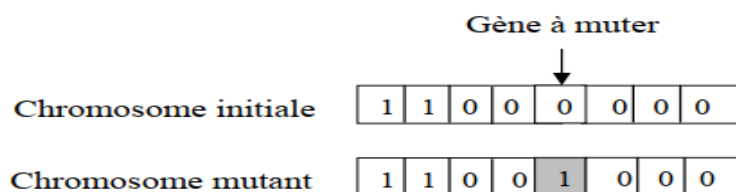


Figure 2. 27: Représentation schématique de la mutation

La probabilité de mutation P_m de Fonseca est calculée de la manière suivante : [98]

$$P_m = 1 - \sigma^{-1} \quad (2.1)$$

Avec l : la longueur du chromosome.

σ : est la pression sélective, où sa valeur recommandée est : 1,8

Mais plusieurs opérateurs de mutation sont disponibles : [98]

- Transposition de deux allèles consécutifs, cette mutation consiste à choisir deux allèles consécutifs au hasard et à échanger leurs valeurs respectives.
- Transposition de deux allèles quelconques, cette mutation consiste à choisir deux allèles au hasard et à échanger leurs valeurs respectives.
- L'inversion des allèles est une mutation qui modifie l'ordre des allèles présents dans une zone déterminée à la volée.

A.2. Fonctionnement d'un Algorithme Génétique

Les étapes suivantes constituent le processus de recherche exploratoire itératif d'un Algorithme Génétique (GA) (Figure 2.28) : [97]

1. Initialiser la population P_0 (population de génération 0).
 2. Recherche de chromosomes pour la population P_i
 3. Sélection des chromosomes P_i les plus performants pour produire des "procréateurs" de la génération P_{i+1} .
 4. Croisement deux-à-deux des chromosomes choisis pour créer de nouvelles espèces, également connu sous le nom de « descendants ».
 5. Une variété dans le patrimoine génétique de la population est également créée par une mutation aléatoire sur un chromosome.
 6. Créer et remplacer la population supplémentaire P_{i+1} .
- Répétez le processus à partir de 2 tant que le critère d'arrêt n'est pas satisfait (génération N terminale non atteinte, solution optimale non trouvée...).

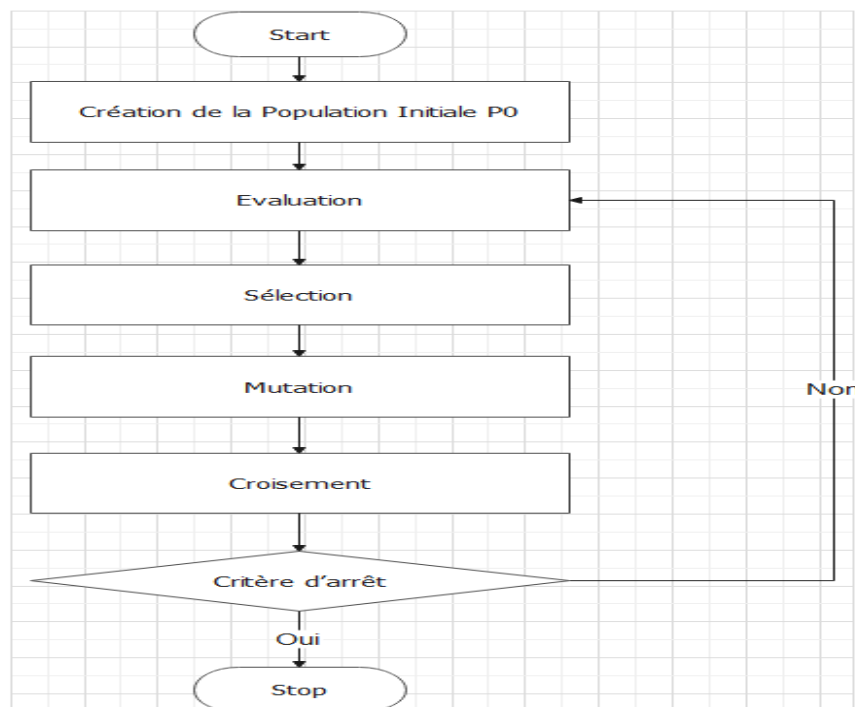


Figure 2. 28: Schéma de principe d'un Algorithme Génétique

B. Systèmes experts

Les programmes pour résoudre des problèmes qui sont généralement résolus par des spécialistes humains sont appelés systèmes experts. Ils ont besoin d'un accès à une base de connaissances solide et efficace. Ils doivent être capables de raisonner de diverses manières et de tirer des conclusions à partir de ces raisonnements.

Un système expert remplace un expert humain et fournit des outils de travail et d'aide dans divers domaines, tels que le diagnostic (médical ou technique), la prévision (entreprise), la classification, le dépannage, etc. Les algorithmes sûrs et définitifs permettent l'informatisation de certaines fonctions intellectuelles qualifiées, difficiles à modéliser, ce qui les rend réellement intéressants pour les milieux professionnels. L'identification ou le diagnostic de situation, la prévision des événements, la conception d'objets, la planification d'actions, etc. dans l'activité des entreprises font partie de ces fonctions. [99].

B.1. Objectif des systèmes experts

Le but des systèmes experts est de stocker les données théoriques des experts afin qu'elles puissent être extraites sous forme d'aide au diagnostic et toujours disponibles pour l'utilisateur (Figure 2.29) [100].

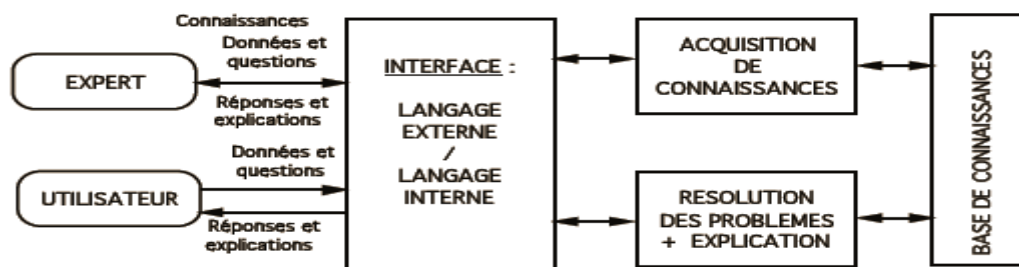


Figure 2. 29: Présentation d'un système expert

B.2. Principaux composants d'un système expert

Un système expert se compose principalement d'une base de connaissances qui comprend des faits et des règles et un moteur d'inférence. (Figure 2.30) [100]

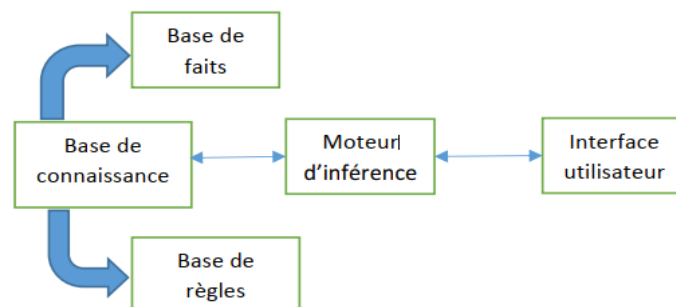


Figure 2. 30: Architecture d'un système expert

B.2.1. Base de connaissances

Elle est constituée de deux types de données : [100]

- i) La base de données traduit les faits constatés, qui sont des affirmations (déclarations, affirmations) indéniables (vraies) qui se sont produites dans le domaine en question. Il s'agit d'une base de données qui compile tous les faits. Elle représente une partie des connaissances d'un système expert sous formes déclaratives relatives à des faits connus.
- ii) Les règles sont basées sur les déductions qui peuvent être effectuées, chaque règle étant composée de prémisses et de conclusions. Les prémisses sont des affirmations à partir desquelles les conclusions peuvent être tirées. Il s'agit de l'ensemble des règles de base de données pour la production de données. Ainsi, une base de règles comprend les connaissances expertes, c'est-à-dire que ces connaissances représentent les arguments d'un expert. En combinant ces connaissances les unes avec les autres, des enchaînements de raisonnements sont créés, et tous ces raisonnements peuvent être exprimés sous forme de règles de production comme "Si la condition est vraie, alors exécuter action".

B.2.2. Moteur d'inférence

Le moteur d'inférence est comparable à l'esprit logique d'un expert humain qui raisonne sur des faits connus pour en extraire de nouvelles vérités. Il ne dépend pas de l'expertise et peut et doit être un programme qui raisonne sur diverses et multiples bases de connaissances.[101].

B.2.2.1. Stratégie

En d'autres termes, tout système expert repose sur le moteur d'inférence. Le moteur d'inférence interprète et enchaîne les règles selon diverses stratégies jusqu'à arriver à un état représentant une condition d'arrêt.

Techniques de chaînage, de tentative et de résolution des conflits (par exemple, favoriser les règles avec les prémisses les plus courtes). Les règles qui ont donné les meilleurs résultats doivent être promues. [012]

B.2.2.2. Raisonnement

Le moteur d'inférence, également connu sous le nom de démonstrateur de théorème, est chargé d'appeler et d'utiliser correctement les informations contenues dans la base de connaissances pour répondre à une question ou résoudre un problème. Il effectue des déductions à l'aide de deux techniques de raisonnement principales :

- i) Une stratégie de chaînage : chaîne avant, chaîne arrière, chaîne mixte.
- ii) Une stratégie pour le parcours :

En premier lieu, le parcours en termes de largeur et de profondeur.

La prémisses doit être similaire à l'un des faits connus pour que la règle soit déclenchée. Nous disons que les faits guident la recherche de la conclusion. La conclusion doit correspondre au but recherché pour que la règle soit déclenchée. Nous disons que le but guide la recherche [101].

B.3. Fonctionnement général d'un système Expert

En résumé, un système expert fonctionne comme suit : [101]

1. Essayez de démontrer le premier diagnostic de la liste.
2. En conclusion, recherchez la/les règles qui soutiennent ce diagnostic (chaînage arrière).
3. Essayer de démontrer les prémisses à l'aide de trois méthodes différentes : des faits initiaux (s'ils existent), des déductions (enchaînées) et des questions.
4. Si le premier diagnostic échoue, nous passons au second et ensuite au troisième.
5. Une fois qu'un diagnostic est confirmé, nous affichons : "SUCCES" et proposons une conclusion.
6. Dans le cas où aucun diagnostic ne peut être confirmé, nous affichons : <ECHEC>.

La figure ci-dessous représente les deux étapes de fonctionnement d'un système expert.

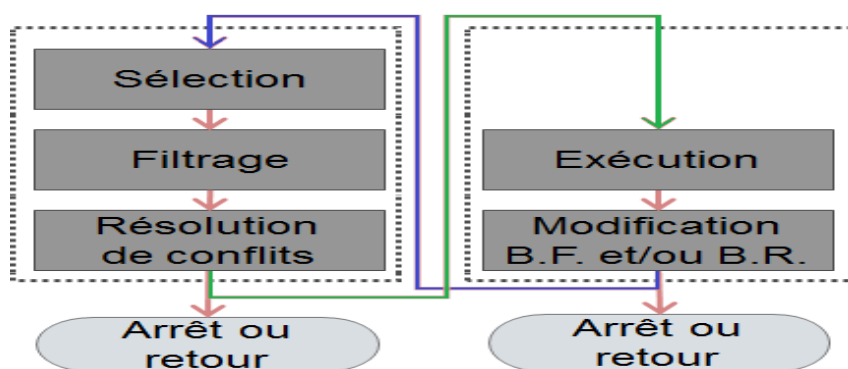


Figure 2. 31: Cycle de base d'un moteur d'inférence

L'évaluation est la première étape, qui comprend les fonctions de sélection, de filtrage et de résolution.

La deuxième étape est la phase d'exécution, qui relie les tâches : exécuter et modifier la base de connaissances à l'aide de faits et de règles.

Les deux phases ont le même arrêt ou retour commandé par un programme d'enchaînement. Le moteur d'inférence gère l'enchaînement des étapes de la phase d'évaluation, d'évaluation et d'exécution, ainsi que des cycles complets entre elles.

Dans un raisonnement, il existe plusieurs milliers de cycles d'inférence. D'un point de vue technique, garantir le temps de réponse est crucial car ces systèmes peuvent être utilisés en cas d'urgence. [122]

C. Logique floue (LF)

Le concept de logique floue est comparable au processus humain de sentiment et d'inférence. La commande par logique floue est une commande de plage à point ou de plage à plage, contrairement à la stratégie de commande classique qui est une commande point à point. Les fuzzifications des entrées et des sorties à l'aide des fonctions d'appartenance associées sont utilisées pour déterminer la sortie d'un contrôleur flou. En fonction de sa valeur, une entrée nette sera convertie en différents membres des fonctions d'appartenance associées. Donc la sortie d'un contrôleur à logique floue est basée sur son appartenance aux différentes fonctions d'appartenance, qui peuvent être considérées comme une plage d'entrées.

Le professeur L. A. Zadeh de l'Université de Californie à Berkeley a inventé le concept de logique floue en 1965 [103]. Le Dr E. H. Mamdani, professeur à l'Université de Londres, a utilisé la logique floue pour contrôler une machine à vapeur automatique en 1974 [53], soit près de dix ans après l'invention de la théorie floue, mais cette invention n'a pas été bien accueillie. Ensuite, Blue Circle Cement et SIRA au Danemark ont créé une application industrielle pour contrôler les fours à ciment en 1976 [104]. Ce système a été mis en place en 1982. Depuis les années 1980, de plus en plus d'applications floues ont été signalées, notamment dans la fabrication industrielle, le contrôle automatique, la production automobile, les banques, les hôpitaux, etc.

Tout dans la société moderne utilise la logique floue. Les trois étapes suivantes sont nécessaires pour mettre en œuvre la technique de logique floue dans une application réelle :

1. La fuzzification est le processus de transformation de données classiques ou nettes en données floues ou en fonctions d'appartenance (MF).
2. Le processus d'inférence floue combine les fonctions d'appartenance avec les règles de contrôle pour produire une sortie floue.
3. Défuzzification : Calculez chaque sortie associée et enregistrez-les dans une table appelée table de recherche. Récupérez la sortie de la table de recherche en fonction de l'entrée actuelle d'une application.

D. Réseaux de neurones artificiels (RNA)

En raison de deux caractéristiques principales, les réseaux de neurones artificiels sont l'une des méthodes les plus utilisées pour diagnostiquer les systèmes de production. Pour commencer, ils sont capables d'approximer des fonctions non linéaires. De plus, ils sont extrêmement efficaces dans les tâches nécessitant la reconnaissance de formes, comme le diagnostic des champs photovoltaïques.

Étant donné que les RNA n'utilisent pas de description système mathématique, l'apprentissage du réseau doit être utilisé pour mettre en œuvre les connaissances sur le champ PV. Chaque cycle d'apprentissage commence par alimenter le réseau à l'entrée et régler les paramètres internes afin que la sortie du réseau se rapproche de la sortie du système réel. L'avantage principal des RNA est qu'elles ne nécessitent pas de modèles mathématiques. Ils sont également utiles pour modéliser des systèmes difficiles. Cependant, ils ont quelques inconvénients, tels que l'apprentissage en réseau nécessite un ensemble de données sur le fonctionnement du générateur photovoltaïque à partir des opérations réelles ou de leurs modèles, Le nombre de neurones dans un réseau augmente et le temps de calcul augmente pour les systèmes complexes, et la sortie du réseau est basée sur les conditions dans lesquelles il a été entraîné, et non sur toutes les conditions possibles [105].

Malgré ses inconvénients, il est encore fréquemment utilisé dans la littérature pour résoudre des problèmes importants avec précision. Les applications de l'RNA pour la

détection et le diagnostic de défauts dans les systèmes photovoltaïques ont récemment été publiées [106].

II.5. Conclusion

La plupart des défauts et anomalies qui peuvent survenir dans les systèmes PV ont été présentés au début de ce chapitre. Il a été démontré que ces problèmes peuvent être classés en général en problèmes physiques, en problèmes électriques et en problèmes climatiques.

De plus, nous avons présenté diverses techniques de diagnostic pour les systèmes photovoltaïques, où son travail consiste à surveiller le fonctionnement des systèmes photovoltaïques afin de trouver, localiser et diagnostiquer les défaillances qui affectent ses performances et sa sûreté de fonctionnement.

Les chapitres suivants traiteront de l'utilisation de l'intelligence artificielle pour le diagnostic des systèmes PV, en mettant l'accent sur la logique floue et les réseaux neuronaux.

Chapitre III

Diagnostic des défauts d'un système photovoltaïque par la logique floue

III.1. Introduction

L'installation PV se compose de plusieurs parties où les panneaux PV sont le composant principal. Ce dernier est exposé à de nombreuses influences environnementales et électriques qui entraînent l'apparition de nombreux défauts et dysfonctionnements. Ces défauts affectent directement les performances du système et peuvent conduire à sa défaillance voire à des risques d'incidents [107]. Certains défauts critiques doivent être rapidement détectés et traités pour assurer des performances saines du système. Par conséquent, les panneaux photovoltaïques nécessitent plusieurs opérations de maintenance afin d'atteindre les performances optimales du système et de prolonger leur durée de vie [34]. Comme tout système industriel, l'objectif est d'atteindre le maximum de production d'énergie avec un minimum de coûts de maintenance. Plusieurs recherches ont étudié les propriétés des modules PV dans des conditions inhabituelles et ont proposé un diagnostic de défauts relativement précis et intelligent et des solutions de détection basées sur des réseaux de neurones et des algorithmes de logique floue, etc. [8].

L'objectif de ce travail est le développement d'un algorithme intelligent de diagnostic de défauts basé sur le contrôleur par logique floue (FLC) pour les installations PV. La détection de défauts utilise initialement une estimation de courbe I/V simulée ainsi que des valeurs de sortie de courant et de tension du convertisseur et de la batterie. Un test standard permet de différencier les jeux de paramètres calculés en fonction des différentes conditions de fonctionnement. La méthode de diagnostic proposée permet de détecter et de classer chaque type spécifique de défaut et traite également le bruit et les perturbations. La modélisation et la procédure de diagnostic ont été développées sous l'environnement Matlab/Simulink.

III.2 Contrôleur flou

Les applications de la logique floue (FL) ont augmenté rapidement ces dernières années. Des applications de compréhension d'images telles que la détection de bords, l'extraction de caractéristiques, la classification et le regroupement ont utilisé les techniques FL. La capacité d'imiter l'esprit humain pour utiliser efficacement des modes de raisonnement approximatifs plutôt qu'exacts est posée par la logique floue. Les concepts FL tels que les ensembles flous et leurs propriétés, les opérateurs FL, les propositions floues et les systèmes basés sur des règles, les cartes floues et le moteur d'inférence, les techniques de défuzzification et la conception d'un système de décision FL seront abordés dans cette section.

III.2.1. Historique

L'intention des auteurs des premières publications en théorie des ensembles flous par Zadeh [1965] et Goguen [1967, 1969] est de généraliser la notion classique d'ensemble et de proposition [énoncé] pour aborder le flou au sens décrit. Selon Zadeh [1965], la notion d'ensemble flou permet de créer un cadre conceptuel pratique qui ressemble beaucoup au cadre utilisé pour les ensembles ordinaires, mais est plus large que ce dernier et peut potentiellement avoir un champ d'application beaucoup plus large, en particulier dans les domaines de la classification des modèles et du traitement de l'information. Un tel cadre fournit une manière naturelle de traiter les problèmes dans lesquels la source d'imprécision (cela ne signifie pas un manque de connaissances) est l'absence de critères bien définis d'appartenance à une classe plutôt que la présence de variables aléatoires.

La théorie des ensembles flous offre un cadre mathématique strict dans lequel des phénomènes conceptuels vagues peuvent être étudiés avec précision et rigueur. Il peut également être considéré comme un langage de modélisation approprié pour les situations où les relations, les critères et les phénomènes sont ambigus. Jusqu'à présent, le flou n'a pas été défini uniquement sémantiquement et ne le sera probablement jamais. Selon le domaine d'application et la méthode de mesure, cela signifiera différentes choses. Pendant ce temps, un grand nombre d'écrivains ont contribué à cette théorie. En 1984, il y avait au minimum 4000 publications et en 2000, il y en avait plus de 30000. Il est probable que la spécialisation de ces publications augmente, ce qui rend de plus en plus difficile pour les nouveaux venus dans ce domaine de trouver une bonne entrée et de comprendre et d'apprécier la philosophie, le formalisme et les applications potentielles de cette théorie. Au cours des deux dernières décennies, deux principaux axes ont guidé le développement de la théorie des ensembles flous :

1. En tant que théorie formelle qui avec le temps est devenue plus sophistiquée et spécifiée et a été élargie par des idées et des concepts originaux en généralisant des domaines mathématiques classiques tels que l'algèbre, la théorie des graphes, la topologie, etc.
2. En tant que "technologie floue" orientée application, c'est-à-dire en tant qu'outil de modélisation, de résolution de problèmes et d'exploration de données qui s'est avéré dans de nombreux cas supérieur aux méthodes existantes et en tant que "complément" attrayant aux approches classiques dans d'autres cas.

III.2.2. Domaines d'application

Il y a de nombreuses utilisations utiles déjà connues, voici quelques-unes : La communication homme-machine, la médecine, les transports, la robotique et le contrôle des machines, le traitement des données et l'intelligence artificielle (AI).

III.2.3. Concepts de bases de la logique floue

Lotfi Zadeh a inventé la "logique floue FL" en 1960. C'est une méthode de calcul qui utilise des variables linguistiques provenant du langage humain plutôt que des valeurs numériques.

La modélisation des systèmes est l'un des domaines les plus populaires dans lesquels cette théorie est utilisée. Mamdani a proposé le premier contrôleur à la logique floue en 1974, mais la commande à la logique floue a réellement commencé au Japon en début des années 1980 grâce aux travaux de TakagiSugeno et Tongin[109].

III.2.3.1. Ensemble flou

La fonction d'appartenance (x) définit un sous-ensemble A de B, qui peut prendre différentes valeurs allant de 0 à 1 en fonction du degré d'appartenance de l'élément x au sous-ensemble A[110].

$$(x) \in [0 \ 1] \quad (3.1)$$

III.2.3.2. Univers de discours

L'ensemble des valeurs réelles qui peuvent inclure la variable floue est représenté par cela. Les lettres majuscules U et W représentent généralement l'univers du discours en projetant ces valeurs linguistiques dans le monde du discours [111].

III.2.3.3. Variables et valeurs linguistiques

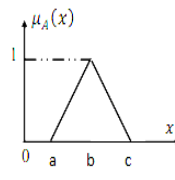
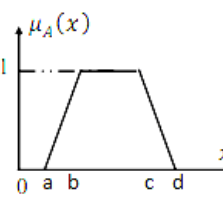
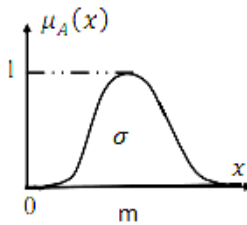
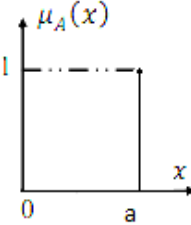
Un état dans un système (un contrôleur flou) à régler par une variable linguistique. Chaque valeur est un ensemble confus de l'univers de discours. Une variable linguistique est caractérisée par un nom, un ensemble et un univers de discours[112].

III.2.3.4. Fonction d'appartenance

Le sous-ensemble flou est caractérisé par la fonction d'appartenance notée $\mu_A(x)$ définie par $[0,1]$. Ce dernier est une relation entre la variable floue (le degré de vérité) et la grandeur d'entrée correspondante [113].

Les fonctions d'appartenance les plus utilisées sont : fonction triangulaire, fonction trapézoïdale, fonction gaussien et fonction singleton [114].

Tableau 3. 1: Fonctions d'appartenance de la logique floue

Fonction	Forme algébrique	Forme graphique
fonction triangulaire	$\mu_{A(x)} = \begin{cases} 0 & x < a \\ \frac{x-a}{b-a} & a \leq x < b \\ \frac{c-x}{c-b} & b \leq x \leq c \\ 0 & x > c \end{cases}$	
fonction trapézoïdale	$\mu_{A(x)} = \begin{cases} 0 & x < a \\ \frac{x-a}{b-a} & a \leq x < b \\ 1 & b \leq x < c \\ \frac{d-x}{d-c} & c \leq x \leq d \\ 0 & x > d \end{cases}$	
fonction gaussien	$\mu_{A(x)} = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-m}{\sigma}\right)^2}$	
fonction singleton	$\mu_{A(x)} = \begin{cases} 1 & x = a \\ 0 & x \neq a \end{cases}$	

III.2.3.5. Opérateurs de la logique floue

A, B sont des ensembles flous définies sur des univers de discours V, W, avec des fonctions d'appartenance μ_A et μ_B respectivement. On définit les opérateurs de la logique floue:[115]

La fonction d'appartenance d'union : $\mu_{A \cup B} = \text{Max}(\mu_A, \mu_B)$

La fonction d'appartenance de l'intersection : $\mu_{A \cap B} = \text{Min}(\mu_A, \mu_B)$

La fonction d'appartenance de complément A : $\mu_{\bar{A}} = 1 - \mu_A$

III.2.3.6. Règles linguistiques

Les systèmes de logique floue sont exprimés sous forme de grammaires de la forme si...alors. Chaque règle comporte deux parties:[112]

Règle :Six est A alors y est B

A : La première partie est la description de l'état du système

B : La deuxième partie exprime l'action que l'opérateur qui contrôle le système doit exécuter.

III.2.4. Structure d'un régulateur flou

Il existe trois modules pour un régulateur à logique floue :[113]

1. La fuzzification des entrées.
2. L'inférence floue.
3. La défuzzification des sorties.

L'architecture d'un contrôleur flou est donnée par le schéma suivant :

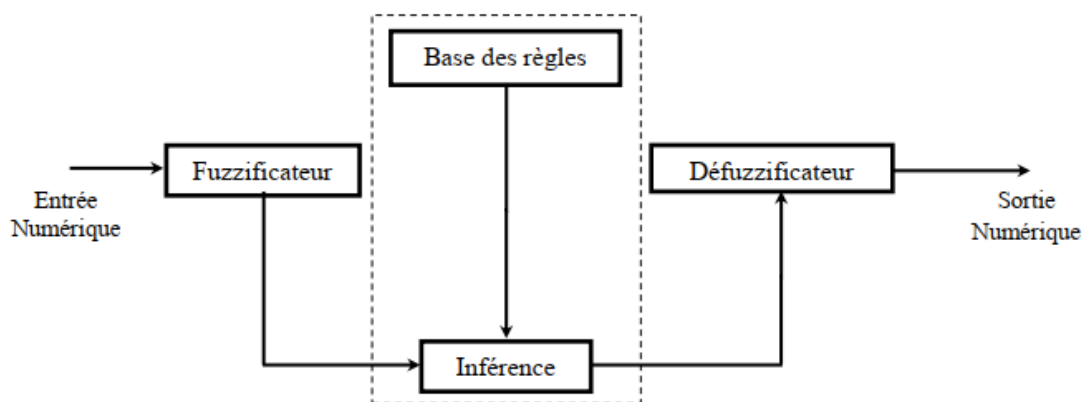


Figure 3. 1: Schéma synoptique d'un contrôleur flou

III.2.4.1. Fuzzification

La fuzzification est une transformation des grandeurs réelles vers variables linguistiques. Et chaque variable des ensembles est caractérisé par des termes linguistiques (les règles d'inférence). D'abord, les fonctions d'appartenance de toutes les variables doivent être définies. Ensuite, les grandeurs physiques (réelles) sont transformées en grandeurs linguistiques (floues). Enfin, l'échelle qui transfère la gamme des variables d'entrée aux univers de discours correspondants est représentée [116].

III.2.4.2. Base de règle

Toutes les informations sur le domaine d'application, ainsi que le résultat de contrôle prévu, sont incluses dans ce bloc. Il permet de spécifier le signal de sortie du contrôleur flou et exprime la relation entre les variables d'entrée converties en variables linguistiques et les variables de sortie également converties en variables linguistiques. En conséquence, il se compose d'un ensemble de règles connues sous le nom de "si... alors...". Les règles floues peuvent être présentées de la manière suivante : [111]

•Modèle de Mamdani

$$R^i : \text{Si } x_1 \text{ est } F_1^i \text{ et } x_2 \text{ est } F_2^i \text{ et ... } x_n \text{ est } F_n^i \text{ Alors } y_j \text{ est } G_j$$

•Modèle de Takagi Sugeno :

$$R^i : \text{Si } x_1 \text{ est } F_1^i \text{ et } x_2 \text{ est } F_2^i \text{ et ... } x_n \text{ est } F_n^i \text{ Alors } y_i = a_0^i + a_1^i x_1 + \dots + a_n^i x_n$$

Où :

$i=1 \dots m$. avec m est le nombre total de règles.

(F_1, F_2, \dots, F_n) : sont les ensembles flous (valeurs linguistiques).

(x_1, x_2, \dots, x_n) : sont les entrées.

$(a_0^i, a_1^i, \dots, a_n^i)$: sont les paramètres ajustables des conséquences de la règle R^i .

Les règles d'inférence peuvent être écrites dans une matrice appelée matrice d'inférence, qui est généralement antisymétrique.

III.2.4.3. Mécanisme d'inférence flou

L'inférence floue de prise de décision est le cœur du contrôleur flou, qui possède la capacité de simuler les décisions humaines et de déduire des actions de commande floues à l'aide de l'implication floue et des règles d'inférence de la logique floue. Elle crée et détermine les variables floues de sortie en utilisant les variables floues transformées par la fuzzification et les règles d'inférence en se basant sur des opérations floues appliquées aux fonctions d'appartenance.

Comme il existe de nombreuses façons d'exécuter les opérateurs ambigus liés aux fonctions d'appartenance. Il y a l'idée d'un mécanisme ou d'une méthode d'inférence, qui repose sur les relations utilisées pour effectuer les différents opérateurs d'inférence, ce qui permet un traitement numérique de cette inférence [111].

En général, l'une des trois méthodes suivantes est utilisée la méthode d'inférence Max-Min (Méthode de Mamdani), la méthode d'inférence Max-Produit (Méthode de Larsen) et la méthode d'inférence Somme-Produit sont toutes des méthodes d'inférence.

III.2.4.4. Défuzzification

La défuzzification, une interface linguistique-numérique, est la dernière étape pour avoir un système opérationnel flou. Dans la seconde étape, des variables linguistiques ont été créées pour générer une collection de commandes. La défuzzification est utilisée pour combiner ces commandes et convertir les paramètres produits en données numériques. La défuzzification est effectuée en deux étapes [111].

Le concepteur du système doit d'abord utiliser un opérateur de logique floue pour fusionner les variables linguistiques communes.

Un opérateur peut être utilisé pour combiner les valeurs de la variable linguistique si plusieurs règles d'inférence produisent plusieurs valeurs de la même variable. En utilisant l'opérateur de maximalité, cet opérateur sera généralement le OU logique.

Ensuite, nous pouvons commencer à travailler sur la partie délicate de la défuzzification. La défuzzification d'une donnée implique de déterminer la meilleure valeur quantitative en fonction des fonctions d'appartenance des variables linguistiques qui caractérisent une seule et même donnée [117].

La plus utilisée en méthodes de défuzzification est la méthode du centre de gravité.

$$\bar{y} = \frac{\sum_{i=1}^{N_c} \mu_{ci}(y) \cdot \omega_i}{\sum_{i=1}^{N_c} \mu_{ci}(y)} \quad (3.2)$$

Où \bar{y} est la valeur numérique de sortie.

N_c est le nombre de valeur linguistique de conséquence.

ω_i sont les sommets des ensembles flous de conséquence.

μ est la valeur d'appartenance.

III.2.5. Avantages et inconvénients du régulateur flou

Il existe de nombreux avantages et inconvénients du réglage par logique floue :

La capacité d'utiliser les connaissances linguistiques de l'opérateur de processus, la capacité de maîtriser un comportement complexe (fortement non linéaire et difficile à modéliser), la possibilité d'utiliser des processeurs dédiés à des processus rapides et la disponibilité de systèmes de développement efficaces pour microprocesseurs ou PC (solution logicielle).

Considérations négatives :

Manque de directives précises pour la conception d'un réglage, choix des grandeurs à mesurer, détermination de la fuzzification, des inférences et de la défuzzification, approche artisanale et non systématique (application difficile des connaissances de l'opérateur).

III.3. Diagnostic d'un système PV à base de la logique floue

Le but est de créer un algorithme intelligent de diagnostic de défauts pour les installations photovoltaïques basé sur la commande par logique floue (FLC). La détection des défauts utilise d'abord l'estimation de la courbe I-V et les signaux de courant et de tension du système photovoltaïque. Chaque type particulier de défaut peut être détecté et classé à l'aide de la méthode de diagnostic proposée et Matlab/Simulink a développé des méthodes de modélisation et de diagnostic. Nous expliquerons cette méthode en détail et un article a été publié à ce sujet [118].

III.3.1. Modélisation du système PV choisi

Les cellules PV ont une relation complexe entre leur environnement de travail et l'énergie qu'elles produisent. Afin d'adapter la puissance générée à la charge, il est nécessaire d'installer un convertisseur DC-DC statique comme étage intermédiaire entre le générateur PV et la

charge. Cette étape est généralement contrôlée par un Maximum Power Point Tracker (MPPT) qui fait fonctionner le système en permanence à sa puissance maximale [119]. L'architecture typique d'une installation photovoltaïque est illustrée à la Figure 3.2.

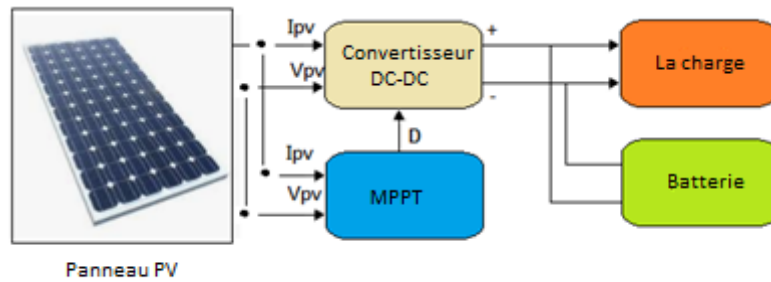


Figure 3. 2: Installation photovoltaïque typique

III.3.1.1. Modélisation de la cellule PV

Le circuit électrique équivalent d'une cellule photovoltaïque peut être modélisé. Le modèle le plus courant est le modèle à une diode, également appelé modèle à cinq paramètres. Ce modèle représente les pertes de puissance en utilisant une source de courant I_{ph} , une diode, une résistance shunt R_{sh} et une résistance série R_s [120]. La Figure 3.3 présente un circuit équivalent pour ce modèle.

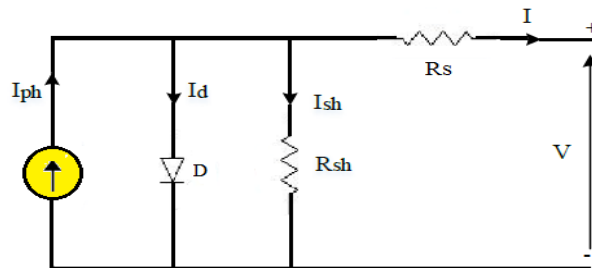


Figure 3. 3: Modèle de cellule PV à une diode

La représentation mathématique du circuit électrique à une diode est donnée par les équations suivantes

$$I = I_{ph} - I_0 \cdot \left[\exp \left(\frac{q \cdot (V + I \cdot R_s)}{n \cdot K \cdot N_s \cdot T} \right) - 1 \right] - I_{sh}, \quad (3.3)$$

$$I_{ph} = I_{sc} + K_i \cdot (T - 298) \cdot \frac{G}{1000}, \quad (3.4)$$

$$I_0 = I_{rs} \cdot \left(\frac{T}{T_n} \right)^3 \cdot \exp \left[\frac{q \cdot E_{g0} \cdot \left(\frac{1}{T_n} - \frac{1}{T} \right)}{n \cdot K} \right], \quad (3.5)$$

$$I_{rs} = \frac{I_{sc}}{\exp \left(\frac{q \cdot V_{oc}}{n \cdot N_s \cdot K \cdot T} \right) - 1}, \quad (3.6)$$

où I_{ph} et I_{SC} sont respectivement le photo-courant et le courant de court-circuit, $K_i = 0,0032$ est le courant de court-circuit de la cellule à 25°C, T est la température de fonctionnement, $T_n = 298^\circ\text{K}$ représente la température normale, G est l'irradiation solaire en W/m^2 , $q = 1,6 \cdot 10^{-19}\text{C}$: est la charge de l'électron, V_{oc} est la tension à vide, $n=1.3$ représente le facteur d'idéalité de la diode, K est la constante de Boltzmann ($\text{J}/^\circ\text{K}$), $E_{g0} = 1,1\text{eV}$ est l'énergie de bande interdite du semi-conducteur, N_s est le nombre de cellules connectées en série, N_p est le nombre de cellules connectées en parallèle, R_s et R_p sont respectivement les résistances série et parallèle.

III.3.1.2. Caractéristiques des modules photovoltaïques.

Le système étudié dédié à ce travail est simulé sous un environnement Matlab/Simulink. Il est composé de 8 modules PV (2 strings). Chaque module produit une puissance maximale de 200W à 26,4V. Les caractéristiques électriques de chaque module PV dans des conditions de test standard sont présentées dans le Tableau 3.2. Le système est également composé d'un convertisseur élévateur DC-DC équipé d'un MPPT de perturbation et d'observation (P&O). La simulation est faite pour une irradiation constante de $1000\text{W}/\text{m}^2$ et une température constante de 25°C. Le schéma synoptique Simulink est représenté sur la Figure 3.4. Les courbes I/V et P/V simulées sont représentées sur la Figure 3.5.

Tableau 3. 2: Caractéristiques électriques du module PV simulé

Paramètres	Valeurs
Puissance nominale (p_{mp})	200W
Tension à la puissance maximal (V_{mp})	26.4V
Courant à la puissance maximal (I_{mp})	7.58A
Tension en circuit ouvert (V_{oc})	32.9V
Tension de court-circuit (I_{sc})	8.21A
Nombre total de cellules en série (N_s)	54
Nombre total de cellules en parallèle (N_p)	1

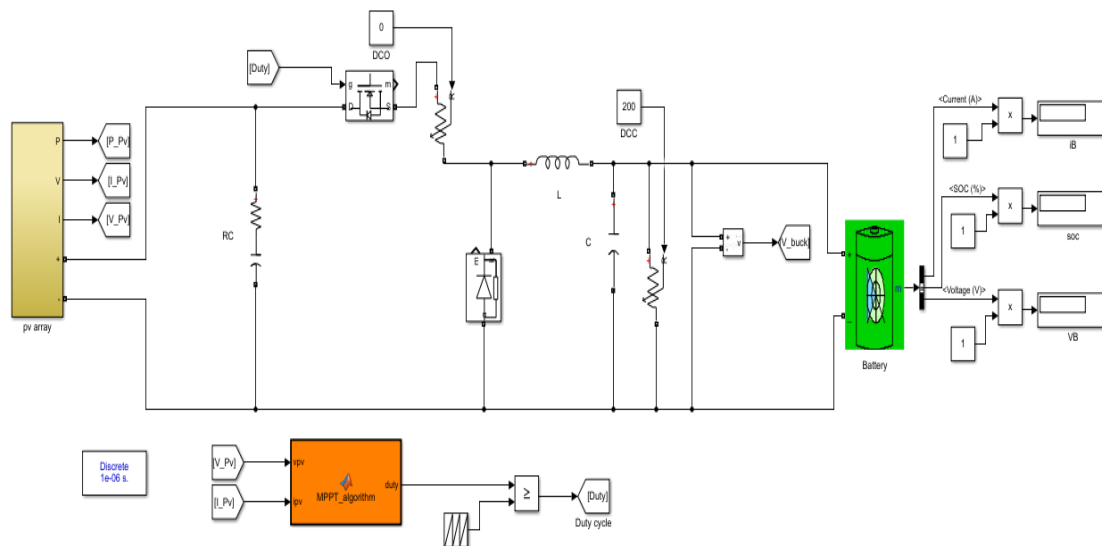


Figure 3. 4: Système PV de simulation Simulink

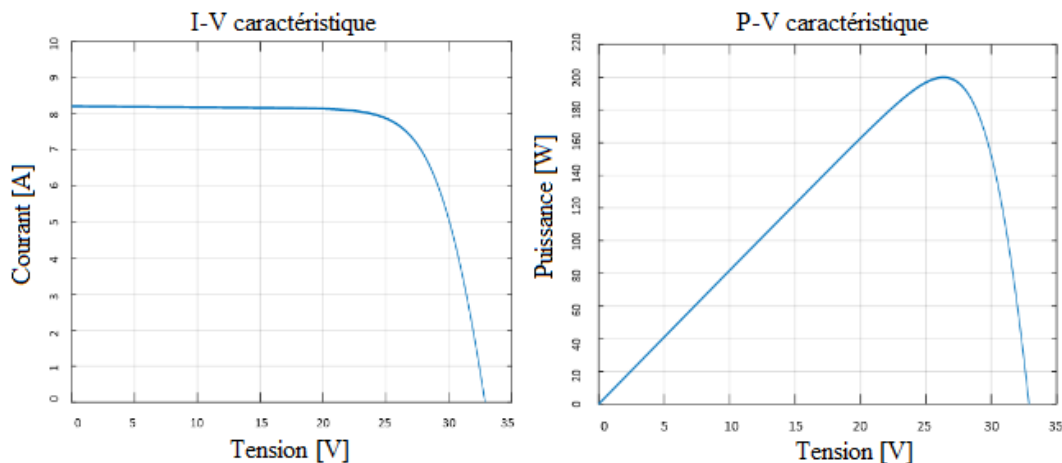


Figure 3. 5: Caractéristiques I/V et P/V

III.3.2. Défauts sélectionnés pour le diagnostic du système photovoltaïque

Les défauts des systèmes photovoltaïques peuvent être temporaires ou permanents. Les défauts temporaires sont souvent causés par des effets environnementaux tels que l'ombrage et la salissure. Les défauts permanents sont généralement liés aux défaillances des modules PV tels que le délaminage, les bulles, le jaunissement, les rayures et les cellules brûlées [93]. Ils peuvent être éliminés en réparant ou en remplaçant les modules défectueux. Les panneaux photovoltaïques sont également sensibles à de nombreux défauts graves qui peuvent être causés par de courts-circuits. De plus, d'autres facteurs peuvent entraîner des pertes de production telles que des pannes de MPPT, des pertes de câblage, des équipements défectueux, etc. Cependant, les défauts du système PV peuvent être classés en fonction du composant défectueux, tels que les défauts de module, les défauts de chaîne ou les défauts du réseau électrique [121], [122]. Les défauts les plus courants des systèmes PV sont décrits dans le Tableau 3.3.

Tableau 3. 3: Défaits survenant dans le système PV examiné

Composants	Défauts	Codes des défauts
Panneau photovoltaïque	Moins de 50 % d'ombrage total	F01
	Moins de 50 % d'ombrage partiel	F02
	Plus de 50 % d'ombrage total	F03
	Plus de 50 % d'ombrage partiel	F04
	Augmentation de la température	F05
	Résistances série	F06
	Résistances shunt	F07
	Défauts d'interconnexion	F08
Convertisseur DC-DC	Circuit ouvert	F09
	Court-circuit	F10
	Défaillance du contrôleur MP	F11
Batterie	Défaillance de charge	F12

III.3.2.1. Défaits du générateur PV

Les défauts du générateur photovoltaïque peuvent être divisés en plusieurs groupes en fonction de leur type où il y a une défaillance du panneau photovoltaïque, des câbles ou une défaillance de facteurs externes [5]. Ce travail se concentre uniquement sur les défauts liés au panneau PV. Dans cette étape on peut parler de motifs d'ombrage qu'ils soient totaux (F01, F03) ou partiels (F02, F04) ou de défauts liés à la température (F05). D'autre part, la dégradation de la puissance PV peut être causée par l'augmentation de la résistance entre les unités qui peut être causée par la corrosion, la vapeur d'eau ou d'autres facteurs connexes (F06, F07). De plus, des défauts d'interconnexion (F08) tels qu'un court-circuit se produisent en raison d'une mauvaise isolation du câble ou de dommages mécaniques. Différents types de défauts de générateur photovoltaïque sont illustrés à la Figure 3.6. L'effet de chaque type de défaut décrit sur la courbe de puissance générée par rapport aux conditions de travail idéales est illustré aux Figure 3.7 et Figure 3.8.

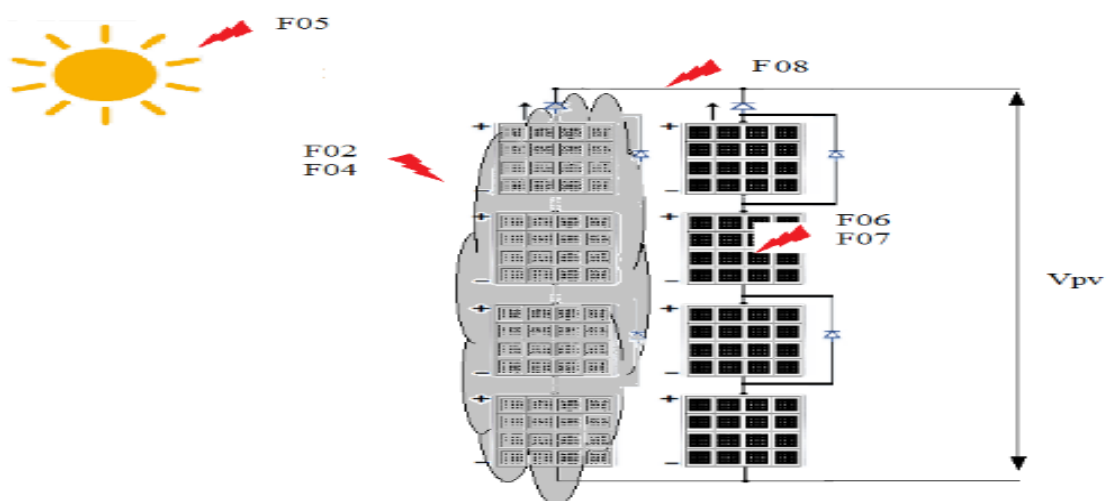


Figure 3. 6 : Défaits du panneau photovoltaïque

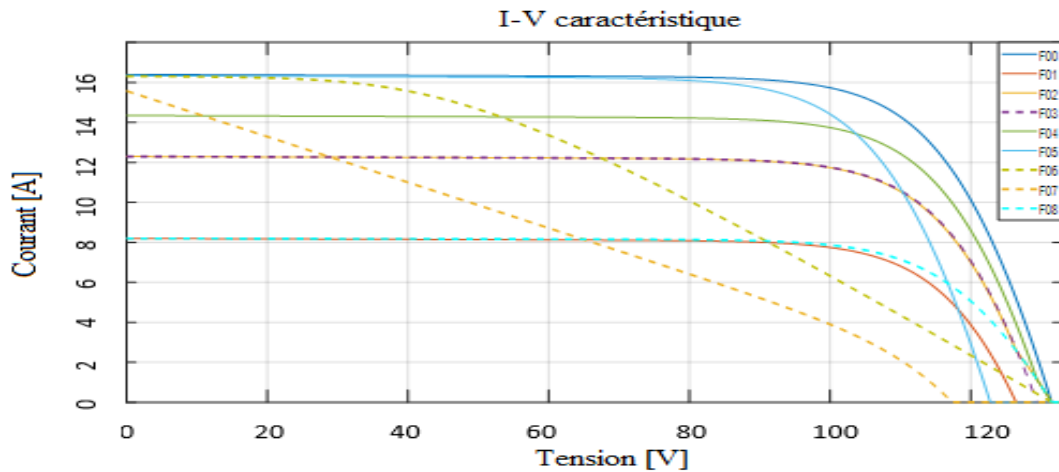


Figure 3. 7: Caractéristique I/V des défauts PV

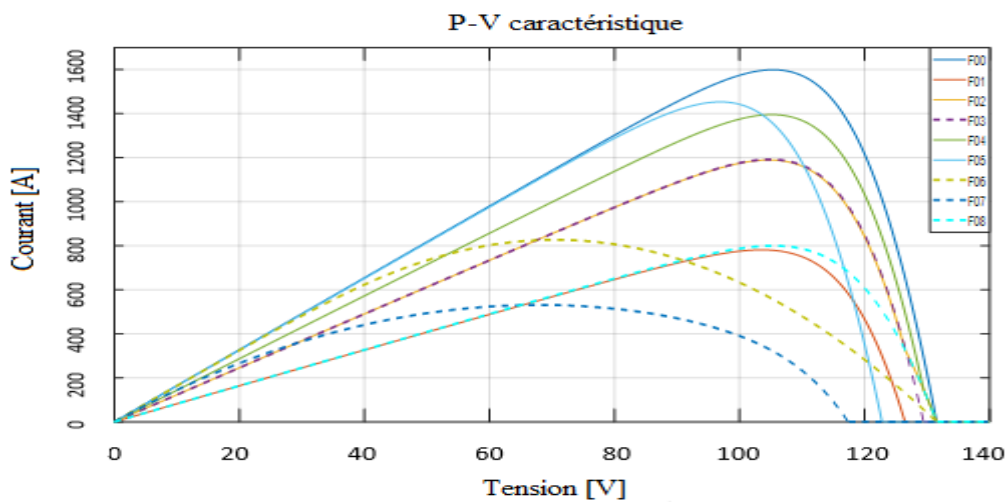


Figure 3. 8: Caractéristique P/V des défauts PV

III.3.2.2. Défauts du convertisseur DC-DC.

Les systèmes photovoltaïques utilisent des convertisseurs DC-DC pour charger les batteries et alimenter les charges DC [123]. Les convertisseurs à découpage coupent la tension d'entrée et contrôlent le flux de courant moyen en modifiant le cycle de rapport, tandis que les convertisseurs DC/DC linéaires maintiennent le flux de courant continu de leur entrée vers la charge. Les défauts de déconnexion dans les circuits du convertisseur sont appelés défauts de circuit ouvert (F09). Le diagnostic peut être réalisé en inspectant les indicateurs de tension et de courant. Les défauts de court-circuit (F10), qui sont similaires aux défauts de circuit ouvert, peuvent également se produire dans divers types de convertisseurs. De plus, des défauts système tels qu'un défaut de commande (F11) peut être causés par les différents types de MPPT [124] utilisés pour contrôler le convertisseur. La figure 3.9 montre les différents types de défauts liés à un convertisseur Buck et comment ils affectent la tension de sortie. La figure 3.10 montre comment ces différents types affectent la tension de sortie.

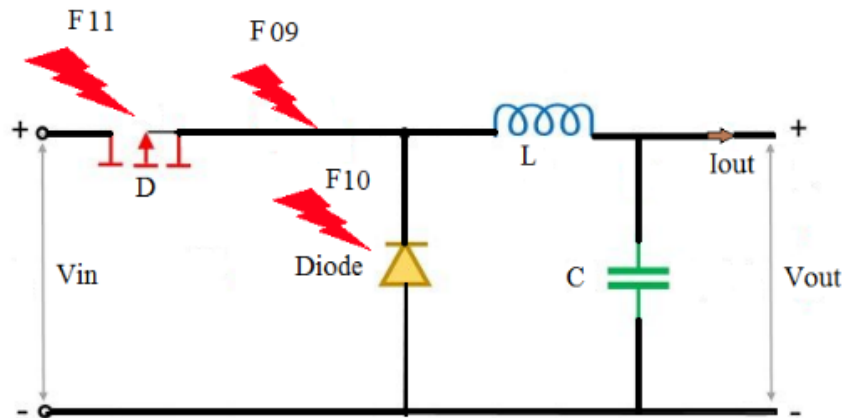


Figure 3. 9: Défauts du convertisseur Buck

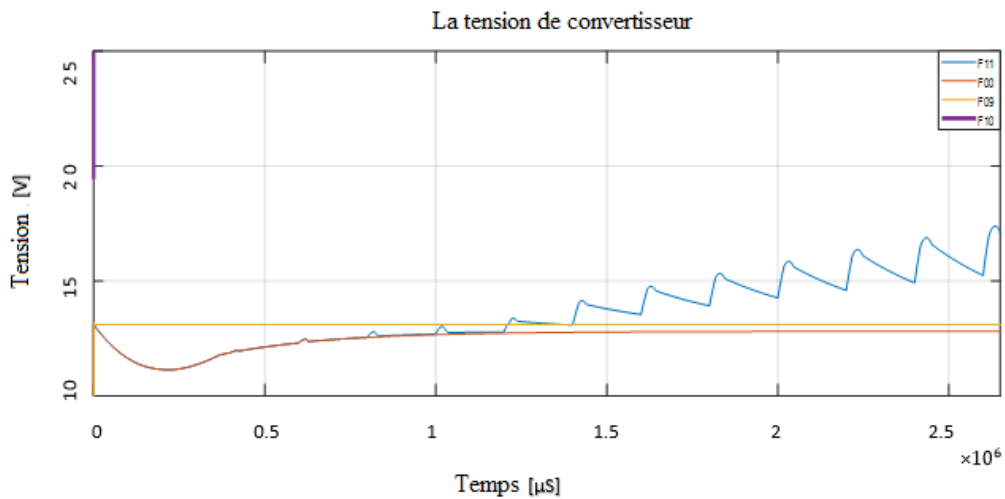


Figure 3. 10: Impact des défauts sur la sortie du convertisseur Buck

III.3.2.3. Défauts de batterie

Lorsque la production PV dépasse la consommation, l'excédent d'énergie est stocké dans des batteries. L'énergie stockée est ensuite utilisée lorsque le taux de consommation dépasse la production. Ces batteries sont sujettes à des pannes telles qu'une panne de charge (F12) qui seront abordées dans ce travail. L'effet d'un défaut de charge de la batterie par rapport aux conditions normales est illustré à la Figure 3.11.

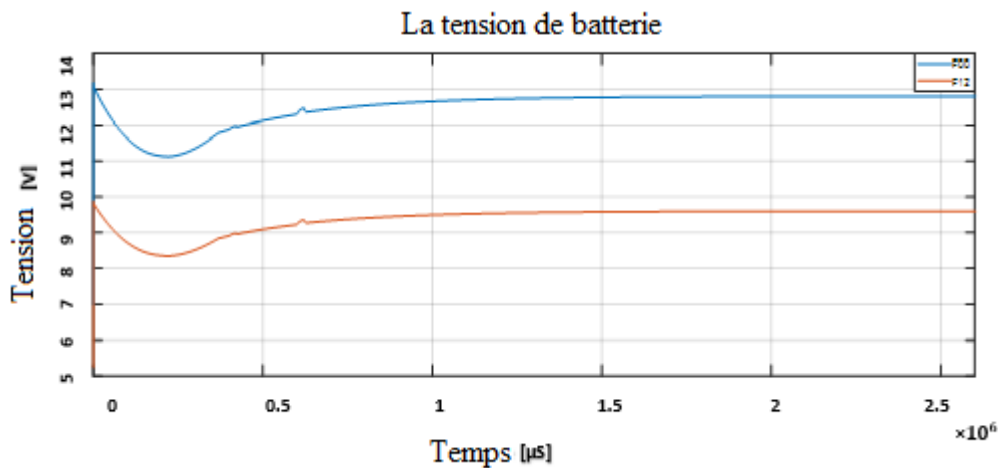


Figure 3. 11: Tension de la batterie avec défaut de charge

III.3.3. Diagnostic flou pour le système PV

L'approche de la logique floue simule la façon dont une personne prend des décisions pour contrôler le problème plus rapidement. Cette logique aide à réduire la complexité en permettant aux informations d'être utilisées de manière significative. Son implémentation peut être logicielle, matérielle ou une combinaison des deux. En général, le mode opératoire d'un système flou s'accomplit en trois étapes [125]. La première étape est la fuzzification, qui est la transformation de variables en variables floues qui sont aussi appelées variables floues linguistiques. La deuxième étape est appelée inférence floue. C'est la construction de règles et de résultats basés sur des variables linguistiques, en utilisant l'instruction SI-ALORS. La dernière étape est la phase de défuzzification, qui est le passage d'un résultat linguistique à un résultat numérique.

L'une des techniques d'intelligence artificielle modernes utilisées pour diagnostiquer les défauts des systèmes PV est la commande par logique floue (FLC). La première étape consiste à spécifier les valeurs d'entrée et de sortie requises (données nettes) ainsi que leurs plages. Ensuite, il faut convertir les données nettes en valeurs d'appartenance. Les valeurs d'appartenance de sortie sont ensuite synthétisées à l'aide de règles floues étendues. Enfin, les valeurs de sortie d'appartenance sont converties en valeurs de sortie appropriées.

III.3.3.1 La structure du classificateur de logique floue suggéré (selon le modèle Takagi-Sugeno)

Ce travail présente une nouvelle technique intelligente basée sur la logique floue de type Takagi-Sugeno pour trouver et diagnostiquer les défauts du générateur PV ou du convertisseur Buck et de la batterie. Cette méthode est choisie car elle est capable de traiter des données imprécises. Pour améliorer la détection, il suffit d'ajuster les entrées et les sorties du système et d'utiliser les règles floues [126]. La méthode suggérée est résumée dans le bloc schématique présenté à la Figure 3.12.

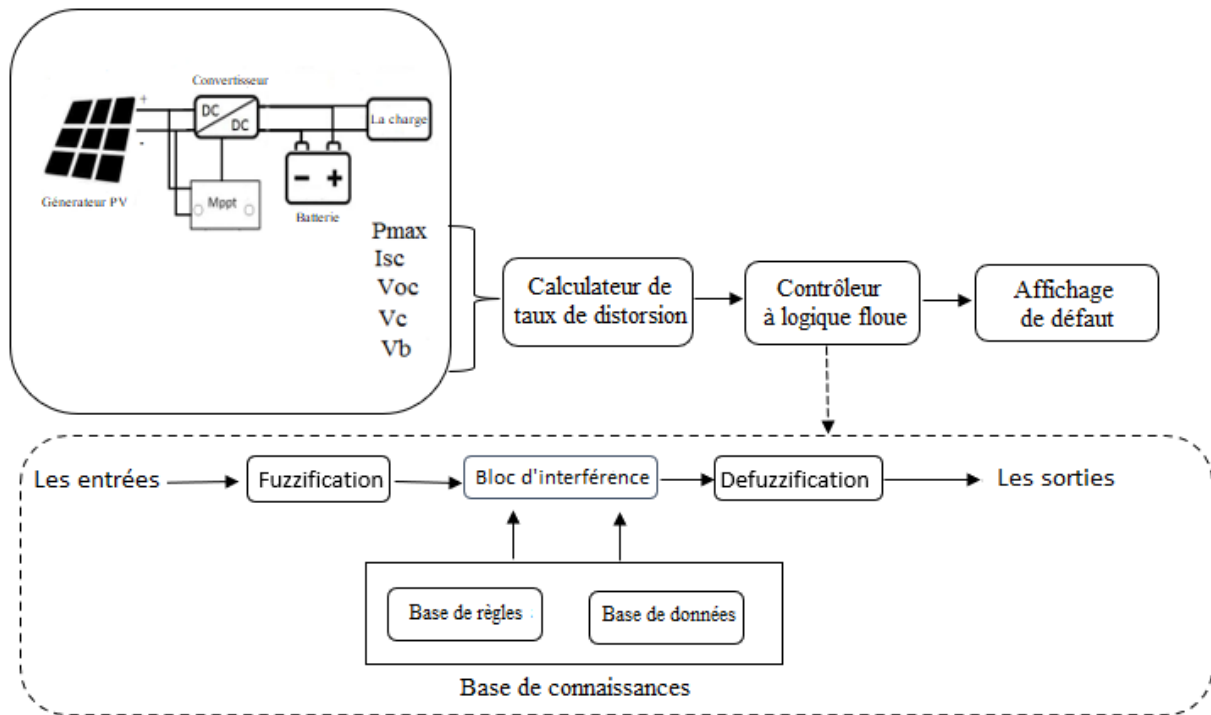


Figure 3. 12: Structure générale d'un système flou

La technique de diagnostic de défaut utilisée est basée sur des valeurs de référence F00 (pas de défaut) et des valeurs de défaut simulées. Tous les cas sont discutés et détectés. L'analyse des principales caractéristiques I-V et P-V du générateur photovoltaïque est essentielle pour trouver les défauts dans lesquels les valeurs de tension de circuit ouvert (Voc), de tension de court-circuit (Isc) et de puissance maximale (Pmax) ont été identifiés pour détecter différents types de défauts. D'autre part, la tension de sortie du convertisseur (Vc) et la tension de sortie de la batterie (Vb) ont été utilisées pour déterminer la région où les défauts se sont produits dans le convertisseur et la tension de sortie de la batterie. Ensuite, le taux de distorsion de toutes les valeurs est calculé par l'équation suivante :

$$I_i = 1 - \frac{val_{cal}}{val_{ref}} \quad (3.7)$$

Où val_{cal} est la valeur calculée et val_{ref} est la valeur de référence. Le résultat du taux de distorsion doit être compris entre 0 et 1 et il est utilisé dans FLC.

III.3.3.2. L'organigramme de la méthode proposée (CLF).

L'algorithme FLC est basé sur la comparaison de cinq paramètres (Pmax, Voc, Isc, Vc, Vb) avec ses valeurs de référence. Les valeurs de référence des paramètres mentionnés de chaque cas défectueux sont illustrées dans le Tableau 3.4. Chaque région de valeurs représente un cas de défaillance qui pourrait se produire dans le système PV. Dans le cas d'un paramètre erroné, l'algorithme a tendance à envoyer une alarme. Lors de l'augmentation des installations photovoltaïques, il suffit d'augmenter le nombre de capteurs pour pouvoir surveiller tous les signaux des panneaux. L'organigramme de l'algorithme de logique floue (FL) proposé est illustré à la figure 3.13.

Tableau 3. 4: Valeurs de référence de FLC pour chaque cas defectueux

Défaut	Pmax [W]	Isc [A]	Voc [V]	Vc [V]	Vb [V]
F00	1599	16.4	132	21.65	12.8
F01	780.8	8.199	126.5	26.15	12.8
F02	1189	12.3	132	21.67	12.8
F03	1192	12.3	129	21.66	12.8
F04	1395	14.35	132	21.65	12.8
F05	1453	16.33	123.2	21.9	12.8
F06	826.5	16.32	132	22.63	12.8
F07	530.6	15.58	117	26.15	12.8
F08	799.5	8.199	132	21.65	12.8
F09	1599	16.4	132	12.8	12.8
F10	0.9728	16.4	132	Infini	Indéfini
F11	1599	16.4	132	17.2	12.8
F12	1599	16.4	132	12.8	9.7

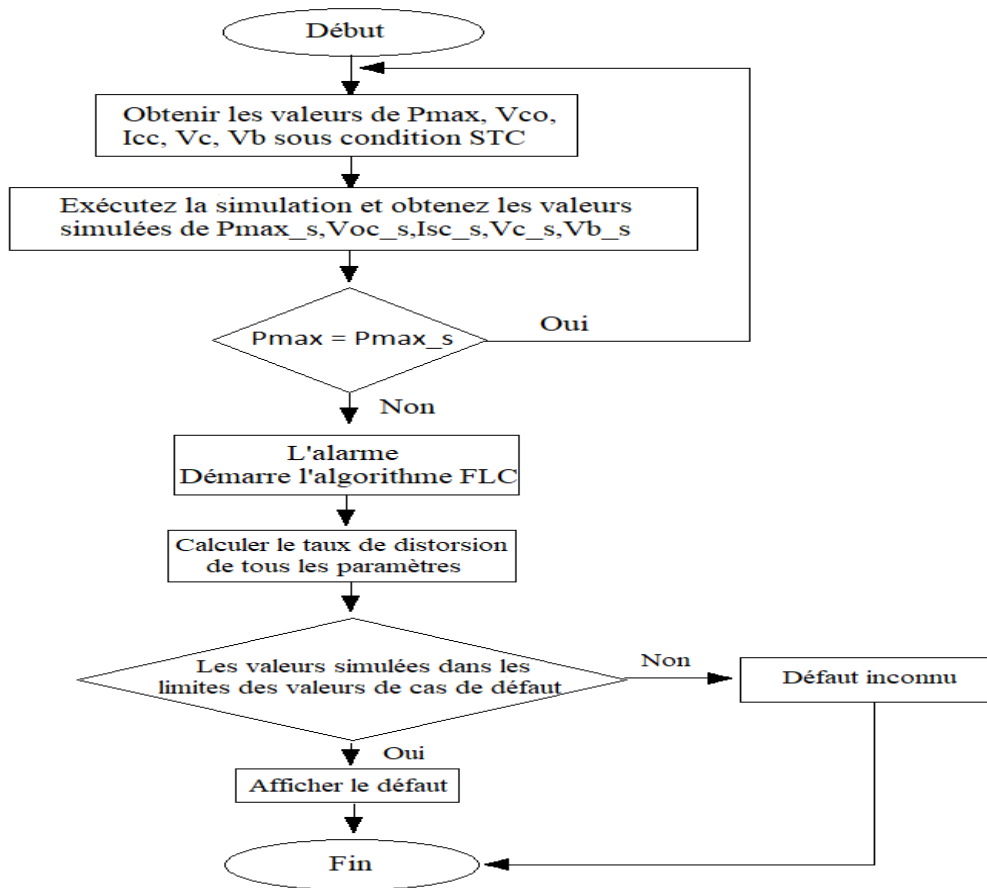


Figure 3. 13: Organigramme de la méthode proposée de détection et de diagnostic des défauts FLC

Chaque fonction d'appartenance est calculée sur la base des valeurs du Tableau 3.5 avec les valeurs I_i calculées. Les fonctions d'appartenance dépendent du calcul mathématique du système PV examiné. Le système de logique floue est basé sur l'instruction SI-ALORS. Le schéma du FLC proposé pour la détection des défauts est illustré à la figure 3.14.

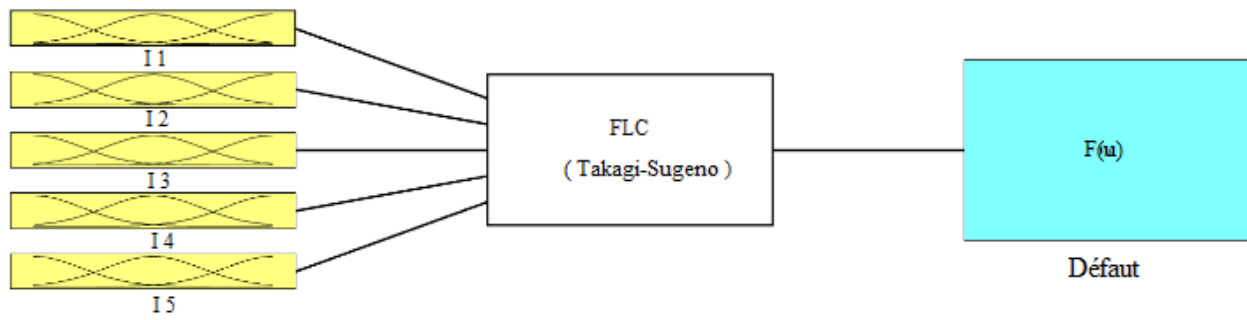


Figure 3. 14: Système proposé FLC Takagi-Sugeno à 5 entrées et sortie unique

Tableau 3. 5: Taux de distorsion de tous les paramétriques pour chaque cas défectueux

Défaut	Taux de distorsion de				
	Pmax	Isc	Voc	Vc	Vb
F00	0	0	0	0	0
F01	0.511694809	0.500060976	0.041666667	-0.207852194	0
F02	0.256410256	0.25	0	-0.000923788	0
F03	0.254534084	0.25	0.022727273	-0.000461894	0
F04	0.127579737	0.125	0	0	0
F05	0.091307067	0.004268293	0.066666667	-0.011547344	0
F06	0.483114447	0.004878049	0	-0.045265589	0
F07	0.668167605	0.05	0.113636364	-0.207852194	0
F08	0.5	0.500060976	0	0	0
F09	0	0	0	0.408775982	0
F10	0.99939162	0	0	-INFINI	INDIFINI
F11	0	0	0	0.205542725	0
F12	0	0	0	0.408775982	0.2421875

Si le taux de distorsion de Pmax est inférieur à 0,3, nous le considérons comme Small

Si le taux de distorsion de Pmax est supérieur à 0,6, alors nous le considérons comme Big

Si le taux de distorsion de Pmax est compris entre 0,3 et 0,6, alors nous le considérons comme Middle

Nous traduisons maintenant ce langage humain en logique floue.

Fuzzification (taux de distorsion de Pmax, Small) = $\mu_{small}(Pmax)$

Fuzzification (taux de distorsion de Pmax, Middle) = $\mu_{middle}(Pmax)$

Fuzzification (taux de distorsion de Pmax, Big) = $\mu_{big}(Pmax)$

Ainsi, par exemple :

Si taux de distorsion de Pmax = 0,127579737 ; alors :

Fuzzification (taux de distorsion de Pmax, Small) = $\mu_{small}(Pmax) = 1$

Fuzzification (taux de distorsion de Pmax, Middle) = $\mu_{middle}(Pmax) = 0$

Fuzzification (taux de distorsion de Pmax, Big) = $\mu_{big}(Pmax) = 0$

Si taux de distorsion de Pmax = 0,668167605 ; alors :

Fuzzification (taux de distorsion de Pmax, Small) = $\mu_{small}(Pmax)=0$
 Fuzzification (taux de distorsion de Pmax, Middle) = $\mu_{middle}(Pmax)=0.5$
 Fuzzification (taux de distorsion de Pmax, Big) = $\mu_{big}(Pmax)=0.5$

Si taux de distorsion de Pmax= 0,99939162 ; alors :

Fuzzification (taux de distorsion de Pmax, Small) = $\mu_{small}(Pmax)=0$
 Fuzzification (taux de distorsion de Pmax, Middle) = $\mu_{middle}(Pmax)=0$
 Fuzzification (taux de distorsion de Pmax, Big) = $\mu_{big}(Pmax)=1$

Les fonctions d'appartenance dans cette étude sont présentées à la Figure 3.15.

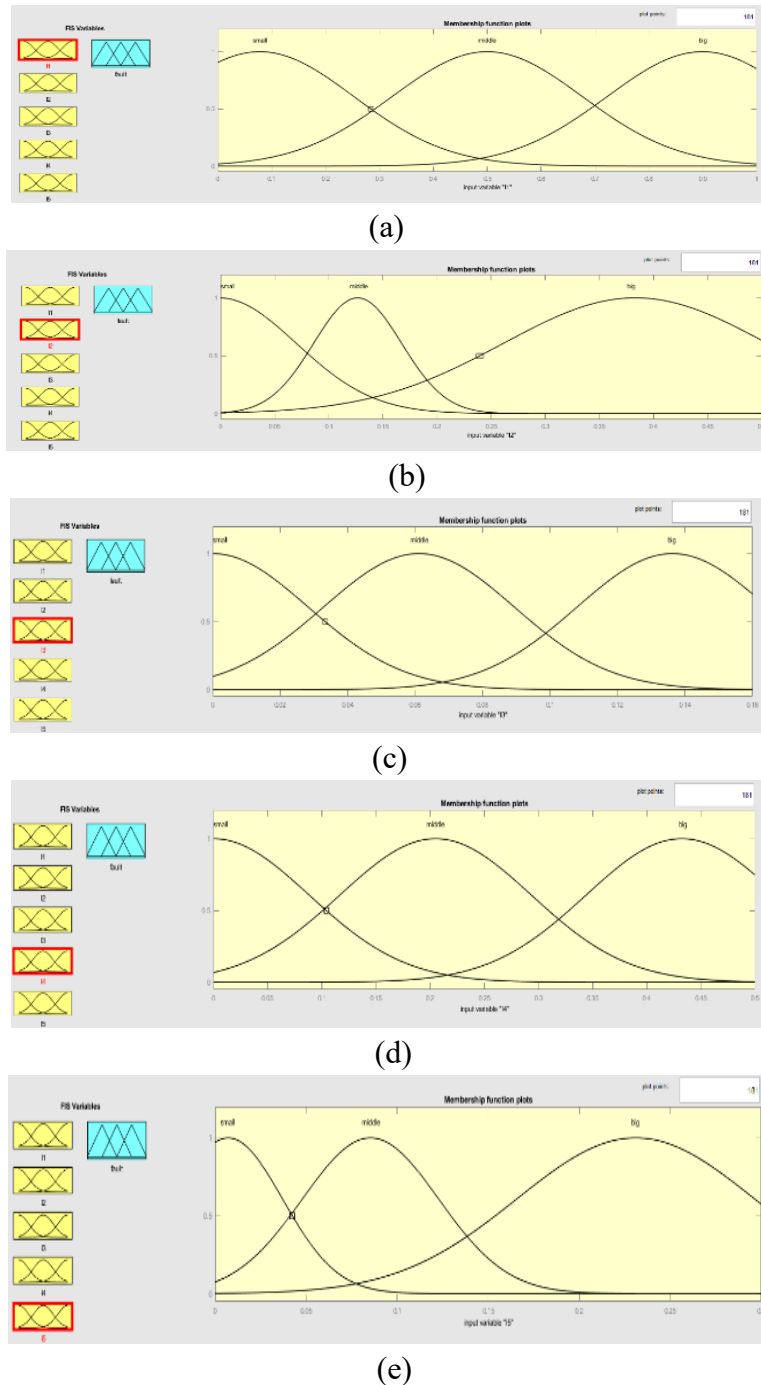


Figure 3. 15: Entrées du système de logique floue : a) I1 (Pmax), b) I2 (Isc), c) I3 (Voc), d) I4 (Vc), e) I5(Vb)

Après que les variables floues et les fonctions d'appartenance ont été définies. L'étape suivante consiste à définir l'inférence logique Si-Alors. Par exemple, si le taux de distorsion de Pmax est Middle, le taux de distorsion d'Isc est Big, le taux de distorsion de Voc est Middle, le taux de distorsion de Vc est Small et le taux de distorsion de Vb est Small, alors le défaut est F01 (Moins de 50 % d'ombrage total).

Pour traduire cette logique en logique floue et la résumer dans le Tableau 3.6:

Tableau 3. 6: Logique floue de tous les paramètres pour chaque cas défectueux

Défaut	Taux de distorsion de				
	Pmax	Isc	Voc	Vc	Vb
F00	small	small	small	small	small
F01	middle	big	middle	small	small
F02	small	big	small	small	small
F03	small	big	middle	small	small
F04	small	middle	small	small	small
F05	small	small	middle	small	small
F06	middle	small	small	small	small
F07	big	small	big	small	small
F08	middle	big	small	small	small
F09	small	small	small	big	small
F10	big	small	small	small	middle
F11	small	small	small	middle	small
F12	small	small	small	big	big

Pour un système flou dont le produit final doit être fragile, l'étape est nécessaire pour transformer le résultat global ambigu en un fragile.

Cette étape est appelée défuzzification. Utilisez la méthode de défuzzification moyenne du maximum (MoM : the Mean of Maximum) pour les applications de reconnaissance de formes.

Cette méthode de défuzzification calcule le résultat le plus logique. Au lieu de calculer les scores d'appartenance moyens pour les termes linguistiques résultants, la méthode de défuzzification MoM détermine la valeur typique du terme linguistique résultant le plus correct.

III.3.4. Résultats et discussion

Les résultats obtenus à partir de l'algorithme FLC proposé sont respectivement illustrés sur laFigure3.15 et la Figure 3.16.

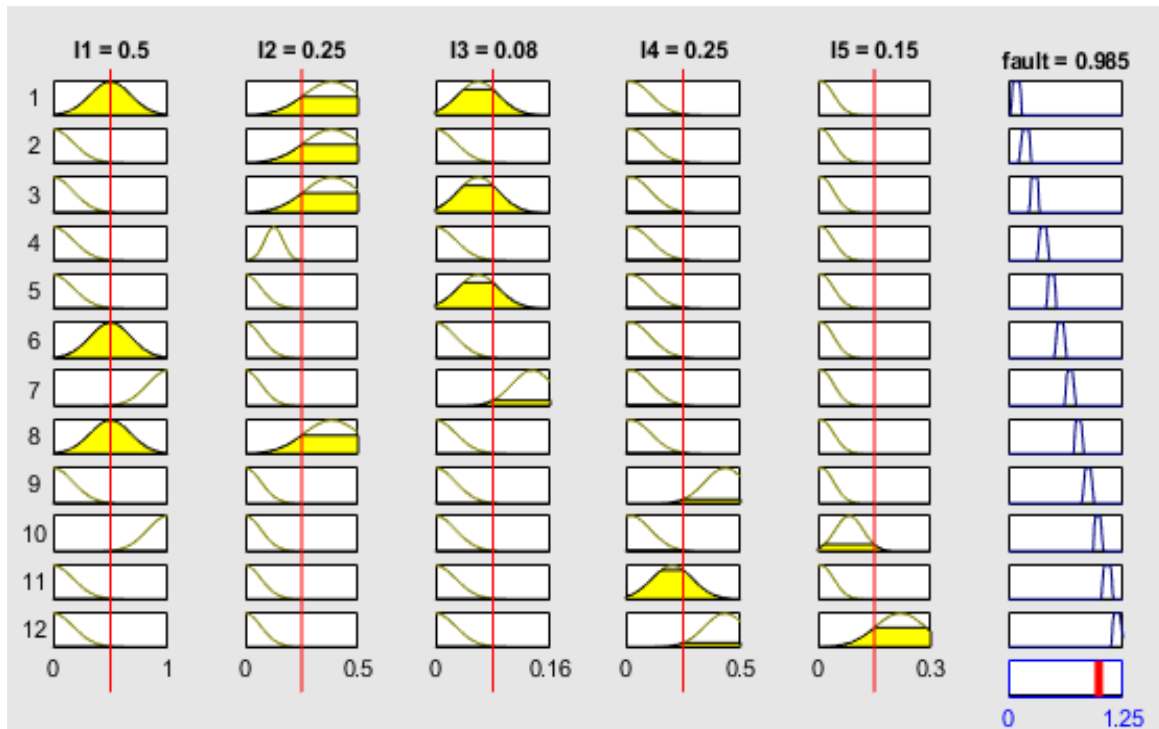


Figure 3. 16: Visualisateur de règles du système de logique floue

La figure 3.15 (de (a) à (e)) montre 3 fonctions d'appartenance gaussiennes (MF) pour chaque variable d'entrée, et douze bases inférées qui peuvent être généralisées de manière satisfaisante par le produit de la condition de défauts.

La Figure 3.16 montre un ensemble de 12 règles pour différents états de défauts. Les cinq premières colonnes sont les variables d'entrée, tandis que la dernière colonne représente la variable de sortie de gauche à droite. Nous pouvons montrer que si $I1 = 0,5$ W, $I2 = 0,25$ A, $I3 = 0,08$ V, $I4 = 0,25$ V et $I5 = 0,15$ V, alors la valeur prédite par l'approche de la logique floue PV défaut = 0,965, c'est-à-dire défaut = D09 comme indiqué sur la figure 3.17:

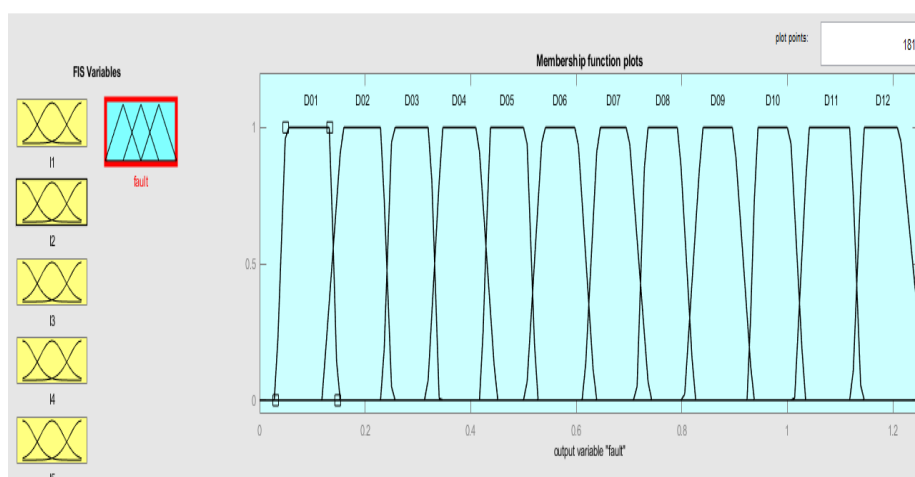


Figure 3. 17: Sortie du système de logique floue

$$\begin{array}{l}
 I_1 = 0.5W \rightarrow \mu_{middle}(P_{max}) = 1 \\
 I_2 = 0.5A \rightarrow \mu_{big}(I_{sc}) = 1 \\
 I_3 = 0.08V \rightarrow \mu_{middle}(V_{oc}) = 1 \\
 I_4 = 0.25V \rightarrow \mu_{middle}(V_c) = 1 \\
 I_5 = 0.15V \rightarrow \mu_{big}(V_b) = 1
 \end{array}
 \left. \vphantom{\begin{array}{l} I_1 \\ I_2 \\ I_3 \\ I_4 \\ I_5 \end{array}} \right\} \text{Fault} = 0.965 \rightarrow \text{D09}$$

III.4. Conclusion

Une technique intelligente basée sur la logique floue de type Takagi-Sugeno pour le diagnostic et la détection de défauts dans un GPV connecté à un convertisseur abaisseur et à des batteries a été proposée. Cette technique a été réalisée sur la base de cinq valeurs de paramètres (P_{max} , V_{oc} , I_{sc} , V_c , V_b). Ces valeurs ont été extraites de l'analyse des caractéristiques des courbes I/V et P/V, du convertisseur et de la sortie des batteries, suivie de l'extraction de toutes les valeurs de sortie du système photovoltaïque, y compris le courant, la tension et la puissance, en cas de fonctionnement sain ou défectueux. Afin d'évaluer les performances de l'algorithme proposé sur le système PV, douze défauts ont été identifiés en détail.

Les résultats de la simulation ont montré l'efficacité de la méthode suggérée. Tous les défauts ont été précisément identifiés et classés. Cette méthode peut détecter les défauts dans divers composants du système PV. En fin de compte, FLC a été choisi pour cette étude en raison de sa vitesse de calcul élevée et, en raison de son faible coût de surveillance et de maintenance, il peut être utilisé dans des installations photovoltaïques à grande échelle.

Chapitre IV

Diagnostic des défauts d'un système photovoltaïque par les réseaux de neurone

IV.1. Introduction

Le seul convertisseur direct capable de convertir les rayons des panneaux solaires en énergie électrique grâce aux panneaux photovoltaïques est le générateur photovoltaïque [127]. Il offre également la possibilité de produire directement de l'électricité à partir d'une ressource largement disponible et renouvelable. Ainsi, leurs avancées représentent un défi important pour obtenir un approvisionnement en énergie qui respecte les exigences de l'environnement local et mondial (ombrage des panneaux solaires total ou partiel dus aux nuages, arbres, poussière, neige, ombres de feuilles, bâtiments...).

Les systèmes photovoltaïques peuvent être utilisés dans un large éventail de configurations autonomes et connectées au réseau. Les applications de l'énergie solaire incluent le pompage de l'eau, la réfrigération, la climatisation, les sources de lumière, les véhicules électriques, les centrales photovoltaïques, l'utilisation militaire, le domaine spatial et les systèmes hybrides [128].

Les cellules du système photovoltaïque peuvent subir des perturbations dues à l'exposition aux facteurs atmosphériques externes ou à diverses défaillances internes pendant le fonctionnement du système, ce qui affecte la stabilité du système et réduit son efficacité et son rendement de production.

Une détection efficace et précise des défauts du système photovoltaïque peut le protéger contre les temps d'arrêt ou l'effondrement tout en améliorant son efficacité, en garantissant un fonctionnement sûr et en réduisant les coûts de production d'électricité. En raison du degré d'expansion des systèmes photovoltaïques et de la nécessité d'optimiser leur fiabilité et leurs performances, le développement de méthodes de diagnostic pour la détection de défauts dans le comportement des systèmes photovoltaïques est particulièrement important et nécessaire [128].

Le quatrième chapitre vise à proposer un algorithme de diagnostic de défaut pour les systèmes photovoltaïques. Cet algorithme est basé sur l'intelligence artificielle et utilise la technique du réseau de neurone artificiel (RNA). Des résultats de simulation sous Matlab-Simulink seront utilisés pour examiner plusieurs défauts.

IV.2. Réseaux de neurones

L'ingénieur se demande naturellement en quoi une nouvelle technique peut lui être utile lorsqu'elle apparaît. La réponse à cette question doit être particulièrement précise et motivée si elle est dotée d'un nom plus métaphorique que technique, ce qui est évidemment le cas pour les réseaux de neurones.

De plus, la mise en œuvre des réseaux de neurones est très simple ; la tentation d'utiliser cette technique de manière irréfléchie ou inadaptée peut conduire à des déceptions. Pour cette raison, nous expliquerons ici les principes fondamentaux qui justifient l'intérêt pratique des réseaux de neurones et nous les situerons dans le contexte des méthodes classiques de traitement statistique de données.

IV.2.1. Historique

En 1890, le psychologue américain W. James a introduit le concept de mémoire associative et a proposé ce qui deviendra plus tard la loi de Hebb, une loi de fonctionnement pour l'apprentissage sur les réseaux neuronaux.

En 1943, J. Mc Culloch et W. Pitts ont nommé une représentation du neurone biologique, qui est un neurone avec un comportement binaire. Ils ont été les premiers à démontrer, au moins au niveau théorique, que des réseaux de neurones formels simples peuvent exécuter des tâches logiques, arithmétiques et symboliques complexes.

En 1949, le conditionnement des neurones chez les animaux est expliqué par le physiologiste américain D. Hebb. Par conséquent, un conditionnement de type pavlovien, où un chien est nourri tous les jours à la même heure, même en l'absence de nourriture, entraîne la sécrétion de salive chez cet animal. Ce type de résultats expérimentaux est en partie expliqué par la loi de modification des propriétés des connexions neuronales qu'il propose.

Le modèle du Perceptron a été créé par F. Rosenblatt en 1957. Basé sur ce modèle, il crée le premier Neuro-ordinateur et l'utilise dans le domaine de la reconnaissance de formes. Il convient de noter que les ressources disponibles pour faire fonctionner correctement cette machine plus de quelques minutes est une prouesse technologique à l'époque.

En 1960, un automaticien nommé B. Widrow a créé le modèle AdaLine (Adaptive LinearElement). Le modèle ressemble au Perceptron en termes de structure, mais la loi d'apprentissage est différente. C'est à l'origine de l'algorithme de rétro propagation de gradient, qui est très utilisé aujourd'hui avec les Perceptrons multicouches. De nos jours, certaines applications spécifiques nécessitent l'utilisation de réseaux de type AdaLine.

En 1982, le physicien J.J. Hopfield a été reconnu pour avoir créé des réseaux de neurones artificiels. Il présente la théorie des réseaux de neurones et leur potentiel.

En 1983, La machine de premier modèle reconnue était capable de gérer de manière satisfaisante les limites observées pour le perceptron. Mais la convergence de l'algorithme étant extrêmement longue (les temps de calcul sont considérables), l'utilisation pratique s'avère difficile.

En 1985, la rétro-propagation du gradient est apparue. C'est un algorithme d'apprentissage adapté aux réseaux de neurones multicouches. Trois groupes de chercheurs indépendants ont conclu que "la chose était dans l'air". Dès cette découverte, nous pouvons décomposer une

fonction d'entrée/sortie non linéaire sur un réseau en une suite d'étapes linéairement séparables. Les réseaux multicouches et la rétro propagation de gradient continuent d'être les modèles les plus étudiés et les plus efficaces au niveau des applications[122].

IV.2.2. Neurone biologique

Environ 100 milliards de neurones biologiques sont présents dans le cerveau humain. Une cellule vivante appelée neurone biologique est spécialisée dans le traitement des signaux électriques. Un neurone classique comprend plusieurs parties. Les axones, le corps cellulaire et les dendrites. Le corps cellulaire fait la somme des influx provenant de lui ; si cette somme dépasse un certain seuil, il envoie un influx par l'axone. L'axone, qui permet aux autres neurones de recevoir les signaux du corps cellulaire. Les récepteurs principaux du neurone, les dendrites, captent les signaux qui lui parviennent. Les synapses, qui permettent aux neurones via les axones et les dendrites de communiquer avec les autres neurones (Figure 4.1)[129].

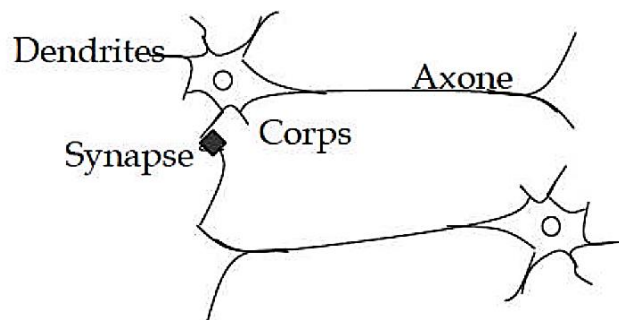


Figure 4. 1: Neurone biologique

IV.2.3. Neurone formel

Un neurone formel est une fonction algébrique bornée et non linéaire. Le modèle de Mc.Culloch et Pitts est la base des modèles les plus courants. Une cellule avec plusieurs entrées et sorties peut être utilisée pour représenter un neurone (Figure 4.2) [130].

Il s'agit d'un processeur très simple qui calcule une somme pondérée et applique une fonction de transfert non linéaire (échelon, sigmoïde, gaussienne...). Par conséquent, lorsque des signaux d'entrée X_1, X_2, \dots, X_n arrivent au neurone par des liens de raccordement avec les poids associés W_1, W_2, \dots, W_n , respectivement, l'entrée résultante du neurone est :[131]

$$\sum_{i=0}^n w_i x_i \quad (4.1)$$

Si le seuil de polarisation est b et la fonction d'activation est $f(z)$ alors la sortie de ce neurone est :

$$y = f(\sum_{i=0}^n w_i x_i - b) \quad (4.2)$$

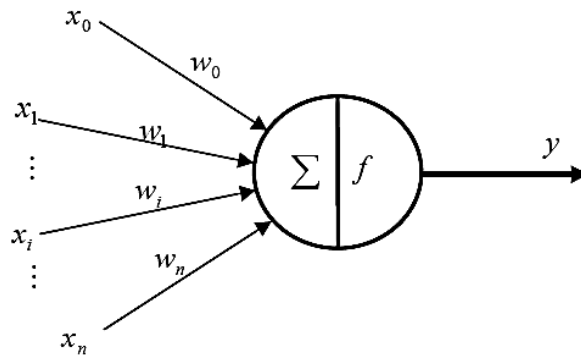


Figure 4. 2: Neurone formel

Les fonctions d'activation les plus utilisées sont données par le Tableau 4.1[132]:

Tableau 4. 1: Fonctions d'activation

Fonctions d'activation	Formes graphique
Tout ou rien	
Fonction signe	
Saturation	
Fonction gaussienne	

IV.2.4 Architecture des réseaux de neurones formels

On distingue deux grands types d'architectures de réseaux de neurones : les réseaux de neurones non bouclés et les réseaux de neurones bouclés [118].

IV.2.4.1 Les réseaux de neurones non bouclés (ou statiques)

Ce sont des réseaux unidirectionnels sans retour arrière (Feedforward) (Figure 4.3).

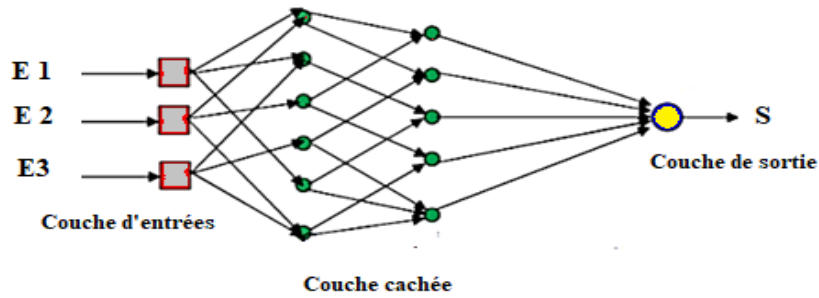


Figure 4. 3: Réseau de neurone non bouclé

Les réseaux de neurones non bouclés sont des objets statiques : leurs entrées et leurs sorties sont indépendantes du temps. Ils sont principalement utilisés pour effectuer des tâches d'approximation de fonctions non linéaires, de classification ou de modélisation de processus statiques non linéaires [133].

a. Réseau non bouclé Mono - couche

Ce type de réseau possède une couche d'entrée qui reçoit les stimuli à traiter via les nœuds sources. Une couche de sortie composée de neurones (nœuds de calcul) se projette de cette couche et transmet les résultats du traitement au milieu extérieur.

Un réseau proactif monocouche avec quatre nœuds d'entrée et trois nœuds de sortie est représenté dans la Figure 4.4. La couche de sortie est appelée monocouche [134].

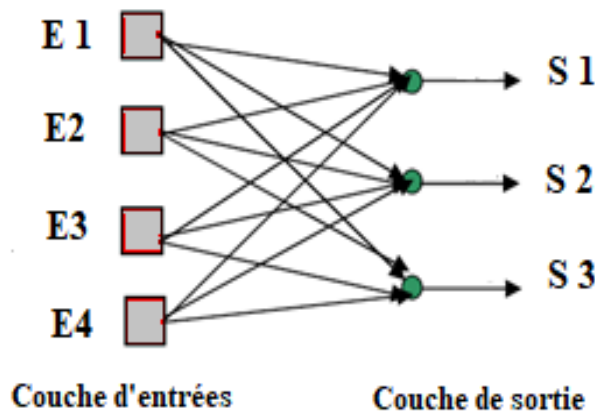


Figure 4. 4: Réseau non bouclé mono couche

b. Réseaux non bouclés multicouches

Ce type de réseaux proactifs comprend une ou plusieurs couches cachées, dont les nœuds de calcul correspondants sont appelés neurones cachés. Les couches cachées se trouvent entre l'entrée et la sortie du réseau.

Ils sont chargés de prétraiter les signaux d'entrée reçus du milieu extérieur par la couche d'entrée, de transmettre les résultats correspondants à la couche de sortie ou de déterminer les réponses finales du réseau [135].

Ce rôle de prétraitement permet au réseau d'extraire plus de propriétés statistiques qu'un réseau similaire ayant moins de couches cachées. Afin de réaliser des fonctions plus complexes que de simple séparation linéaire, cela est utile [136].

La Figure 4.5 illustre un réseau à une seule couche cachée comportant 4 entrées, 3 couches cachées et 2 sorties donc réseau 4-3-2.

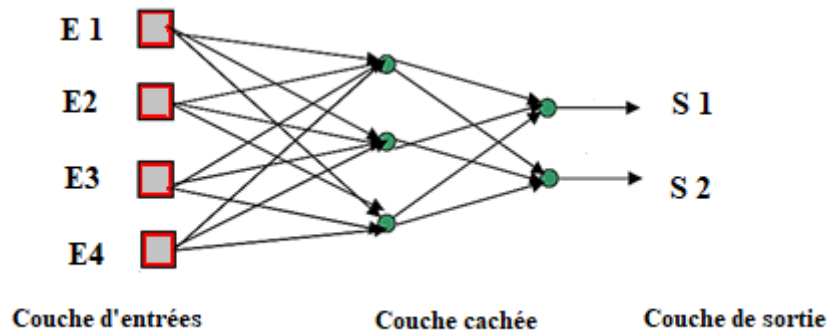


Figure 4. 5: Réseau non bouclé multi- couche

Ce réseau est considéré comme complètement connecté car chaque nœud d'une couche est connecté à tous les nœuds de la couche adjacente suivante. Si cela peut être appelé partiellement connecté [137].

IV.2.4.2 Réseaux de neurones bouclés (ou dynamiques)

Si au moins un cycle est présent dans le graphe d'un réseau, il est considéré comme bouclé ou dynamique. Il s'agit de réseaux de neurones avec retour en arrière (Figure 4.6) [138].

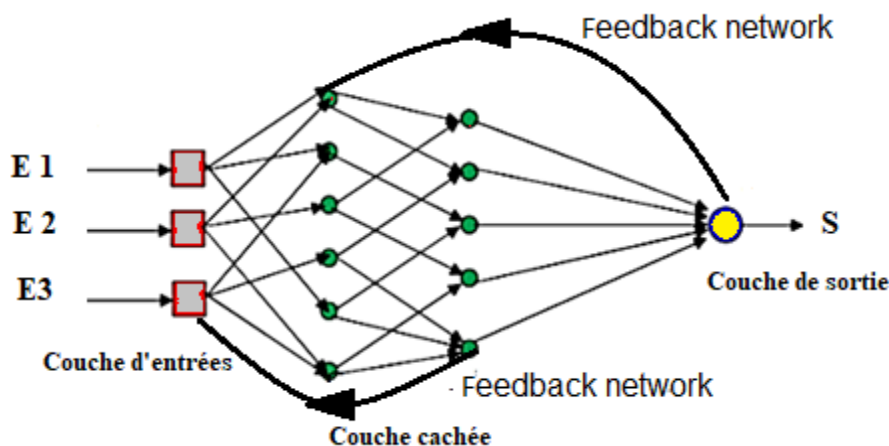


Figure 4. 6: Réseau de neurone bouclé

Les tâches de modélisation de systèmes dynamiques, de commande de processus ou de filtrage sont effectuées par des réseaux de neurones bouclés.

IV.2.4.3 Réseaux de neurones à connexions complexes

Tous les réseaux qui ne s'inscrivent pas dans les deux catégories précédentes sont classés dans la catégorie des réseaux de neurones à connexions complexes. Nous pouvons mentionner les SOM (Self Organizing Map), AR (Adaptive Resonance Theory) et LVQ (Learning Vector Quantisation) [139].

IV.2.5. Processus d'apprentissage

L'apprentissage d'un réseau de neurones artificiels est un processus itératif qui consiste à estimer les paramètres d'un neurone du réseau afin d'effectuer au mieux la tâche qui lui est assignée. L'apprentissage est la principale caractéristique des réseaux de neurones et peut se faire selon différentes règles et manières [140].

IV.2.5.1 Types d'apprentissages

Les techniques d'apprentissage peuvent être divisées en deux catégories : [122]

a. Apprentissage supervisé

Un superviseur ou un enseignant fournit des paires d'entrées-sorties au réseau. Il permet au réseau d'apprendre toutes ces paires grâce à une méthode d'apprentissage (telle que la rétro propagation du gradient d'erreur) en comparant la sortie effective et la sortie attendue de chaque réseau. L'apprentissage est terminé lorsque toutes les paires d'entrées-sorties sont reconnues par le réseau (Figure 4.7). Ce type d'apprentissage existe principalement dans les perceptrons [141].

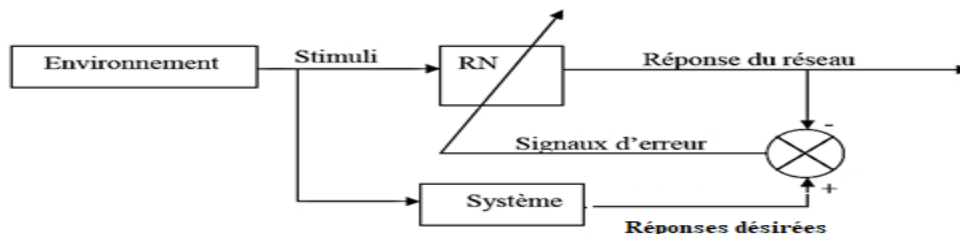


Figure 4. 7: Apprentissage supervisé

b. Apprentissage non supervisé

Lorsque seules les valeurs d'entrée sont disponibles, l'apprentissage est appelé apprentissage non supervisé. Il est basé sur des normes internes de comportement du réseau conformes aux normes générales, plutôt que sur des observations externes. Dans ce cas, l'apprentissage repose sur à propos des probabilités. Le réseau évoluera en fonction de la régularité statistique de l'entrée (Figure 4.8). Les algorithmes d'apprentissage ajustent les paramètres du réseau à l'aide de mesures prédéterminées de la qualité des représentations de connaissances obtenues [142].

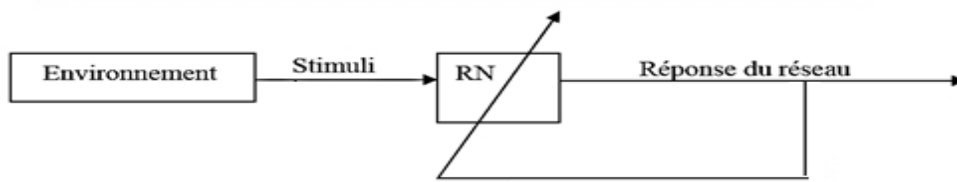


Figure 4. 8: Apprentissage non supervisé

IV.2.5.2 Méthodes d'apprentissage

Dans les systèmes experts, les connaissances de l'expert sont énumérées et exprimées sous forme de règles. Dans le cas des réseaux de neurones, la connaissance a une forme distribuée, elle est codée en fonction des poids des connexions, de la topologie du réseau, de la fonction de transfert de chaque neurone, des seuils de ces fonctions, de la méthodologie utilisée. Il existe plusieurs méthodes d'apprentissage [122].

a. Règle de Hebb

Il s'agit de la méthode d'apprentissage la plus ancienne (1949), inspirée de la biologie. Cela reflète le renforcement des connexions entre deux neurones activés. Si au moins un des neurones n'est pas activé, le poids de connexion ne sera pas modifié [143].

b. Rétropropagation du gradient de l'erreur

Cet algorithme est utilisé dans les réseaux à action directe, qui sont des réseaux de neurones en couches comprenant une couche d'entrée, une couche de sortie et au moins une couche cachée. Il n'y a pas de récursion dans les connexions et il n'y a pas de connexions entre neurones d'une même couche. Le principe de la rétropropagation consiste à introduire le vecteur d'entrée dans le réseau, puis à calculer la sortie en parcourant les couches, de la couche d'entrée à la couche de sortie en passant par les couches cachées. Cette sortie obtenue est comparée à la sortie souhaitée, après quoi une erreur se produit. A partir de cette erreur, la pente de l'erreur est calculée et propagée tour à tour de la couche de sortie vers la couche d'entrée, d'où le terme de rétropropagation. Cela permet de modifier les poids du réseau et ainsi d'apprendre. Le processus est répété pour chaque vecteur d'entrée jusqu'à ce que le critère d'arrêt soit satisfait [144].

c. Apprentissage par la descente de gradient

La construction d'un modèle basé sur les neurones à partir de données (mesures) se fait par apprentissage progressif, également appelé entraînement. Le calcul des erreurs guide la formation des réseaux de neurones [131].

L'entraînement d'un RN consiste alors à déterminer les poids (ω_i), des connexions entre les différentes couches de telle façon que la sortie du RN soit à tout moment proche que possible à la sortie du système à modéliser [145].

Si $y_m(t)$ la sortie du système à modéliser et $y(t)$ la sortie du RN et si on a T mesure donc l'objectif peut s'écrire :

$$J = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (y(t) - y_m(t))^2 \quad (4.3)$$

Si on note ω l'ensemble de poids du RN, la modélisation neuronale consiste à chercher les poids optimaux pour que l'erreur soit très petite où résoudre les problèmes d'optimisation.

Les données sont présentées par paquet, le nombre de paquets correspond au nombre de mesures d'entrées. On peut utiliser l'algorithme du gradient [131].

$$\omega_{i+1} = \omega_i - \alpha \nabla J_i(\omega_i) \quad (4.4)$$

S'il n'y a pas de contraintes sur le poids ω on peut utiliser un algorithme d'optimisation sans contraintes. La fonction de cout n'est pas nécessairement convexe donc elle peut avoir plusieurs minimums locaux [145].

IV.2.6 Avantages et Inconvénients des réseaux de neurones

IV.2.6.1 Avantages des réseaux de neurones

- Capacité à représenter n'importe quel système, linéaire ou non linéaire, simple ou complexe.
- Capacité à apprendre à partir d'exemples représentatifs, grâce à la rétro-propagation des erreurs, la construction de modèles est automatique.
- Résistance au manque de fiabilité des données ou au bruit.
- Facile à prendre en main, beaucoup moins de travail personnel que l'analyse statistique traditionnelle. Aucune compétence en calcul statistique n'est requise.
- Moins de mauvais comportements lorsque les données sont rares [146].

IV.2.6.2 Inconvénients des réseaux de neurones

- Absence d'une méthode systématique pour déterminer la meilleure topologie de réseau et le nombre de neurones à placer dans les couches cachées.
- Choisir les valeurs initiales des poids du réseau et définir la phase d'apprentissage, qui a un rôle important dans la vitesse de convergence.
- Problème du sur apprentissage (apprentissage au détriment de la généralisation).
- Informations obtenues par le réseau de neurones sont codées avec les valeurs des poids synaptiques, les réseaux de neurones sont donc des boîtes noires où les informations sont stockées.
- Incompréhensible pour l'utilisateur [146].

IV.3. Diagnostic d'un système PV à base des réseaux de neurones artificiels

Le système photovoltaïque choisi se compose de quatre blocs. Le premier bloc est la source d'énergie (panneau solaire), le deuxième est un convertisseur statique DC/DC, le troisième représente la charge et le quatrième représente le système de contrôle.

Le rôle principal du convertisseur statique est à une impédance adaptée donc que le panneau délivre un maximum d'énergie [147]. Cependant, les installations photovoltaïques (comme dans le cas de tous les systèmes électriques et électroniques), panne et se dégrader au cours du fonctionnement. Ce qui nécessite un diagnostic dont l'objectif principal est de fournir un outil permettant de détecter défauts et ainsi maximiser la production d'énergie du système photovoltaïque [148].

IV.3.1. Différents types de défauts survenant dans le module PV examiné

La plupart des défauts qui surviennent dans le système photovoltaïque sont principalement associés aux générateurs photovoltaïques, aux onduleurs, aux blocs MPPT, aux unités de stockage et au réseau électrique. Les défauts du système photovoltaïque diminuent non seulement la production d'énergie, mais réduisent également la disponibilité et la fiabilité de l'ensemble du système.

En conséquence, afin de maximiser la puissance de sortie, l'identification des défauts du système photovoltaïque est extrêmement importante. De nombreux défauts affectent temporairement le système photovoltaïque ou peut être permanent. Ce travail vise à identifier, détecter et localiser les défauts survenant dans le générateur photovoltaïque. Les défauts sélectionnés dans ce travail sont discutés dans le Tableau 4.2.

Tableau 4. 2: Différents types de défauts

Défauts	Symboles des défauts
Moins de 50 % d'ombrage total	F01
Moins de 50 % de chaîne d'ombrage	F02
Plus de 50 % d'ombrage total	F03
Plus de 50 % de chaîne d'ombrage	F04
Augmentation de la température	F05
Résistances en série	F06
Résistances de shunt	F07
Défauts d'interconnexion	F08

IV.3.2. Principes généraux des réseaux de neurones artificiels

Le réseau neuronal artificiel (ANN) est le système d'adoption du système de mise en œuvre physique pour imiter la structure et la fonction des cellules du cerveau humain. De nos jours, ANN a été appliqué à divers domaines tels que la reconnaissance de formes, le traitement du signal, la modélisation et la vision par ordinateur [149].

Les réseaux de neurones artificiels peuvent être décrits comme des systèmes composés d'au moins deux couches de neurones, d'une couche d'entrée et d'une couche de sortie. Ils

comprennent généralement des couches intermédiaires (cachées). Plus le problème à résoudre est complexe, plus les réseaux de neurones artificiels ne doivent comporter de couches. Chaque couche contient un grand nombre de neurones artificiels spécialisés (Figure 4.9).

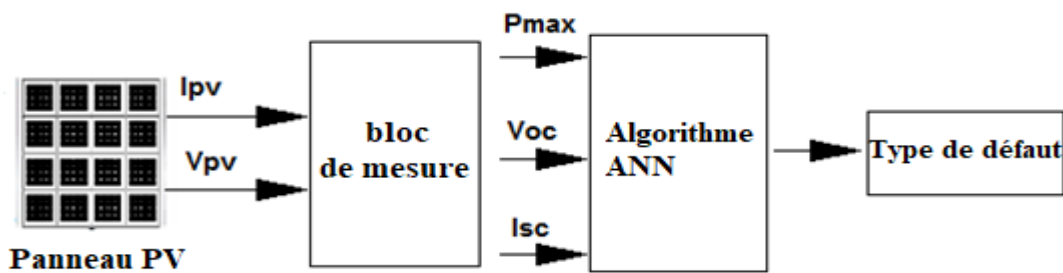


Figure 4. 9: Méthode de détection de défauts par l'ANN

Pour construire le réseau de neurones, quatre tâches principales doivent être réalisées : la construction du bloc ANN, l'acquisition des données (base d'apprentissage), la classification des différents défauts et le test du réseau [150]. Chaque neurone est connecté à tous les neurones du suivant. La Figure 4.9 montre clairement la structure de la classification des défauts ANN.

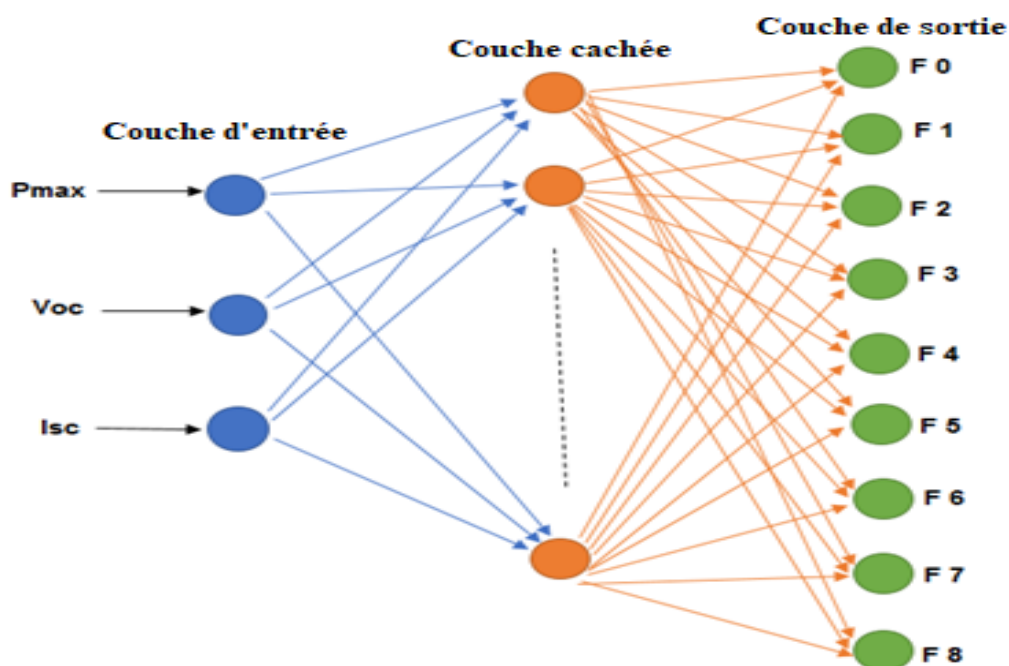


Figure 4. 10: Structure de la classification des défauts ANN

Nous pouvons voir 3 couches :

- Une couche d'entrée composée de 3 neurones, dont le rôle est de transmettre les valeurs d'entrées qui correspondent aux variables (P_{max} , V_{oc} et I_{sc}) à la couche suivante appelée couche cachée.
- Une couche cachée contient 9 neurones avec des fonctions d'activation sigmoïde sélectionnées.

- Une couche de sortie composée de 9 neurones, qui indiquent qu'une des classes correspond aux défauts F0 à F8 incluant l'état de fonctionnement normal.

IV.3.3. Résultats et discussion

Le système photovoltaïque étudié est composé de 8 modules photovoltaïques (2 strings), d'un convertisseur DC/DC de type Boost équipé de son contrôle MPPT basé sur l'algorithme P&O (Figure 4.11). Les paramètres électriques du module PV sont donnés dans le tableau 4.3.

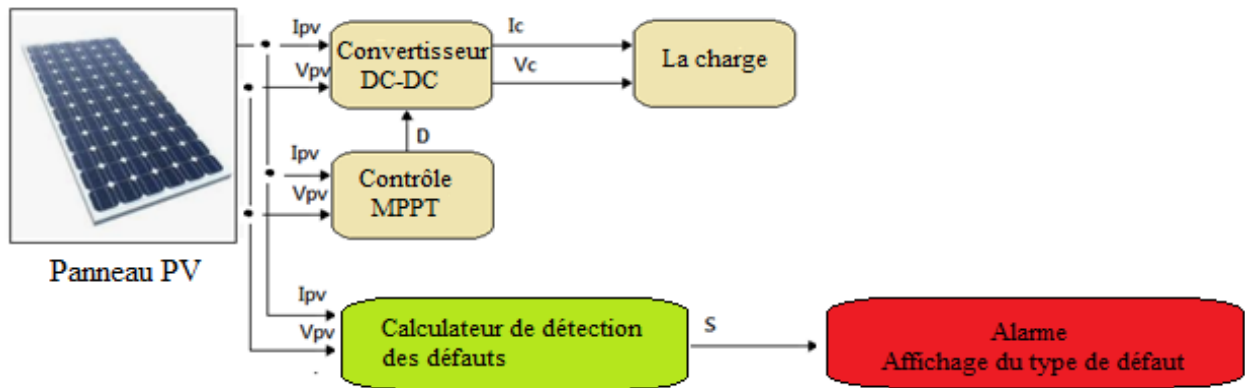


Figure 4. 11: Système photovoltaïque avec calculateur de détection des défauts

Tableau 4. 3: Caractéristiques électriques du module PV

Paramètres	Valeurs
Puissance nominale (p_{mp})	200W
Tension à puissance maximale (V_{mp})	26.4V
Courant à puissance maximale (I_{mp})	7.58A
Tension en circuit ouvert (V_{oc})	32.9V
Tension de court-circuit (I_{sc})	8.21A
Nombre total de cellules en série (N_s)	54
Nombre total de cellules en parallèle (N_p)	1

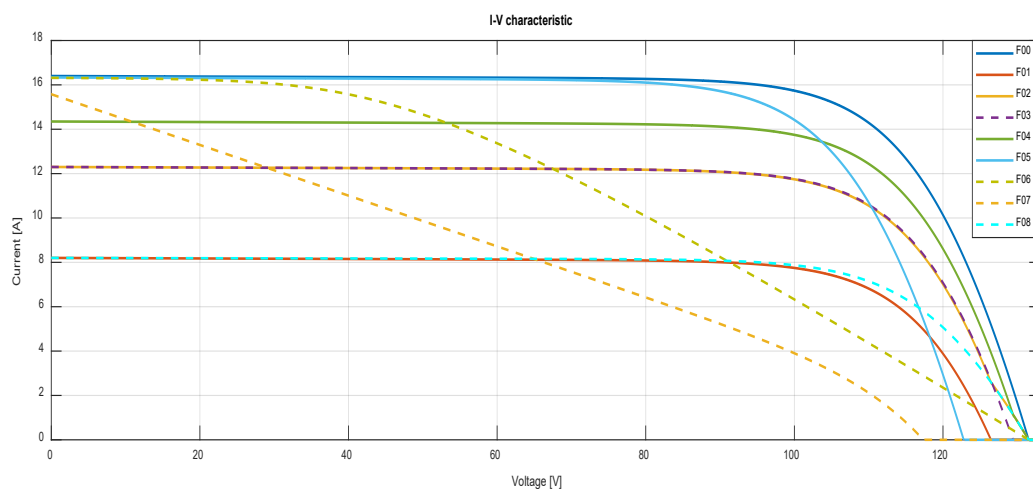


Figure 4. 12: Caractéristiques I/V des défauts PV

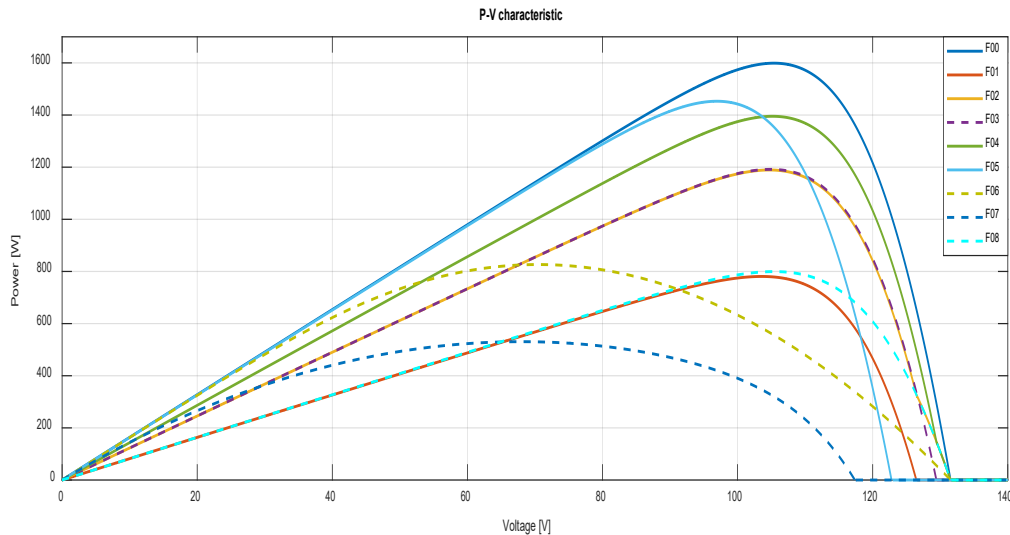


Figure 4. 13: Caractéristiques P/V des défauts PV

La technique de diagnostic des défauts utilisée dans ce travail est basée sur des valeurs de référence (sans défauts F00) et des valeurs simulées (avec défauts). Tous les cas sont discutés et détectés.

De plus, l'analyse des principaux attributs des caractéristiques I/V et P/V du générateur photovoltaïque joue le rôle principal pour localiser les défauts avec précision (Figure 4.12) et (Figure 4.13). Trois valeurs ont été identifiées pour détecter différents types de défauts dans le GPV : Voc, Isc et Pmax (Tableau 4.4).

Tableau 4. 4 : Valeurs des paramètres Pmax, Voc, Isc dans tous les cas

Défauts	Pmax [W]	Isc [A]	Voc [V]
F00	1599	16.4	132
F01	780.8	8.199	126.5
F02	1189	12.3	132
F03	1192	12.3	129
F04	1395	14.35	132
F05	1453	16.33	123.2
F06	826.5	16.32	132
F07	530.6	15.58	117
F08	799.5	8.199	132

Habituellement, la couche cachée utilise la fonction de transfert (tangente sigmoïde), tandis que la couche de sortie utilise la fonction de transfert (log sigmoïde). Un ensemble de données des modèles a été généré à l'aide d'un outil de simulation Matlab/Simscape.

La formation ANN est effectuée à l'aide d'échantillons qui représentent 80% du total des données, tandis qu'un nombre d'échantillons de données est utilisé pour les tests équivalent à 20% du total des données, la valeur cible d'erreur est fixée très petite, ce qui est suffisant pour donner une bonne classification, le taux selon la matrice de confusion.

IV.4 Conclusions

Dans ce travail, une technique intelligente a été proposée, basée sur les réseaux de neurones artificiels (ANN) pour le diagnostic et la détection des défauts dans un générateur photovoltaïque. Cette méthode s'est avérée être la technique la plus adaptée (simple et facile) pour diagnostiquer un module PV.

Il a été prouvé que la méthode étudiée permet de détecter avec précision, via la base de données, les différents types de défauts, en s'appuyant sur la base de données de la tension, du courant et de la puissance.

Le réseau neuronal artificiel développé nécessite une grande base de données et une formation périodique pour évaluer les paramètres de sortie avec une bonne précision.

La méthodologie peut être généralisée aux installations photovoltaïques connectées au réseau ou aux installations photovoltaïques à grande échelle ainsi qu'à d'autres technologies.

Chapitre V

Diagnostic des défauts d'un système photovoltaïque par le réseau neuro-flou

V.1. Introduction

Comme c'est le cas pour tous les systèmes électriques et électroniques, un système photovoltaïque (PV) peut être exposé à plusieurs pannes entraînant un dysfonctionnement ; plusieurs études ont montré que la fiabilité des systèmes photovoltaïques dépend fortement du matériau utilisé pour la construction des panneaux photovoltaïques, de la température, de l'humidité et du rayonnement solaire. Un système photovoltaïque peut présenter plusieurs défauts, qu'il s'agisse de défauts de type construction, ou de défauts matériels et électriques causés par les conditions climatiques. Cela nécessite une identification dont l'objectif principal est de fournir un outil capable de détecter et localiser ces défauts afin de garantir des performances optimales du système, et ainsi réduire les coûts de maintenance et surtout augmenter la productivité en augmentant le taux de disponibilité des installations afin d'avoir de meilleures performances. L'objectif est de proposer une technique de détection et de localisation de défauts dans un système PV, l'algorithme proposé est basé sur le système d'inférence neuro-flou adaptatif (ANFIS).

V.2. Réseau neuro-flou

Cet algorithme est basé sur la technique des réseaux de neurones artificiels et de la logique floue. Neuf défauts seront examinés avec des résultats de simulation sous MATLAB Simulink dans un système PV (matrice, convertisseur DC-DC et batterie). Pour cette raison, nous expliquerons en cette partie les principes fondamentaux qui justifient l'intérêt pratique de méthode ANFIS.

V.2.1. Combinaison des réseaux neuronaux et de la logique floue

La logique floue et les réseaux de neurones sont deux idées qui tirent leur inspiration du raisonnement humain. Bien que la structure de ces deux modèles numériques soit différente, ils partagent de nombreux aspects. En effet, l'utilisation de ces deux méthodes ne nécessite pas de modèle mathématique bien défini car la résolution se base sur les valeurs numériques des entrées et des sorties des réseaux neuronaux et sur la logique floue du système dans le cas de la logique floue. De plus, les résultats ne sont généralement pas sûrs. Cependant, les deux méthodes peuvent travailler ensemble. Les réseaux de neurones peuvent modéliser et reproduire l'apprentissage humain, et la logique floue fournit des connaissances avec un certain degré d'incertitude. Par conséquent, l'idée de combiner ces deux méthodes pour créer un système artificiel intelligent qui résout les problèmes de la même manière que l'être humain [151].

Les techniques des réseaux de neurones peuvent être combinées dans des systèmes flous. Cela leur permet de s'adapter à de nouvelles situations et règles en temps réel. De même, les réseaux neuronaux peuvent être équipés de techniques de logique floue pour améliorer leur expressivité et leur flexibilité [152].

Pour les systèmes hybrides neuro-flous, de telles combinaisons nous permettent non seulement de s'approcher davantage de la structure de la pensée humaine, mais aussi d'obtenir un champ d'utilisation plus large. Et d'utiliser les avantages de chaque technique, à savoir la simplicité des connaissances floues d'une part et la capacité d'apprentissage des réseaux de neurones de l'autre. De plus, l'utilisation de réseaux hybrides permet de réduire le temps d'apprentissage en introduisant des connaissances à priori dans le système d'aide au diagnostic. L'intégration de ces deux méthodes est cruciale (Figure 5.1) [153].

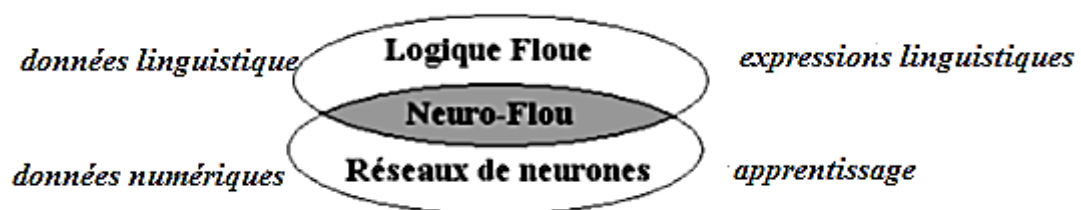


Figure 5. 1: Principe du système neuro-flou

V.2.2. Définition

Un système neuro-flou hybride est un réseau de neurones qui présente une fonction de transfert floue avec des signaux flous, des poids flous, cette fonction est adaptée par un module de la structure réseaux de neurones à partir d'un ensemble de données [154].

V.2.3. Principe de fonctionnement

Un algorithme d'apprentissage supervisé qui examine les données dans un ensemble de formation qui comprend des exemples d'entrées et de sorties associées permet aux réseaux neuro-flous hybrides d'apprendre des rapports et des modèles. Un réseau neuro-flou hybride modifie sa structure interne pendant la phase d'apprentissage pour refléter le rapport entre les entrées et les sorties dans l'ensemble de la formation. Après la fin du cycle d'apprentissage, un ensemble d'entrées et de sorties distinct appelé ensemble de validation est utilisé pour vérifier l'exactitude d'un réseau neuro-flou [155].

V.2.4. Architectures neuro-floues

Depuis les années quatre-vingt, de nombreuses architectures ont été développées et se concentrent principalement sur la commande des systèmes complexes et les problèmes de classification [156]. Par conséquent, trois architectures hybrides neuro-floues existent :

V.2.4.1. Première architecture

La première méthode neuro-floue consiste à coder un système d'inférence floue sous la forme d'un réseau de neurones multicouches dont les poids du réseau de neurone correspondent aux paramètres du système. Le type de règle et les méthodes d'inférence, d'agrégation et de défuzzification choisies déterminent l'architecture du réseau. En utilisant des règles de forme, [157] par exemple :

$$\text{Si } x_1 \text{ est } A_i \text{ et } x_2 \text{ est } B_j \text{ alors } y \text{ est } C_k$$

Un réseau de neurones est utilisé pour accepter les valeurs x_1 et x_2 obtenues par les variables X_1 et X_2 , dont les deux couches cachées correspondent respectivement au calcul de la valeur des fonctions d'appartenances A_i pour x_1 et B_j pour x_2 , ainsi qu'à la valeur obtenue en combinant les conditions de chaque règle avec un opérateur de conjonction approprié. La Figure 5.2 illustre cette situation :

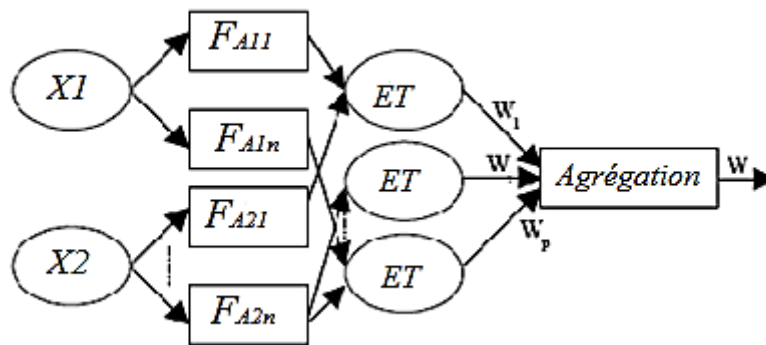


Figure 5. 2: Première architecture Neuro-floue

V.2.4.2. Deuxième architecture

Cette méthode utilise des systèmes flous et des réseaux de neurones connectés en série ou en parallèle. Il est donc possible d'avoir plusieurs variantes :

Le réseau de neurones fonctionne au-dessus du système flou. Dans le cas où les sorties du réseau de neurones ne sont pas mesurables directement, les variantes d'entrées du système flou sont déterminées à partir des sorties du réseau de neurones, ou encore un réseau de neurones effectue une tâche de classification ou de reconnaissance de formes, suivie d'un système flou d'aide à la décision (Figure 5.3) [14].

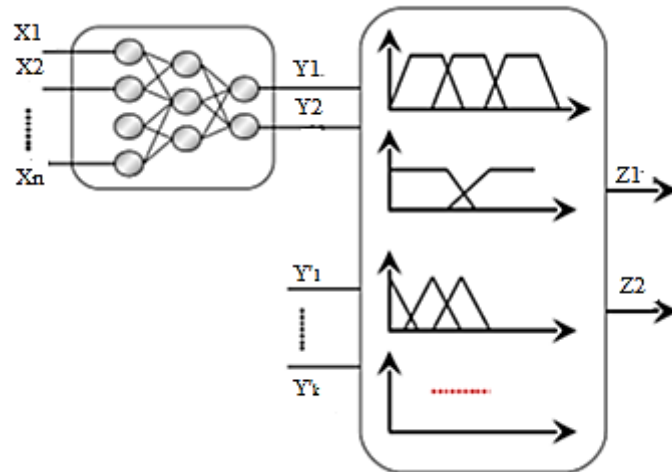


Figure 5. 3: Deuxième architecture des réseaux neuro-Flou, réalisation en série

Un réseau de neurones fonctionne en aval du système flou (Figure 5.4) pour ajuster les sorties d'un système de commande flou aux nouvelles informations, les variables de sortie étant les erreurs des variables de sortie du système flou [15].

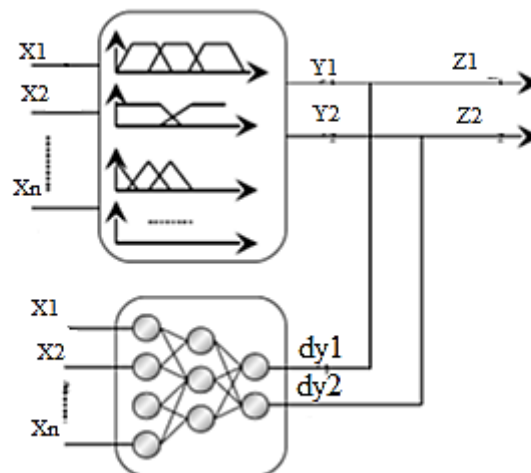


Figure 5. 4: Réseau de neurones fonctionnant en aval d'un système flou

V.2.4.3. Troisième architecture

Ce type d'association entre les réseaux neuronaux et les systèmes flous correspond à l'utilisation des réseaux neuronaux pour remplacer toutes ou quelques parties d'un système flou. De tels réseaux sont utilisés pour l'apprentissage des fonctions d'appartenance, le calcul de l'inférence, la réalisation des phases d'agrégation et de défuzzification. En analysant la corrélation entre les entrées et les sorties du réseau de neurones, ils peuvent réaliser l'extraction de règles floues [16].

Ces méthodes sont cruciales car elles peuvent résoudre des problèmes importants, tels que la détermination et l'apprentissage des fonctions d'appartenance, la détermination des règles et l'adaptation à l'environnement du système [17].

V.2.5. Commande neuro-floue adaptative ANFIS (Adaptive Network Fuzzy Inference System)

En 1992, JANG a proposé une classe de réseau adaptative appelée système ANFIS. Il peut être considéré comme un RN non bouclé (RN statique) pour lequel chaque couche fait partie d'un système neuro flou. Le modèle le plus couramment utilisé est le modèle ANFIS, qui a des applications dans le traitement du signal, la commande de machines complexes et le filtrage adaptatif [18]. Considérons un système d'inférence flou de type TAKAGI-SUGENO, supposons qu'il y a deux variables linguistiques d'entrée x_1 et x_2 et une sortie y , et supposons que la base des règles contient deux règles de type :

$$R1 : \text{Si } x_1 \text{ est } A1 \text{ et } x_2 \text{ est } B1 \text{ alors } y_1 = p_1 x_1 + q_1 x_2 + r_1.$$

$$R2 : \text{Si } x_1 \text{ est } A2 \text{ et } x_2 \text{ est } B2 \text{ alors } y_2 = p_2 x_1 + q_2 x_2 + r_2.$$

Où :

- x_1 et x_2 sont les variables d'entrées.
- A_1, A_2, B_1 et B_2 sont des ensembles flous
- y_i sont les sorties de tous les neurones de défuzzification
- p_i, q_i et r_i sont des paramètres du conséquent de la règle i .

JANG a suggéré d'utiliser le réseau adaptatif pour représenter cette base de règle, comme illustré dans la Figure 5.5[19] :

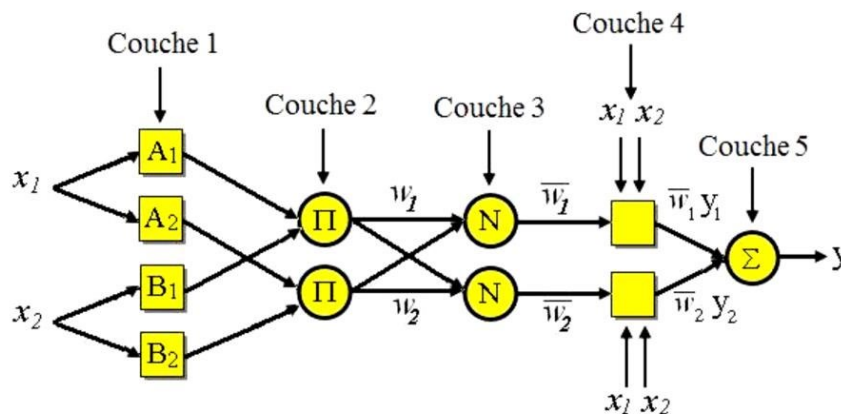


Figure 5. 5: Architecture d'ANFIS

Le réseau ANFIS est un réseau multicouche dont les connexions ont toutes un poids égal à 1 ou ne sont pas pondérées. Les nœuds sont classés en deux catégories : les nœuds carrés qui contiennent des paramètres et les nœuds circulaires qui ne contiennent pas de paramètres. La sortie O_i^k du nœud i de la couche k (également connu sous le nom de nœud (i,k)) dépend des signaux de la couche $k-1$ et des paramètres du nœud (i,k) , [19]c'est-à-dire :

$$O_i^k = f(O_i^{k-1}, \dots, O_{n-1}^{k-1}, p, q, r \dots) \quad (5.1)$$

Où n_{k-1} est le nombre de nœud dans la couche $k-1$.

1^{er} Couche (Fuzzification) :

Chaque nœud de cette couche ait une fonction telle que :

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x_1) \quad \text{pour } i = 1,2$$

$$O_i^1 = \mu_{B_{i-2}}(x_2) \quad \text{pour } i = 3,4$$

Où

- x_1 et x_2 sont les entrées des nœuds respectifs (1,2) et (3,4)
- A_i, B_{i-2} les termes linguistiques associées aux fonctions d'appartenance μ_{A_i} et $\mu_{B_{i-2}}$.
- Les sorties de la première couche représente donc les degrés d'appartenance des variables d'entrée x_1, x_2 aux ensemble flous A_i, B_{i-2} .

Dans le modèle de JANG, les fonctions d'appartenance sont des gaussiennes, données par :

$$\mu_{A_i}(x) \text{ ou } \mu_{B_i}(x) = \exp\left[-\frac{(x_i - c_i)^2}{\alpha_i}\right] \quad (5.2)$$

Les paramètres (α_i, c_i) sélectionnés sont appelés paramètres locaux du réseau ou paramètres de prémisses et définissent les fonctions d'appartenance correspondantes. En fait, toutes les fonctions continues et dérivables, comme les fonctions trapézoïdales et triangulaires, peuvent être utilisées.

2^{ème} Couche (Règles floues) :

Pour chaque règle floue, la deuxième couche est constituée d'un nœud qui génère les poids synaptiques. Ces nœuds de type fixe sont notés P et chacun d'eux génère en sortie le produit (opérateur ET de la logique floue) de ses entrées, qui correspond au degré d'appartenance de la règle en question:

$$O_i^2 = w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(x) \quad \text{pour } i = 1,2$$

3^{ème} Couche (Normalisation) :

De plus, les nœuds de cette couche sont fixes, et la normalisation des poids des règles floues est effectuée selon la relation :

$$O_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad \text{pour } i = 1,2 \quad (5.3)$$

Chaque nœud i de cette couche est un nœud circulaire et sa sortie est le degré d'activation normalisé de la règle i .

4^{ème} Couche (Défuzzification) :

Chaque nœud de cette couche est adaptatif et calcule les sorties des règles en réalisant la fonction :

$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x_1 + q_i x_2 + r_i) \quad \text{pour } i = 1, 2 \quad (5.4)$$

Les paramètres (p_i, q_i, r_i) sont les paramètres de sortie de la règle i .

5^{ème} Couche (Somme) :

La cinquième couche comprend un neurone qui calcule la somme des sorties de la couche précédente et fournit la sortie ANFIS. La relation suivante détermine sa sortie, qui est également celle du réseau :

$$O_i^5 = y = \sum_{i=1} \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_{i=1} w_i f_i}{w_i} \quad \text{pour } i = 1, 2 \quad (5.5)$$

L'existence de deux couches adaptatives, la première et la quatrième, est évidente dans l'architecture d'ANFIS.

Les paramètres des prémisses, qui sont liés aux fonctions d'appartenance d'entrées, sont présents dans la Première couche et peuvent être modifiés.

Les paramètres modifiables p_i, q_i et r_i sont inclus dans la quatrième couche et sont appelés paramètres conséquents.

V.3. Diagnostic d'un système PV basé sur un contrôle adaptatif par inférence neuronale floue (ANFIS)

Cette partie présente un algorithme intelligent de diagnostic des défauts pour les installations photovoltaïques basé sur un contrôle adaptatif par inférence neuronale floue (Figure 5.6). Nous devons révéler dans un premier temps une estimation simulée de la courbe I/V pour obtenir la tension en circuit ouvert et le courant de court-circuit ainsi que les valeurs de courant et de tension de sortie de l'onduleur et de la batterie.

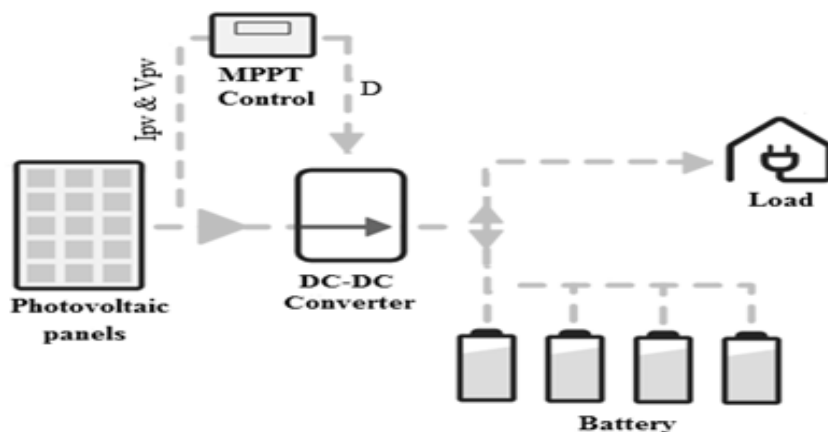


Figure 5. 6: Système photovoltaïque

V.3.1. Modélisation du système PV choisi

Le modèle que nous avons utilisé contient un I_{ph} (source de courant) qui représente l'ensoleillement reçu par la cellule et une diode pour modéliser la jonction PN de la cellule. La résistance série (R_s) et la résistance shunt (R_{sh}) représente l'état non idéal de la cellule. La

résistance série représente la résistivité du matériau dans lequel est réalisée la cellule, la résistance de contact entre le métal et le semi-conducteur et la résistance d'interconnexion entre les cellules. La résistance parallèle représente tous les chemins parcourus par le courant de fuite, soit parallèlement à la cellule, soit au bord de celle-ci. Cela résulte généralement de dommages aux cristaux ou d'impuretés dans ou à proximité de la jonction [158], [159]. Les équations mathématiques d'un circuit électrique à diode unique comme le montre la Figure 5.7, il s'agit de 4 équations à deux inconnues (I et V) et paramètres [160]. Et ses paramètres nous les résumons dans le Tableau 5.1.

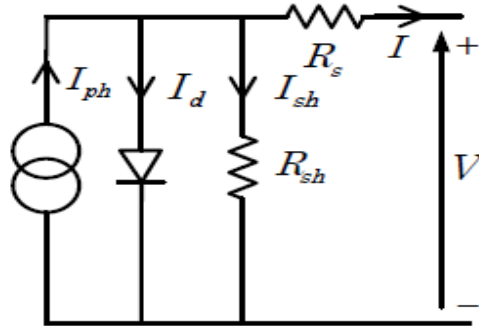


Figure 5. 7: Modèle simplifié d'une cellule photovoltaïque

$$I = I_{ph} - I_0 \cdot \left[\exp \left(\frac{q \cdot (V + I \cdot R_s)}{n \cdot K \cdot N_s \cdot T} \right) - 1 \right] - I_{sh} \quad (5.6)$$

$$I_{ph} = I_{sc} + K_i \cdot (T - 298) \cdot \frac{G}{1000} \quad (5.7)$$

$$I_0 = I_{rs} \cdot \left(\frac{T}{T_n} \right)^3 \cdot \exp \left[\frac{q \cdot E_{go} \cdot \left(\frac{1}{T_n} - \frac{1}{T} \right)}{n \cdot K} \right] \quad (5.8)$$

$$I_{rs} = \frac{I_{sc}}{\exp \left(\frac{q \cdot V_{oc}}{n \cdot N_s \cdot K \cdot T} \right) - 1} \quad (5.9)$$

Tableau 5. 1: Paramètres du module PV

Paramètres	Significations
I _{ph}	Le courant photovoltaïque
I _{sc}	Le courant de court-circuit
K _i =0.0032	Le courant de court-circuit de la cellule à 25 °C
T	La température de fonctionnement
T _n =298K	La température normale
G	L'irradiation solaire en W/m ²
q=1,6.10 ⁻¹⁹	La charge électronique
V _{oc}	La tension en circuit ouvert
n=1.3	Le facteur d'idéalité de la diode
K	La constante de Boltzmann (J/K)
E _g =1.1 eV	L'énergie de bande interdite du semi-conducteur
N _s	Le nombre de cellules en série
N _p	Le nombre de cellules parallèles
R _s	Résistances en série
R _p	Résistances parallèles

Une simulation d'un système PV composé de 16 modules PV (4 chaînes) connectés à une charge R est construite sur l'environnement Matlab/Simulink. La caractéristique solaire PV qui dispose de 36 cellules, où la puissance maximale générée est d'environ 52W à une tension maximale de 21,9V, dans des conditions standard (25°C et 1000W/m²). La Figure 5.8 montre le schéma fonctionnel du système photovoltaïque étudié. La puissance du composant est construite à l'aide de la bibliothèque système Simulink et se compose d'un panneau solaire, d'un convertisseur abaisseur avec contrôle qui comprend un algorithme MPPT, d'une batterie et d'une charge [161]. Les caractéristiques statiques courant-tension (I/V) et puissance-tension (P/V) du champ solaire peuvent être utilisées pour le décrire. La Figure 5.9 représente les caractéristiques I/V et P/V d'un champ photovoltaïque dans des conditions de fonctionnement typiques.

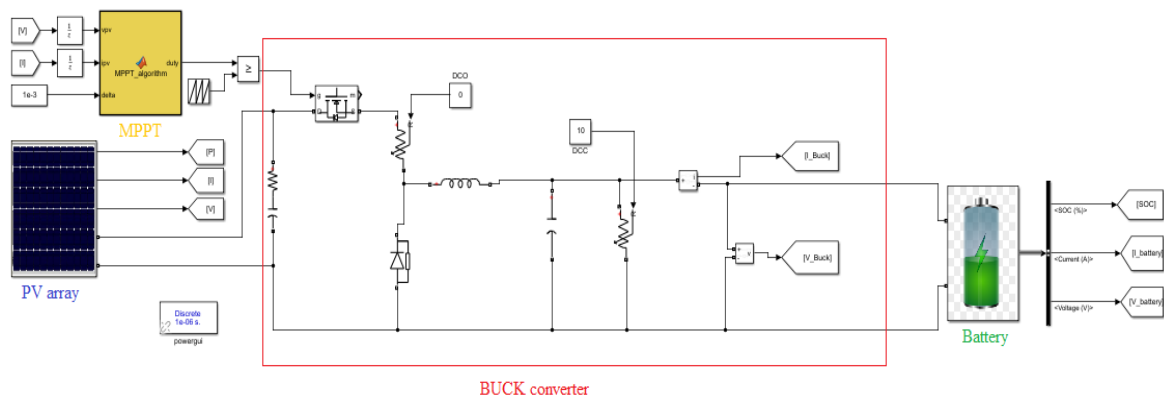


Figure 5. 8: Système PV étudié sous Simulink

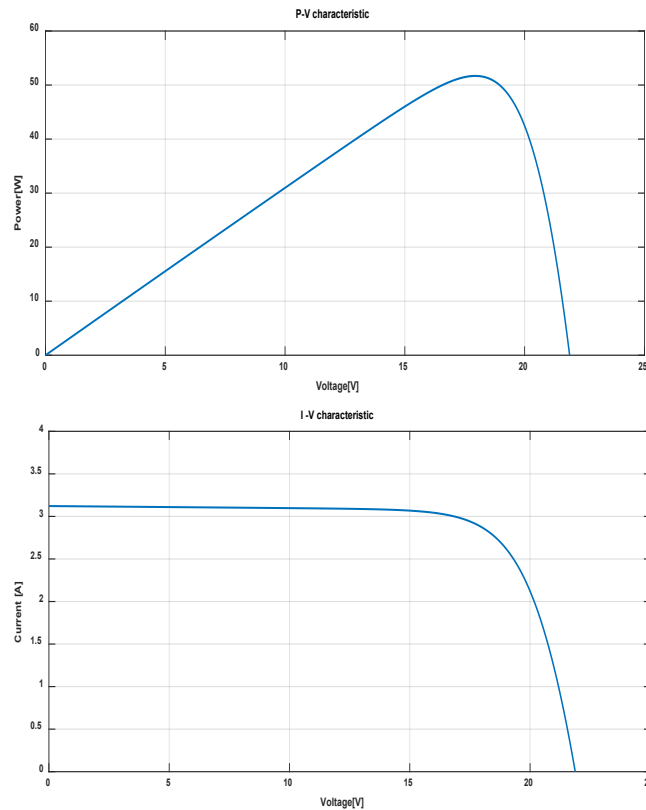


Figure 5. 9: Caractéristiques P/V et I/V

V.3.2. Défauts sélectionnés pour le diagnostic du système photovoltaïque

Les systèmes photovoltaïques peuvent être sujets à plusieurs défauts au cours de leur fonctionnement, et deux types principaux peuvent être distingués [162], [163] : i) les défauts permanents (dégradation, court-circuit et circuit ouvert), et ii) les défauts temporaires (défauts partiels : ombrage et accumulation de poussière). Il existe de nombreux défauts dans le système photovoltaïque. Nous présentons dans le Tableau 5.2 quelques-uns des différents défauts que l'on peut trouver dans le système PV et qui sont détectés.

Tableau 5. 2: Défauts survenant dans l'installation photovoltaïque examinée

Composants	Défauts	Code défaut
Générateur photovoltaïque	Ombres	01
	Augmentation de la température	02
	Résistances en série	03
	Résistances de shunt	04
	Défauts d'interconnexion	05
Convertisseur Buck	Circuit ouvert	06
	Court-circuit	07
	Panne du contrôleur MP	08
Batterie	Défaut de charge	09

V.3.3. Méthode de diagnostic ANFIS

Les systèmes neuro-flous combinent les avantages de deux méthodes complémentaires. Les connaissances peuvent être bien représentées par des systèmes flous. En raison de la capacité d'apprentissage des réseaux de neurones, l'intégration des réseaux de neurones au sein de ces systèmes améliore leurs performances.

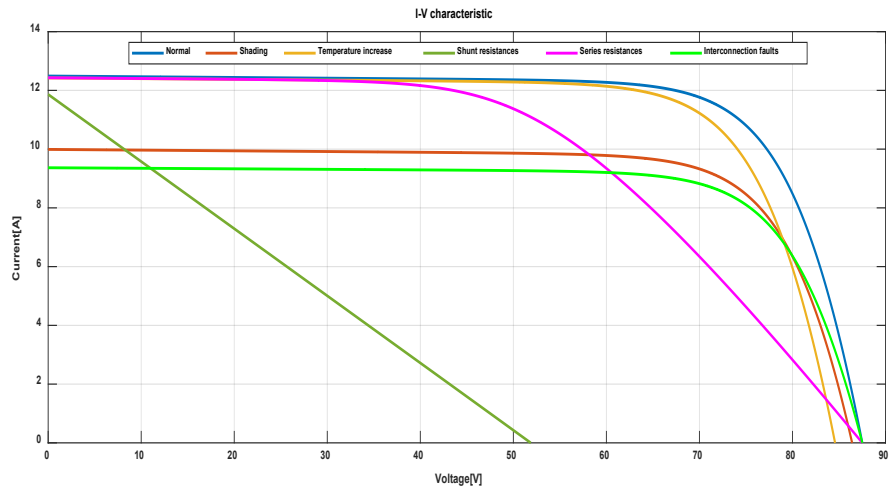
Par contre, l'ajout de règles floues aux réseaux de neurones explique la signification des paramètres du réseau et facilite leur initialisation, ce qui réduit considérablement le temps nécessaire au calcul de leur identification [164], [165] ANFIS, ou système d'inférence neuro-floue adaptative, utilise cinq couches d'un réseau neuronal de type perceptron multicouche (MLP), où chaque couche représente la réalisation d'une seule étape d'un système d'inférence floue de type Takagi-Sugeno. Nous avons un système d'inférence floue avec cinq entrées et une sortie [166], [167].

En effet, la sélection des entrées a été obtenue en utilisant les paramètres disponibles dans l'ensemble des données des caractéristiques I/V et P/V et V_c et V_b obtenus par simulations des quelques défauts du système solaire, dont la puissance maximale (P_{max}), le court-circuit (I_{sc}) et la tension en circuit ouvert (V_{oc}) de sortie du générateur PV avec la tension du convertisseur (V_c) et la tension de la batterie (V_b). Les courbes P/V et I/V et V_c et V_b sélectionnées représentent différentes valeurs (P_{max} , I_{sc} , V_{oc} , V_c , V_b) de chaque défaut. La sélection des couches cachées est obtenue à l'aide d'une simulation des défauts [168].

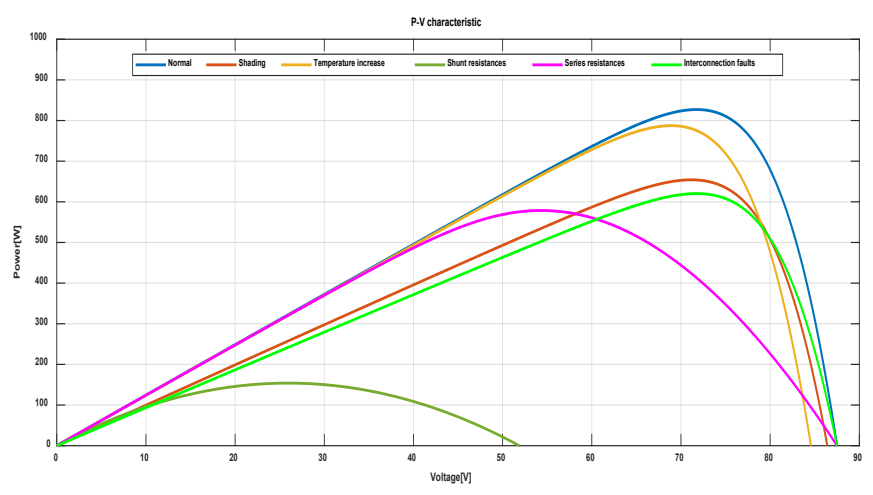
La modification des caractéristiques I/V et P/V peut être attendue lorsqu'il y a un changement dans l'état du champ PV provoqué par un changement des conditions de fonctionnement (ensoleillement, température, résistances série, résistances shunt et défauts d'interconnexion) ou par l'apparition d'un ou plusieurs défauts sur le terrain.

La Figure 5.10 montre les différents signaux du système PV en fonctionnement normal avec l'effet de chaque défaut. La Figure 5.10 (a) et la Figure 5.10(b) montrent les allures des caractéristiques I/V et P/V d'un champ PV en fonctionnement défectueux (défauts 01 à 05) par rapport à celles en fonctionnement normal. Dans ce test, chaque défaut est introduit dans le modèle du générateur photovoltaïque. L'objet de ce test est de vérifier la puissance maximale, la tension de court-circuit et la tension en circuit ouvert lors de la variation des conditions de fonctionnement.

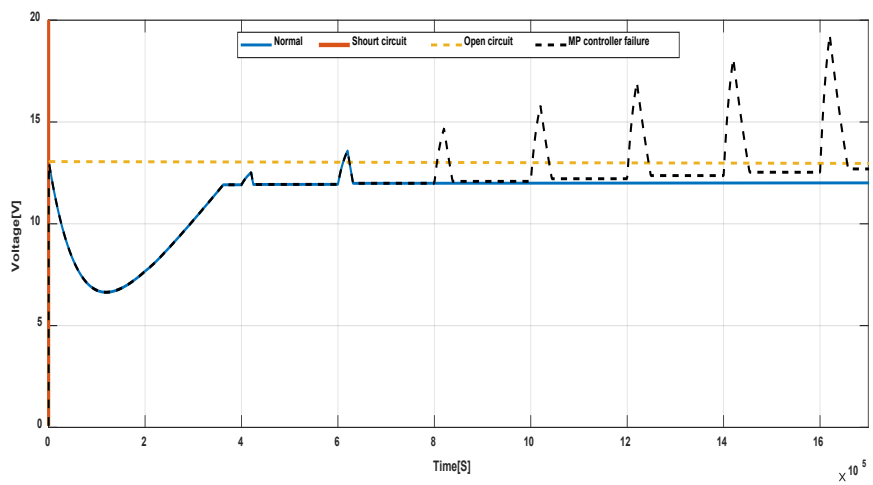
La Figure 5.10 (c) montre la sortie du convertisseur Buck avec un fonctionnement normal de charge par rapport à un fonctionnement défectueux (défauts 06 à 08), le but de ce test est de vérifier la tension du convertisseur de sortie. Et la Figure 5.10 (d) montre la tension de la batterie avec un fonctionnement normal en charge par rapport à un fonctionnement défectueux (défaut 09), le but de ce test est de vérifier la tension de la batterie. La méthode neuro-floue repose sur la comparaison de cinq paramètres (P_{max} , V_{oc} , I_{sc} , V_c , V_b) avec leurs valeurs normales. Les valeurs des paramètres mentionnés pour chaque condition défectueuse sont indiquées dans le Tableau 5.3.



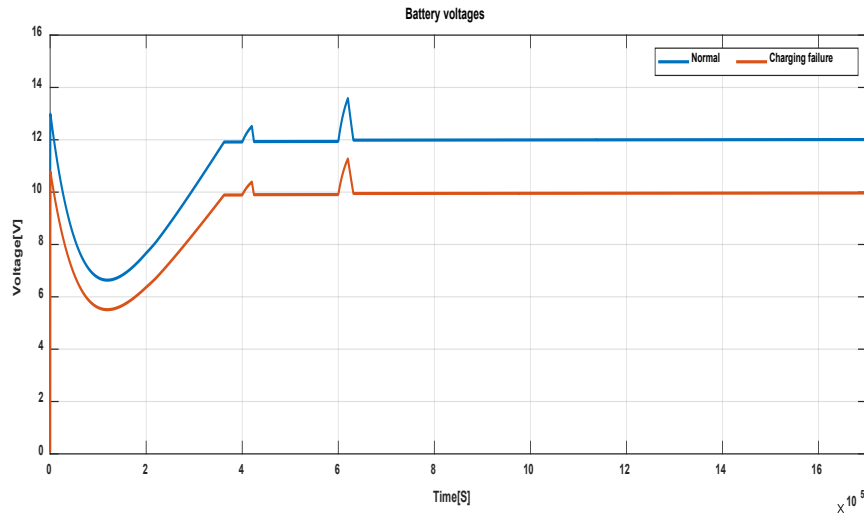
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 5. 10: Différents signaux du système PV (a) Caractéristique I/V des défauts P/V ;(b) Caractéristique P/V des défauts PV ; (c) Sortie du convertisseur Buck avec défauts de charge ; (d) Tension de la batterie avec défaut de charge

Tableau 5. 3: Valeurs de la console neuro-flou pour chaque condition défectueuse

Défaut	Pmax[W]	Isc[A]	Voc[V]	Vc[V]	Vb[V]	Type de défaut
00	827.1	12.480	87.508	13.578	13.578	Aucun défaut
01	654.1	9.990	86.415	13.578	13.578	Ombrage 800W/m ²
02	787.4	12.423	84.582	13.578	13.578	Augmentation de la température
03	578.6	12.428	87.508	13.578	13.578	Résistances série 2.21Ω
04	153.9	11.863	51.871	13.578	13.578	Résistances shunt 4.15405Ω
05	620.3	9.365	87.508	13.578	13.578	Défauts d'interconnexion
06	827.1	12.480	87.508	13.043	13.578	Circuit ouvert
07	0.06693	12.480	87.508	infini	indéterminé	Court-circuit
08	827.1	12.480	87.508	19.268	13.578	Défaut du contrôleur MP
09	827.1	12.480	87.508	13.578	11.269	Défaut de charge

Ensuite, la comparaison de toutes les valeurs est donnée à partir de l'équation (5.5):

$$C_i = \frac{val_{default_i}}{val_{normal_i}} \quad (5.10)$$

Où val_{normal_i} est la valeur du système en fonctionnement normal et $val_{default_i}$ est la valeur du système défaillant. Le résultat du système de comparaison doit être intégré dans le contrôleur ANFIS.

V.3.3.1 Structure de la méthode proposée

La méthode proposée est basée sur l'étude d'un ensemble de valeurs de sortie du système PV ($C_{Pmax}, C_{Voc}, C_{Isc}, C_{Vc}, C_{Vb}$), en fonctionnement normal (sain) et problématique (défectueux).

Sur la base d'un système comparateur, les performances de la technique neuro-floue sont évaluées. La technique proposée est résumée dans le schéma présenté à la Figure 5.11.

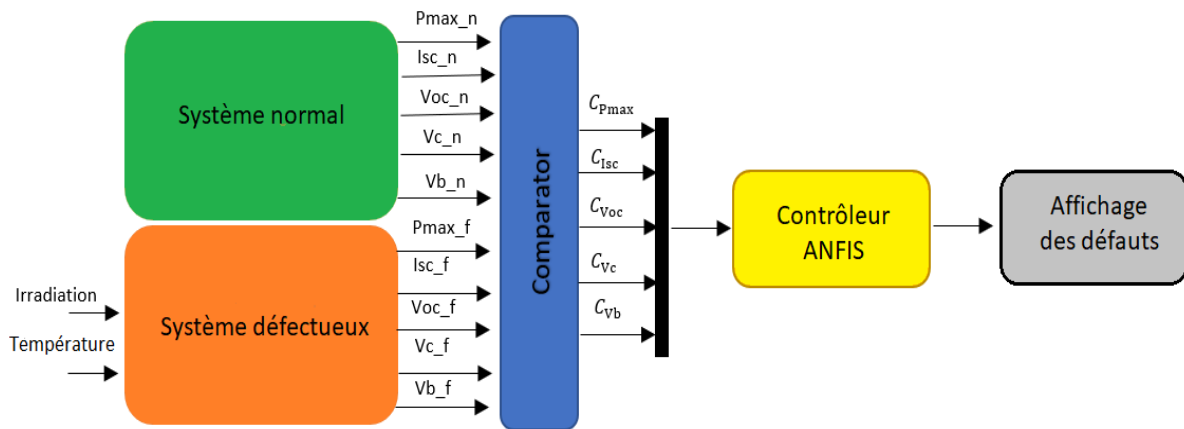


Figure 5. 11: Structure générale de la technique proposée

Chaque paramètre (P_{max} , V_{oc} , I_{sc} , V_c , V_b) des systèmes normaux et défaillants est calculé, après l'exécution du système de comparaison pour obtenir les valeurs ($C_{P_{max}}$, $C_{V_{oc}}$, $C_{I_{sc}}$, C_{V_c} , C_{V_b}) indiquées dans le Tableau 5.4. Le résultat dépend d'abord de $C_{P_{max}}$ c'est à dire la puissance maximale générée par le système défaillant et C_i autres valeurs. Ensuite, le contrôleur neuro-floue est démarré [134].

Tableau 5. 4: Valeurs pour chaque condition défectueuse

Défauts	Paramètres				
	$C_{P_{max}}$	$C_{I_{sc}}$	$C_{V_{oc}}$	C_{V_c}	C_{V_b}
0	1	1	1	1	1
1	0.790835449	0.800480769	0.987509713	1	1
2	0.952000967	0.995432692	0.966563057	1	1
3	0.699552654	0.995833333	1	1	1
4	0.186071817	0.950560897	0.592757234	1	1
5	0.749969774	0.750400641	1	1	1
6	1	1	1	0.960598026	1
7	8.09213E-05	1	1	736485.4912	0
8	1	1	1	1.419060245	1
9	1	1	1	1	0.8299455

V.3.3.2 Organigramme de la méthode proposée

L'organigramme de l'algorithme neuro-floue proposé pour la détection de défauts est illustré sur la Figure 5.12.

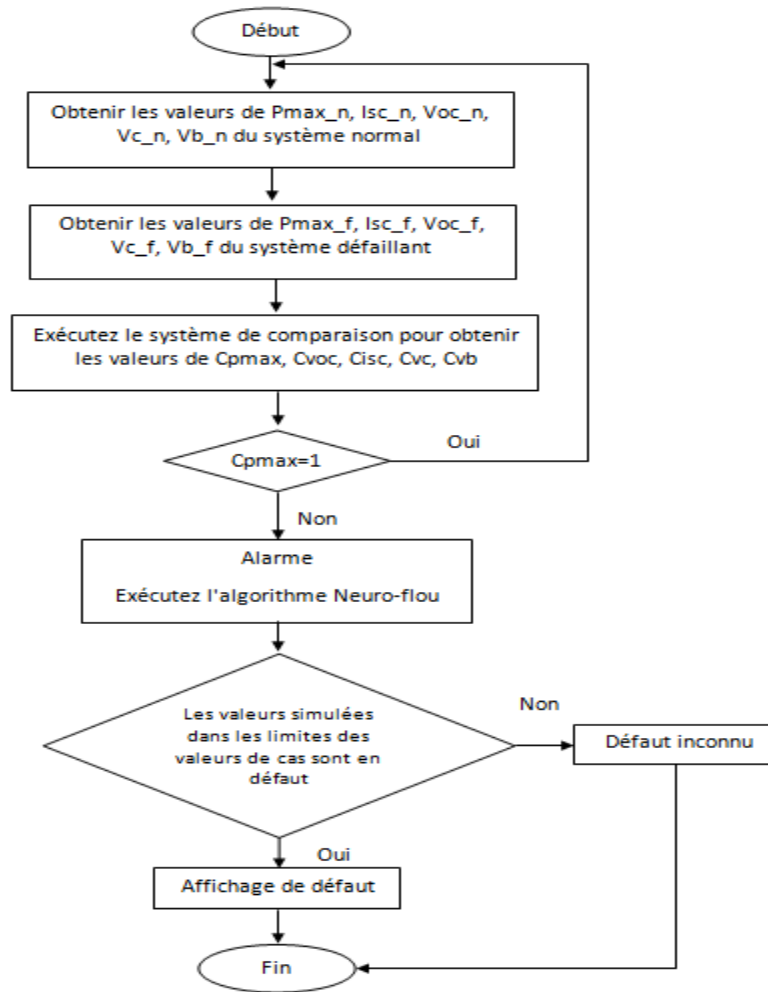


Figure 5. 12: Organigramme de l'algorithme neuro-flou proposé pour la détection de défauts

V.3.4. Résultats et discussion

La méthode ANFIS est une technique d'optimisation des systèmes d'inférence de type flou Takagi-Sugeno proposée par Jang[169]. Cela permet d'ajuster les paramètres du système ; la méthode des moindres carrés combinée à la méthode de descente de gradient. Cette méthode est basée sur l'utilisation de réseaux multicouches. La Figure 5.13 montre la structure de l'étape décisionnelle de l'évaluation ANFIS. L'architecture se compose de cinq couches principales [170], chaque couche étant constituée d'un certain nombre de nœuds. Le nombre de nœuds est réparti comme suit : 5-30-6-6-1.

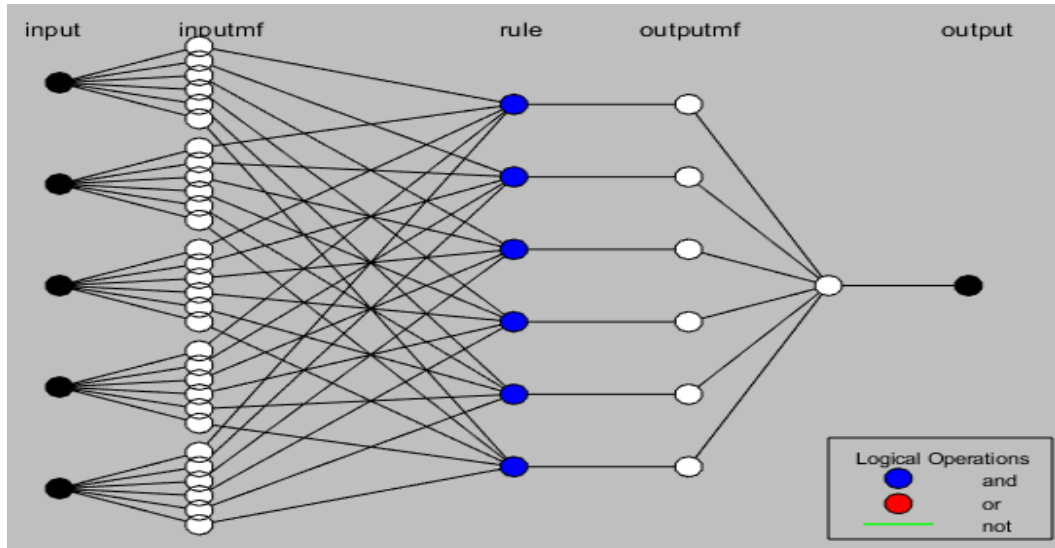


Figure 5. 13: Architecture de l'ANFIS

Couche 1 : chaque nœud i de cette couche a une fonction d'appartenance sous la forme gaussienne et est un nœud carré comme indiqué en (5.6).

$$O_i^1 = U_{A_i}(x) = e^{-\frac{(x-m_i)^2}{\alpha_i}} \quad (5.11)$$

Où m_i est le centre de la fonction d'appartenance et α_i sa largeur.

Couche 2 : les poids des règles sont les sorties de cette couche, et ils sont produits en multipliant simplement les entrées dans chaque cellule comme indiqué en (5.7).

$$W_i = U_{A_i}(x) \times U_{B_i}(x) \times U_{C_i}(x) \times U_{D_i}(x) \times U_{E_i}(x) \quad (5.12)$$

Couche 3 : la normalisation des poids des règles est représentée par cette couche. Il détermine la proportion entre le poids de la i règle et le poids total de toutes les règles, comme indiqué en (5.8).

$$\bar{W}_i = \frac{W_i}{\sum_i W_i} \quad (5.13)$$

Couche 4 : chaque nœud i de cette couche est un nœud qui est calculé comme indiqué en (5.9).

$$O_i^4 = \bar{W}_i \times f_i = \bar{W}_i \times (p_i x + q_i x + r_i) \quad (5.14)$$

Couche 5 : la cellule de cette couche additionne tous les signaux d'entrée et génère une valeur qui correspond à peu près à la fonction souhaitée, comme indiqué en (5.10).

$$O_i^5 = \sum_i \bar{W}_i \times f_i \quad (5.15)$$

L'ANFIS utilise un algorithme d'apprentissage hybride illustré à la Figure 5.14. Le rôle de l'apprentissage est l'ajustement des paramètres du système d'inférence floue. Ce sont donc les paramètres locaux et les paramètres conséquents. En d'autres termes, le processus

d'apprentissage est utilisé pour optimiser les paramètres de prémisse (paramètres de fonction d'appartenance) et les paramètres de conséquence (les coefficients de sortie) [171], [172].

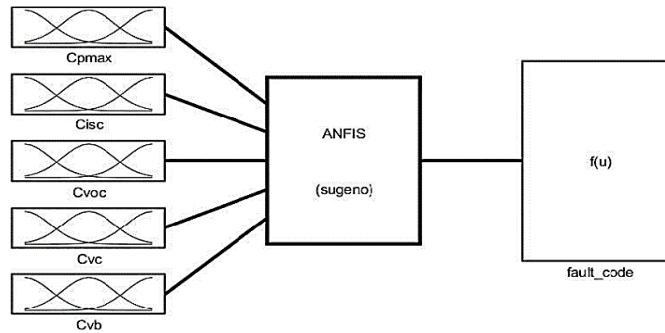


Figure 5. 14: Système ANFIS 5 entrées et 1 sortie

La procédure d'apprentissage du système ANFIS peut se faire en deux phases comme indiqué : la première vise à ajuster les paramètres de prémisse tout en gardant les paramètres conséquents fixes à l'aide de la méthode de rétro propagation du gradient d'erreur. Avec cette méthode nous calculons le gradient de l'erreur pour ajuster chaque paramètre (poids), lié aux nœuds en calculant la différence au carré E entre la sortie prédite et la sortie observée [170] :

$$E_k = \sum (d_i - x_{L,i})^2 \quad (5.11)$$

Où $N(L)$ est le nombre de neurones dans la couche L , la composante vectorielle de sortie désiré d_i et $x_{L,i}$ est la composante vectorielle de sortie réelle de l'ANFIS.

Pour chaque paramètre α_i est modifié comme indiqué en (5.12) :

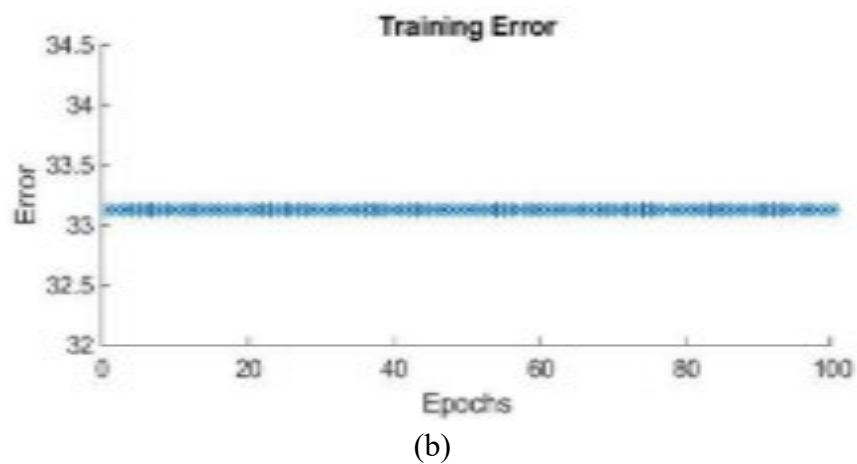
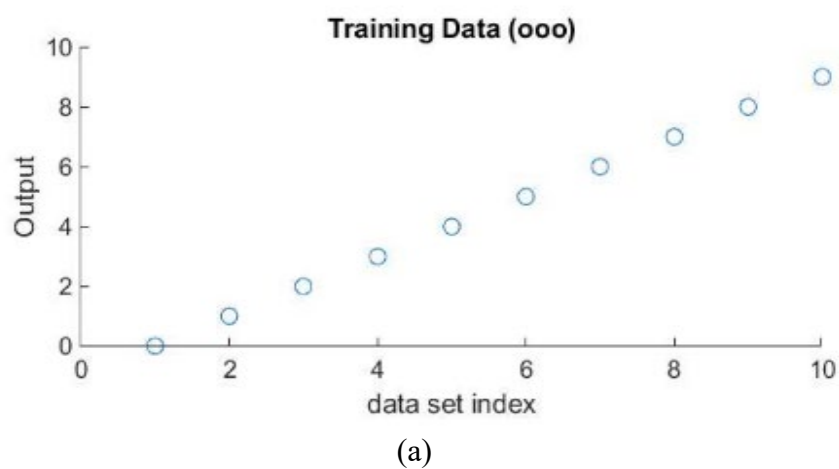
$$\Delta \alpha_i = -\eta \frac{dE}{d\alpha_i} \quad (5.16)$$

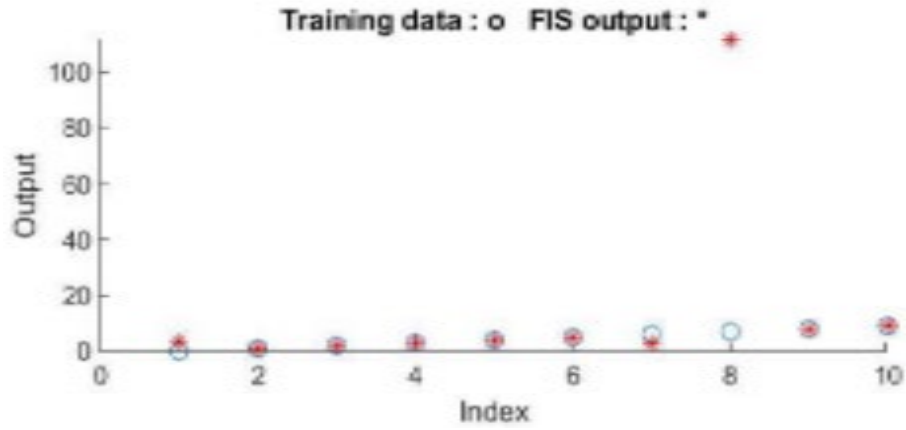
Où η est l'étape d'apprentissage (constante positive).

Dans une deuxième phase en ajustant les paramètres conséquents tout en gardant les paramètres des prémisses fixes, cette opération se fait par la méthode des moindres carrés, on pourrait affirmer que le but de cette dernière est de réduire l'écart entre le modèle anticipé et les données observées [161], [173]. L'apprentissage des systèmes neuro-flous en général est une phase qui permet de déterminer ou de modifier les paramètres du système, afin d'obtenir une combinaison optimale. L'utilisation de données expérimentales à des fins de formation et de tests pour améliorer l'intelligence du système et obtenir des résultats de simulation réalistes [174].

Les données d'entrée sont définies plusieurs fois tout au long de l'opération de formation pour garantir une bonne prise de décision et réduire l'erreur d'estimation. Pour s'adapter, plusieurs itérations sont nécessaires. La Figure 5.15 est une illustration de l'ANFIS pour l'état de détection de défauts PV, la Figure 5.15(a) montre les données d'entraînement, la Figure 5.15(b) montre l'erreur d'entraînement avec 100 époques et la Figure 5.15(c) montre la sortie FIS avec les données d'entraînement.

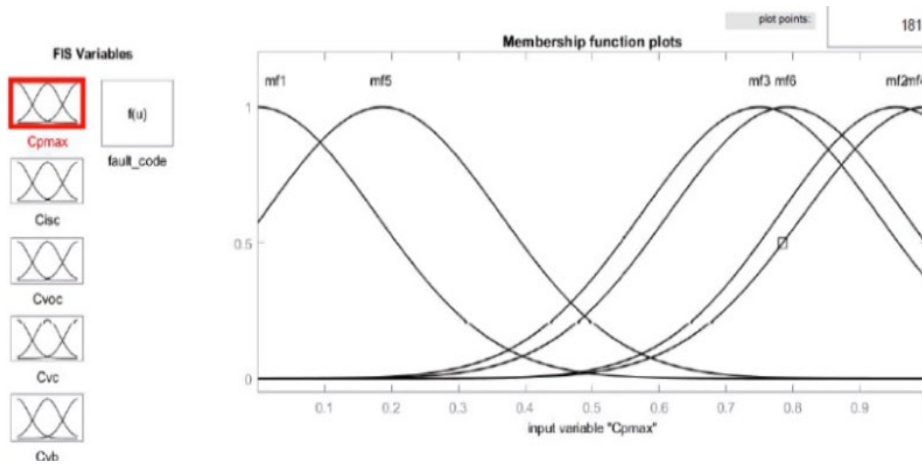
Nous utilisons cinq fonctions d'appartenance ($C_{P_{max}}, C_{V_{oc}}, C_{I_{sc}}, C_{V_c}, C_{V_b}$) et une pour la sortie (code par défaut) comme le montre la Figure 5.16 avec six clusters différents pour l'entrée, les Figure 5.16(a) à Figure 5.16(e) pour chaque variable avec six règles d'inférence peuvent généraliser de manière satisfaisante la sortie de condition de défaut. Le schéma du mécanisme de raisonnement flou de l'ANFIS est illustré à la Figure 5.17. Seize règles conditionnelles contrôlent l'opération où les colonnes représentent les cinq entrées et une donnée de sortie. On peut voir que si $C_{P_{max}}=0.5$, $C_{I_{sc}}=0.875$, $C_{V_{oc}}=0.796$, $C_{V_c}=3.68 \times 10^5$, $C_{V_b}=0.5$ alors le code d'erreur = 0,113 sont respectivement prédits par l'approche ANFIS. Et la Figure 5.18 montre les visualiseurs des surfaces ANFIS. Ces résultats confirment la capacité de l'algorithme ANFIS à détecter les défauts photovoltaïques avec une précision élevée et rapide dans toutes les conditions d'irradiation et de température.



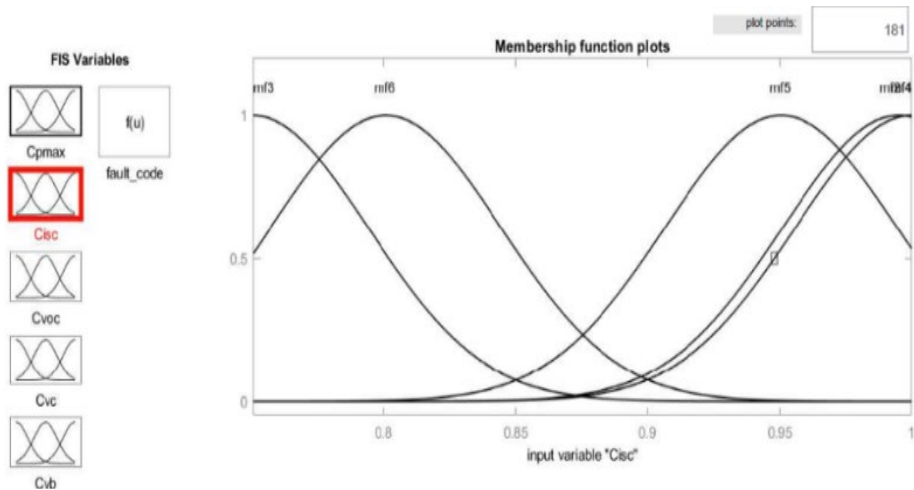


(c)

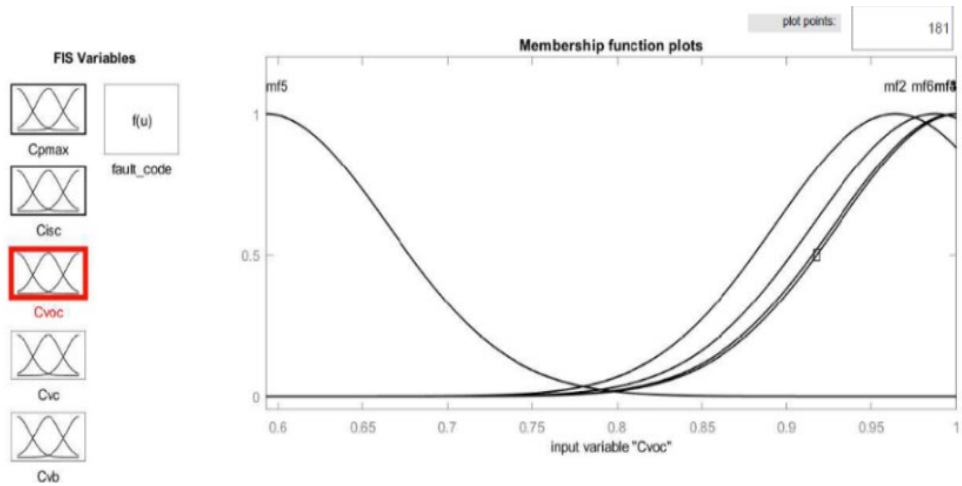
Figure 5. 15: Illustration de l'ANFIS pour l'état de détection des défauts PV (a) Données de formation ; (b) Erreur de formation avec 100 époques ; (c) Etoiles rouges indiquent la sortie FIS, suivi entièrement de cercles bleus qui représentent les données de formation



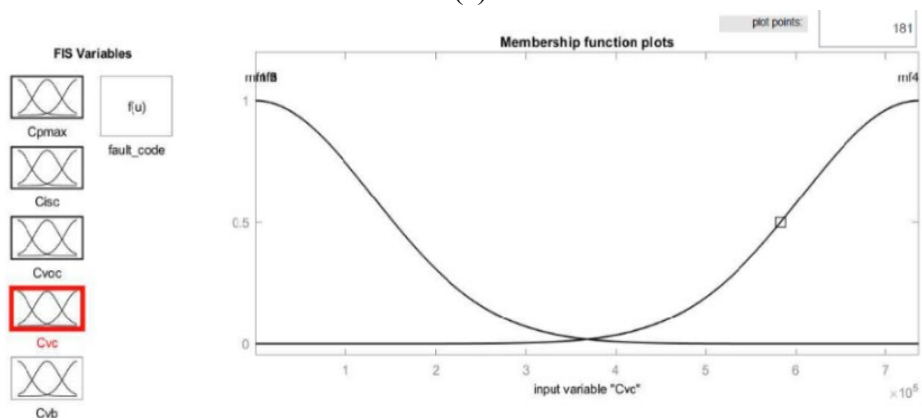
(a)



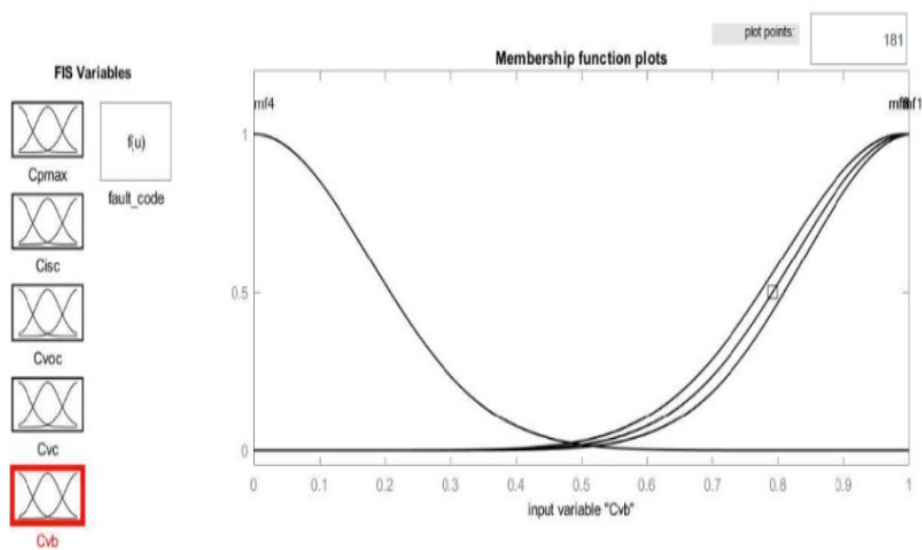
(b)



(c)



(d)



(e)

Figure 5. 16: MF avec six clusters différents pour l'entrée (a) C_{Pmax} , ;(b) C_{ISC} ; (c) C_{Voc} , ; (d) C_{Vc} , et (e) C_{Vb}

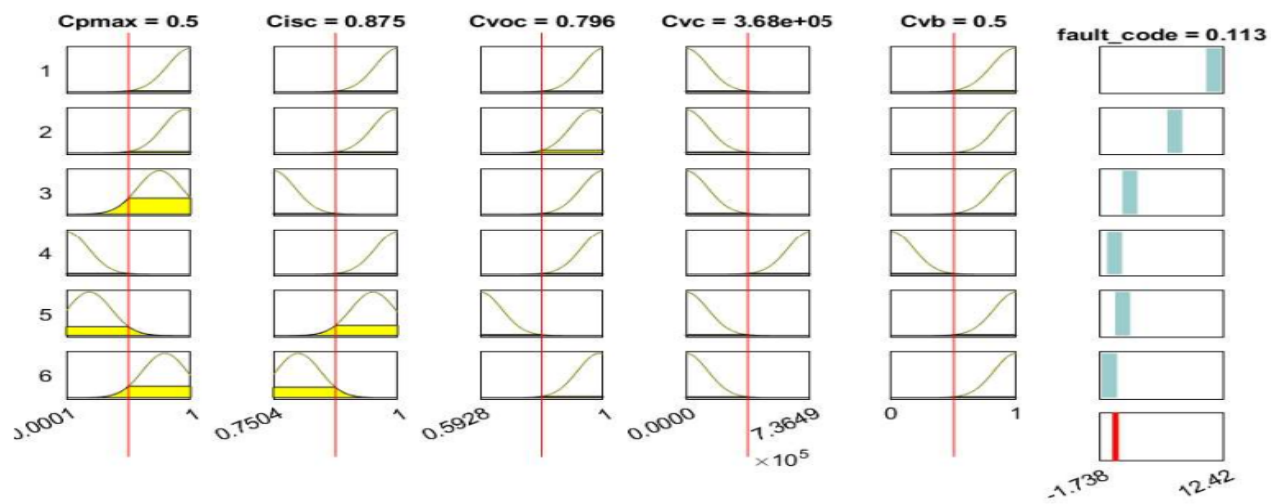


Figure 5. 17: Schéma du mécanisme de raisonnement flou de l'ANFIS

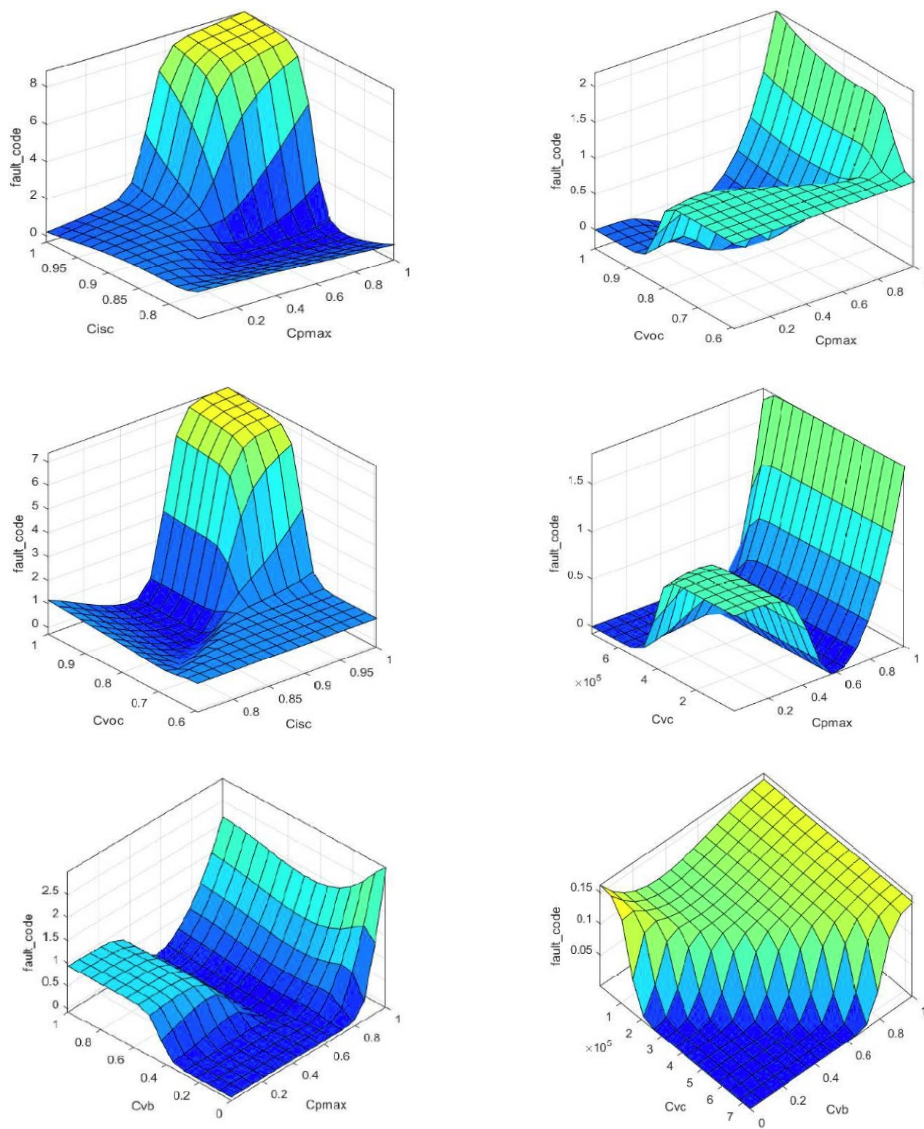


Figure 5. 18: Visualiseurs de surfaces ANFIS

V.4 Conclusion

Nous avons présenté, un algorithme d'un système de détection et de localisation de défauts d'un système PV basé sur le contrôle par modèle ANFIS de réseaux neuro-flous, l'apprentissage de ce modèle s'est fait après plusieurs tentatives pour arriver à une architecture optimale et minimiser le nombre de paramètres du modèle.

L'architecture retenue d'ANFIS avec cinq entrées et six fonctions d'appartenance de type gaussien. Ce nouvel algorithme intelligent permet de détecter neuf défauts dans le système photovoltaïque.

L'étude et l'analyse des résultats obtenus montrent que la méthode intelligente réalisée par l'algorithme ANFIS a permis d'obtenir de meilleures performances de prédiction avec des résultats fiables.

Conclusion générale

Les pays développés et sous-développés considèrent la sûreté énergétique comme l'élément le plus crucial de leur agenda, en particulier en raison des niveaux alarmants des indices des énergies traditionnelles (fossiles). Les stocks de pétrole et de gaz ont diminué considérablement et ne pourront pas répondre aux exigences du marché mondial dans les décades à venir.

Les chercheurs et les leaders se tournent désormais vers les énergies renouvelables en raison de leur durabilité et de leur moins grande pollution. Dans les dix dernières années, des milliers de recherches ont porté sur les énergies renouvelables, démontrant leur potentiel et leur capacité à remplacer les ressources traditionnelles, en particulier dans le secteur de la production d'électricité.

En raison de la quantité lumineuse importante qui distingue le désert algérien, l'énergie photovoltaïque est l'une des énergies qui nous intéressent dans notre pays. Les installations de centrales de test dans diverses régions du Sahel ont révélé de nombreux problèmes techniques qui entravent la production de ces installations.

Les perturbations causées par l'exposition aux facteurs atmosphériques externes ou à diverses défaillances internes peuvent survenir pendant le fonctionnement des cellules photovoltaïques. Ces perturbations peuvent affecter la stabilité du système et réduire l'efficacité et le rendement de production du système.

Une détection efficace et précise des défauts du système photovoltaïque peut protéger le système contre les temps d'arrêt ou d'effondrement tout en améliorant son efficacité, en garantissant un fonctionnement sûr et en réduisant les coûts de production d'électricité.

En raison du degré d'expansion des systèmes photovoltaïques et de la nécessité d'optimiser leur fiabilité et leurs performances, le développement de méthodes de diagnostic pour la détection des défauts dans le comportement des systèmes photovoltaïques est particulièrement important et nécessaire.

Cette thèse nous a permis de confectionner et simuler les trois techniques suivantes :

Premièrement, la technique intelligente basée sur la logique floue de TakagiSugeno a été utilisée pour détecter et diagnostiquer les défauts d'un générateur photovoltaïque connecté à un convertisseur abaisseur et à des batteries. Nous avons analysé les caractéristiques I-V, P-V, du convertisseur abaisseur et les sorties de la batterie pour le fonctionnement sain et défectueux.

12 défauts sont détectés en détail pour évaluer les performances de l'algorithme proposé sur les systèmes photovoltaïques. Les résultats de la simulation ont montré l'efficacité de la méthode suggérée.

Deuxièmement, la méthode intelligente basée sur les réseaux de neurones artificiels (ANN) pour le diagnostic des pannes a été proposée. Il a été démontré que la méthode étudiée peut

détecter avec précision divers types de défauts basés sur des bases de données de tension, de courant et de puissance.

Pour évaluer correctement les paramètres de sortie d'un réseau neuronal artificiel, une formation régulière et une base de données importante a été nécessaire.

Troisièmement, nous avons présenté un algorithme de détection de défauts pour les réseaux de neurones flous basé sur le modèle ANFIS. Après plusieurs tentatives pour atteindre et réduire la structure idéale, ce modèle a été conçu.

Nous avons trouvé neuf défauts dans le système photovoltaïque grâce à l'utilisation de ce nouvel algorithme intelligent. Les résultats ont montré que cette méthode produit de meilleures performances prédictives avec des résultats fiables et homogènes.

Comme perspectives, nous proposons une vérification expérimentale des algorithmes proposés en utilisant les outils pratiques spécifiques à ces techniques, ainsi que l'application de ces techniques à d'autres types de défauts dans le cadre de ce travail.

Références

- [1] A. H. Omran, D. M. Said, S. M. Hussin, and S. H. Abdulhussain, “Photovoltaic system DC series arc fault: A case study”, *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science (IJECS)*, vol. 28, no. 2, pp. 625–635, Nov. 2022, doi: 10.11591/ijeecs.v28.i2.pp625-635.
- [2] S. Latreche, A.E. Badoud, and M. Khemliche, “Implementation of MPPT algorithm and supervision of shading on photovoltaic module”, *Engineering, Technology and Applied Science Research*, vol. 8, no. 6, pp. 3541–3544, Dec. 2018, doi: 10.48084/etasr.2354.
- [3] M. A. Hessad, Z. Bouchama, S. Benagoune, and K. Behih, “Cascade sliding mode maximum power point tracking controller for photovoltaic systems,” *Electrical Engineering and Electromechanics*, vol. 2023, no. 1, pp. 51–56, Jan. 2023, doi: 10.20998/2074-272X.2023.1.07.
- [4] F. Bait, S. Latreche, and M. Khemliche, “Simulation of different faults in photovoltaic installation”, In *2022 19th IEEE International Multi-Conference on Systems, Signals and Devices, SSD 2022*, May 2022, pp. 1130–1138, doi: 10.1109/SSD54932.2022.9955851.
- [5] S. Latreche, A. Khenfer, and M. Khemliche, “Sensors placement for the faults detection and isolation based on bridge linked configuration of photovoltaic array,” *Electrical Engineering and Electromechanics*, vol. 2022, no. 5, pp. 41–46, Sep. 2022, doi: 10.20998/2074-272X.2022.5.07.
- [6] Y. Lahiouel, S. Latreche, and H. Afghoul, “Experimental realization using a dSP ACE card of the PI control for an active power filter”, In *2022 19th IEEE International Multi-Conference on Systems, Signals and Devices, SSD 2022*, May 2022, pp. 53–57, doi: 10.1109/SSD54932.2022.9955690.
- [7] H. E. Amara, S. Latreche, M. A. Sid, and M. Khemliche, “Sliding mode observer and event triggering mechanism co-design”, *Engineering, Technology and Applied Science Research*, vol. 10, no. 2, pp. 5487–5491, Apr. 2020, doi: 10.48084/etasr.3285.
- [8] M. Davarifar, A.Rabhi, and A.ElHajjaji, Comprehensive modulation and classification of faults and analysis their effect in dc side of photovoltaic system, *Energy and Power Engineering*, 2013, vol. 05, no. 04, pp. 230–236. doi: <https://doi.org/10.4236/epe.2013.54B045>.
- [9] Z.Yi, and A. H.E. Temadi, Fault detection for photovoltaic systems based on multi-resolution signal decomposition and fuzzy inference systems, *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2017, vol. 8, no. 3, pp. 1274-1283 .doi: <https://doi.org/10.1109/TSG.2016.2587244>.
- [10] A.Livera, M.Theristis, G.Makrides, and G.E. Georghiou, On-line failure diagnosis of grid-connected photovoltaic systems based on fuzzy logic, *IEEE 12th International Conference on Compatibility, Power Electronics and Power Engineering (CPE-POWERENG 2018)*, 2018, pp. 1-6. doi: <https://doi.org/10.1109/CPE.2018.8372537>.

-
- [11] S.Perveen, H.Ashfaq, andM.Asjad, Fault ranking in PV module based on artificial intelligence technique (AIT), International Conference on Power Electronics, Control and Automation (ICPECA), 2019, pp. 1-6. doi: <https://doi.org/10.1109/ICPECA47973.2019.8975619>.
- [12] M.Dhimish, andG.Badran,Photovoltaic hot-spots fault detection algorithm using fuzzy systems, IEEE Transactions on Device and Materials Reliability, 2019 ,vol. 19, no. 4, pp. 671-679. doi: <https://doi.org/10.1109/TDMR.2019.2944793>.
- [13] A.Djalab, N.Nekbil, A.A.Laouid, A.Kouzou, andK.Kadiri, An intelligent technique to diagnosis and detection the partial shading based on fuzzy logic for PV system, 17th International MultiConference on Systems, Signals & Devices (SSD), 2020, pp. 235-238. doi: <https://doi.org/10.1109/SSD49366.2020.9364109>.
- [14] L. Bonsignore, M. Davarifar, A. Rabhi, G. M. Tina, and A. Elhajjaji, “Neuro-fuzzy fault detection method for photovoltaic systems”, Energy Procedia, vol. 62, pp. 431–441, 2014, doi: 10.1016/j.egypro.2014.12.405.
- [15] A. Belaout, F. Krim, A. Mellit, B. Talbi, and A. Arabi, “Multiclass adaptive neuro-fuzzy classifier and feature selection techniques for photovoltaic array fault detection and classification”, Renewable Energy, vol. 127, pp. 548–558, Nov. 2018, doi: 10.1016/j.renene.2018.05.008.
- [16] I. Kaid, A. Hafafa, M. Guemana, N. Hadroug, A. Kouzou, and L. Mazouz, “Photovoltaic system failure diagnosis based on adaptive neuro fuzzy inference approach: South Algeria solar power plant,” Journal of Cleaner Production, vol. 204, pp. 169–182, Dec. 2018, doi: 10.1016/j.jclepro.2018.09.023.
- [17] A.F. Bendary, A. Y. Abdelaziz, M. M. Ismail, K. Mahmoud, M. Lehtonen, and M. M. F. Darwish, “Proposed anfis based approach for fault tracking, detection, clearing and re-arrangement for photovoltaic system”, Sensors, vol. 21, no. 7, p. 2269, Mar. 2021, doi: 10.3390/s21072269.
- [18] M. Abbas and D. Zhang, “A smart fault detection approach for PV modules using adaptive neuro-fuzzy inference framework”, Energy Reports, vol. 7, pp. 2962–2975, Nov. 2021, doi: 10.1016/j.egypr.2021.04.059.
- [19] M.M. Mansouri, S. Hadjeri, and M. Brahami, “New method of detection, identification, and elimination of photovoltaic system faults in real time based on the adaptive Neuro-fuzzy system”, IEEE Journal of Photovoltaics, vol. 11, no. 3, pp. 797–805, May 2021, doi: 10.1109/JPHOTOV.2021.3051145.
- [20] Ma, Shao-Chao, Jin-Hua Xu, and Ying Fan. “Characteristics and key trends of global electric vehicle technology development: A multi-method patent analysis.” Journal of Cleaner Production 338 (2022): 130502.

-
- [21]Zahraoui, Younes, Mohammed ReyasudinBasir Khan, Ibrahim AlHamrouni, SaadMekhilef, and Mahrous Ahmed. 2021. "Current Status, Scenario, and Prospective of Renewable Energy in Algeria: A Review" *Energies* 14, no. 9: 2354. <https://doi.org/10.3390/en14092354>
- [22] Ministère de l'énergie et des mines. <https://www.energy.gov.dz/?rubrique=energies-nouvelles-renouvelables-et-maitrise-de-lrenergie>.
- [23] M.H. Upadhyaya, S. Senthilarasu, M.H. Hsu, D. K. Kumar,Recent progress and the status of dye-sensitised solar cell (DSSC) technology with state-of-the-art conversion efficiencies,*Solar Energy Materials and Solar Cells*,Volume 119,2013.
- [24] J.You, L.Dou, and K. Yoshimura, A polymer tandem solar cell with 10.6% power conversion efficiency. *Nat Commun* 4, 1446 (2013). <https://doi.org/10.1038/ncomms2411>
- [25] Zhou, Huanping, et al. "Interface engineering of highly efficient perovskite solar cells." *Science* 345.6196 (2014): 542-546..
- [26] C.Wang, J.Wu, J.Ekanayake, andN.Jenkins, (Eds.). (). *Smart Electricity Distribution Networks*, CRC Press, 2017. <https://doi.org/10.1201/9781315373324>
- [27]Solar Panel Technology. <http://electronics.stackexchange.com/questions/20427/checking-solar-panels-current> [Available online].
- [28] Solar Cell Efficiency, <http://www.greenpatentblog.com/2011/07/09/alta-solar-cells-up-efficiency-by-slimming-down> [Available online].
- [29] T. Boutaba, Contribution à la modélisation et à la commande d'un système de génération hybride Solaire-Eolien. Thèse de Doctorat, Université AbbèsLaghrou, Khenchela, Algérie 2018.
- [30] Solar panel Materials.<http://pveducation.org/pvcdrom/modules/module-materials> [Available online].
- [31] A. Mohd, "Modeling and fault detection in DC side of photovoltaic arrays" (2014), *Electronic Thesis and Dissertations*, 2004-2019. 4847. <https://stars.library.ucf.edu/etd/4847>
- [32] S. Silvestre, A. Boronat,A.Chouder, Study of bypass diodes configuration on PV modules.*applied energy*, Vol 86, pp. 1632-1640, 2009.
- [33] J. C. Wiles and D. L. King, "Blocking diodes and fuses in low-voltage PV systems",In *Proceedings. 26th IEEE PVSC*, 1997, pp. 1105–1108.
- [34] A.A. Djalab, M.M. Rezaoui, L. Mazouz, A. Teta, and N. Sabri,Robust method for diagnosis and detection of faults in photovoltaic systems using artificial neural networks, *PeriodicaPolytechnica Electrical Engineering and Computer Science*, 2020.

-
- [35] D.Sera, R.Teodorescu, and P.Rodriguez, "PV panel model based on datasheet values", In Proceedings of IEEE International Symposium on Industrial Electronics, pp. 2392-2396, Vigo, Spain, June 2007.
- [36] W.Shockley, and H.Queisser., "Detailed balance limit of efficiency of P-N junction solar cells", Journal of Applied Physics, Vol. 32, No. 3, March 1961.
- [37] M.R.Rashel, J.Rifath, T. Gonçalves, M.Tlemçani, and R.Melício, "Sensitivity analysis through error function of crystalline-Si photovoltaic cell model integrated in a smart grid", International Journal of Renewable Energy Research, vol. 7, no. 4, pp. 1926–1933, December 2017.
- [38]Hasaneen, B. M., and Adel A. Elbaset Mohammed. "Design and simulation of DC/DC boost converter." 2008 12th International Middle-East Power System Conference.IEEE, 2008.
- [39] Li, Xingshuo, et al. "Comprehensive studies on operational principles for maximum power point tracking in photovoltaic systems." IEEE Access 7 (2019): 121407-121420.
- [40] Chen, Wei, et al. "Evaluation of performance of MPPT devices in PV systems with storage batteries." RenewableEnergy 32.9 (2007): 1611-1622.
- [41] N. Aouchiche, M.S. Cheikh, A. Aït Malek, Poursuite du point de puissance maximale d'un système photovoltaïque par les méthodes de l'incrémentation de conductance et la perturbation & observation, Journal of Renewable Energies, 2013, 16.3: 485–498-485–498.
- [42]Cheddadi, Fatima, Ismail Boumhidi, and Selma Sefriti. "Comparaison entre la Commande MPPT par mode glissant et la Perturbation et Observation pour les systèmes Photovoltaïques." IMAT3E'18 International Meeting on Advanced Technologies in Energy and Electrical Engineering. 2018.
- [43]Manel, BEN MAMMAR, and D. E. K. K. I. C. H. E. Daou. Etude comparative de quelques techniques de commande MPPT à base de la Conductance Incrémentale pour les systèmes photovoltaïques. Diss. faculté des sciences et de la technologie univ bba, 2022.
- [44] ESRAM, Trishan, and Patrick L. Chapman. "Comparison of photovoltaic array maximum power point tracking techniques." IEEE Transactions on energy conversion 22.2 (2007): 439-449.
- [45]Messalti, Sabir. "A new neural networks MPPT controller for PV systems." IREC2015 the sixth international renewable energy congress.IEEE, 2015.
- [46] Robles Algarín, Carlos, John TabordaGiraldo, and Omar Rodriguez Alvarez. "Fuzzy logic based MPPT controller for a PV system." Energies 10.12 (2017): 2036.
- [47]Spiers, David. "Batteries in PV systems." Practical Handbook of Photovoltaics.Academic Press, 2012.721-776.
- [48] Köntges, Marc, et al. "Review of failures of photovoltaic modules." (2014): 1-140.

-
- [49] G. Zwingelstein, *Diagnostic des défaillances : théorie et pratique pour les systèmes industriels*. 1995: Hermès.
- [50] A.Djalab, and L.Bouafia, *Diagnosis of faults in a renewable energy system based on artificial intelligence technique: Application on a photovoltaic system*, Doctorate Thesis, Ziane Achour University, Djelfa, Algeria, 2020.
- [51] B. Michaël, "Développement d'un outil de supervision et de contrôle pour une installation solaire photovoltaïque", Thèse de doctorat, Université de Perpignan, 2014, France.
- [52] Maquin, Didier, and José Ragot. *Diagnostic des systèmes linéaires*. Hermès science publications, 2000.
- [53] P. Ripoll, *Conception d'un système de diagnostic flou appliqué au moteur automobile*, Thèse de Doctorat, Université de Chambéry, France, 1999.
- [54] M. A. Munoz, M. C. Alonso-García, N. Vela, and F. Chenlo, "Early degradation of silicon PV modules and guaranty conditions," *Sol. Energy*, vol. 85, no. 9, pp. 2264–2274, 2011.
- [55] N. C. Park, J. S. Jeong, B. J. Kang, and D. H. Kim, "The effect of encapsulant discoloration and delamination on the electrical characteristics of photovoltaic module," in *Microelectronics Reliability*, 2013, vol. 53, no. 9–11, pp. 1818–1822.
- [56] S. Djordjevic, D. Parlevliet, and P. Jennings, "Detectable faults on recently installed solar modules in Western Australia," *Renew. Energy*, vol. 67, pp. 215–221, 2014.
- [57] V. Sharma and S. S. Chandel, "A novel study for determining early life degradation of multi-crystalline-silicon photovoltaic modules observed in western Himalayan Indian climatic conditions," *Sol. Energy*, vol. 134, pp. 32–44, 2016.
- [58] A. Ndiaye, A. Charki, A. Kobi, C. M. F. Kébé, P. A. Ndiaye, and V. Sambou, "Degradations of silicon photovoltaic modules: A literature review," *Sol. Energy*, vol. 96, pp. 140–151, 2013.
- [59] M. Atyaoui, W. Dimassi, A. Atyaoui, J. Elyagoubi, R. Ouertani, and H. Ezzaouia, "Improvement in photovoltaic properties of silicon solar cells with a doped porous silicon layer with rare earth (Ce, La) as antireflection coatings," *J. Lumin.*, vol. 141, pp. 1–5, 2013
- [60] D.E. Carlson et al., "Corrosion effects in thin-film photovoltaic modules", *Prog. Photovoltaics Res. Appl.*, vol. 11, no. 6, pp. 377–386, 2003.
- [61] J. Fan et al., "Study on snail trail formation in PV module through modeling and accelerated aging tests," *Sol. Energy Mater. Sol. Cells*, vol. 164, pp. 80–86, 2017.
- [62] J.A. Tsanakas, L. Ha, and C. Buerhop, "Faults and infrared thermographic diagnosis in operating c-Si photovoltaic modules: A review of research and future challenges," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 62, pp. 695–709, 2016.

-
- [63] Lu, S.-D., Wang, M.-H., Wei, S.-E., Liu, H.-D., Wu, C.-C., 2021b. Photovoltaic module fault detection based on a convolutional neural network. *Processes* 9 (9), 1635.
- [64] Y. Zhao and R. Lyons, "Line-line fault analysis and protection in PV arrays", *Tech Topics: Photovoltaic protection Note 2* (2011).
- [65] A. Zaki Sayed, Z. Honglu and Y. Jianxi, "Fault detection and diagnosis of photovoltaic system using fuzzy logic control", *E3S Web of Conferences*, vol. 107, EDP Sciences, 2019.
- [66] T. Markvart and L. Castaner, *Practical Handbook of Photovoltaics: Fundamentals and Applications: Elsevier Advanced Technology, The Boulevard. Langford Lane, Kidlington Oxford OX5 1GB, UK, 2003.*
- [67] PHAM, Cong Duc. , *Détection et localisation de défauts dans les réseaux de distribution HTA en présence de génération d'énergie dispersée, Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble-INPG, France, 2005.*
- [68] J. Mavier, "Convertisseurs génériques à tolérance de panne-Applications pour le domaine aéronautique", *Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse INPT, France, 2007*
- [69] D. Lyu, B. Ren, and S. Li, Failure modes and mechanisms for rechargeable Lithium-based batteries: A state-of-the-art review, *Acta Mech.*, 230, 701–727, 2019.
- [70] M.K. Tran, and M. Fowler, "A Review of Lithium-Ion Battery Fault Diagnostic Algorithms: Current Progress and Future Challenges", *Algorithms* 13, no. 3, 62, doi:<https://doi.org/10.3390/a13030062>, 2020.
- [71] C.B. Honsberg, and S.G. Bowden, "Photovoltaics Education Website," www.pveducation.org, 2019.
- [72] Z. Haddad, A. Nahoui, M. Salmi, and M. Aidjadj, "Effect of dust on the operation of photovoltaic solar panels installed in the Hodna region - Experimental study", *J. Ren. Energies*, vol. 1, no. 1, pp. 75 -, Apr. 2023. DOI: <https://doi.org/10.54966/jreen.v1i1.1100>
- [73] M. Davarifar, A. Rabhi, A. El Hajjaj, and M. Dahmane, Real-time model based fault diagnosis of photovoltaic panels using statistical signal processing, *International conference on renewable energy research and applications, IEEE ICRERA, Madrid, 2013.*
- [74] P. Ducange, M. Fazzolari, B. Lazzerini, and F. Marcelloni, An intelligent system for detecting faults in photovoltaic fields. In: *Intelligent systems design and applications (ISDA)*, 11th international conference on, 22–24 Nov. 2011. pp 1341–1346, 2011.
- [75] C. Ibarra-Castanedo, A. Bendada, and X. P. V. Maldague, 5th Pan American Conference for NDT, (2011).
- [76] P. Mastny, *Results from operational measurement of photovoltaic power plant semanin, Bruno University of Technology: Brno, Czech Republic, 2014.*

-
- [77] P.Mastny, J.Moravek, and J.Drapela, Practical Experience of Operational Diagnostics and Defectoscopy on Photovoltaic Installations in the Czech Republic. *Energies*, 8(10), 11234–11253. doi:10.3390/en81011234, 2015.
- [78] Operation of power PVPPDiagnosis, Available online: <http://www.solartec.eu/en/large-instalations/operation-of-power-pvpp/diagnosis>, 2015.
- [79] D., Amaury, L. Lombez, and J.F. Guillemoles, "Characterization of solar cells using electroluminescence and photoluminescence hyperspectral images", *Journal of Photonics for Energy*, 2.1 (2012): 027004-027004.
- [80] T.Takashima, J.Yamaguchi, K. Otani, K.Kato, and M. Ishida, Experimental studies of failure detection methods in PV module strings, In: 2006 IEEE 4th World Conference on Photovoltaic Energy Conference, pp.2227–2230,2006.
- [81] L.Schirone, F.P.Califano, and M. Pastena, Fault detection in a photovoltaic plant by time domain reflectometry, *Prog. Photovolt., Res. Appl.* 2 (1), 35–44, 1994.
- [82] D.Stellbogen, Use of PV circuit simulation for fault detection in PV array fields. In: Conference Record of the Twenty Third IEEE Photovoltaic Specialists Conference - no.93CH3283-9, pp.1302–1307, doi:<http://dx.doi.org/10.1109/PVSC.1993.346931>, 1993.
- [83] S.Spataru, D. Sera, T. Kerekes, and R.Teodorescu, Diagnostic method for photovoltaic systems based on light I–V measurements, *Solar Energy*, 119, 29–44, 2015.
- [84] S.Fadhel, C. Delpha, D. Diallo, I. Bahri, A. Migan, M. Trabelsi, and M.F.Mimouni, PV shading fault detection and classification based on I-V curve using principal component analysis: Application to isolated PV system, *Sol. Energy* 179, 1–10,2019.
- [85] H. Ying-Yi, and R.A. Pula, "Methods of photovoltaic fault detection and classification: A review," *Energy Reports* 8 (2022): 5898-5929.
- [86] A.Chouder, and S.Silvestre, Automatic supervision and fault detection of PV systems based on power losses analysis. *Energy Conversion Manage.* 51 (10), 1929–1937,2010.
- [87] J. Solórzano, and M.A.Egido, Automatic fault diagnosis in PV systems with distributed MPPT, *Energy Conversion Manage.* 76, 925–934,2013.
- [88] S.Silvestre, A.Chouder, and E. Karatepe, Automatic fault detection in grid connected PV systems, *Sol. Energy*, vol.94, pp.119–127, 2013.
- [89] Z.Huang, and L. Guo, Research and implementation of microcomputer online fault detection of solar array. In: 2009 4th International Conference on Computer Science & Education, pp.1052–1055,doi:<http://dx.doi.org/10.1109/ICCSE.2009.5228541>, 2009.
- [90] 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 Conversion Manage.* 73, 350–360,2013

-
- [91] Haeberlin, Heinrich, and Markus Real. "Arc detector for remote detection of dangerous arcs on the DC side of PV plants." 22nd European Photovoltaic Solar Energy Conference, Milano, Italy. Vol. 200. 2007.
- [92] S.R.Madeti, and S.N.Singh, A comprehensive study on different types of faults and detection techniques for solar photovoltaic system, Sol. Energy 158, 161–185,2017.
- [93] J.Johnson, S.Kuszman, W.Bower, and D.Schoenwald, Using PV module and line frequency response data to create robust arc fault detectors. In: Proceedings of the 26th European Photovoltaic Solar Energy Conference and Exhibition, pp.5–09,2011.
- [94] S. Mirjalili, "Evolutionary algorithms and neural networks", Studies in computational intelligence,vol.780, Berlin/Heidelberg, Germany: Springer, 2019.
- [95]T.Vallee,andM. Yildizoğlu,"Présentation des algorithmes génétiques et de leurs applications en économie", Revue d'économie politique (2004): 711-745.
- [96] E.Castillo, J. M. Gutierrez, and A.S. Hadi, Expert systems and probabilistic network models. Springer Science & Business Media, 2012.
- [97] Umbarkar, Anant J., and Pranali D. Sheth. "Crossover operators in genetic algorithms: a review." ICTACT journal on soft computing 6.1 (2015).
- [98] Kora, Padmavathi, and Priyanka Yadlapalli. "Crossover operators in genetic algorithms: A review." International Journal of Computer Applications 162.10 (2017).
- [99] R,J.Villena et al.,"Hybrid approach combining machine learning and a rule-based expert system for text categorization",AAAI, 2011.
- [100] L.A. Zadeh, Fuzzy Sets, Intl J. Information Control 8:338-353.1965
- [101] Kim, Tschangho John, Lyna L. Wiggins, and Jeff R. Wright, eds. Expert systems: Applications to urban planning. Springer Science & Business Media, 2012.
- [102] Saibene, Aurora, MichelaAssale, and Marta Giltri. "Expert systems: Definitions, advantages and issues in medical field applications." Expert Systems with Applications 177 (2021): 114900.
- [103] E.H.Mamdani,S.Assilion, An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller, Intl J. Man-Machine Stud 7:1-13,1974.
- [104] L.P.Holmblad,and J. J. Ostergaard, Control of Cement Kiln by Fuzzy Logic, Gupta M. M, Sarchez E, Fuzzy Information and Decision Processes, North Holland, pp. 389-399,1982.
- [105] B. Singh, D. T. Shahani,A. K. Verma, Neural network controlled grid interfaced solar photovoltaic power generation. IET Power Electronics,vol.7, pp.614-626, 2013.

-
- [106] K.H. Chao, M.S. Yang, and C.P. Hung, Applying a CMAC neural network to a photovoltaic system islanding detection, In 2013 International Conference on Machine Learning and Cybernetics, 2013, IEEE.
- [107] B.Basnet, H.Chun, J.Bang, An intelligent fault detection model for fault detection in photovoltaic systems, Journal of Sensors, 2020, vol.2020, no.6960328, doi: <https://doi.org/10.1155/2020/6960328>.
- [108] Pierre GABRIEL : ‘Introduction à la Logique Floue et à la Commande Floue’ exposé, 2000-2001.
- [109] J. Faucher, ‘Les plans d’expérience pour le réglage et la commande à base de logique floue’, Thèse de Doctorat en Génie Electrique et Automatique, Institut national polytechnique de Toulouse, France 2006
- [110] F.Laurant, G.Sylvie et T.Andre, ‘Commande floue type 1, de la stabilisation à la supervision, Paris, Hermès Sciences publication, 2003.
- [111] M. Madaoui, ‘commande floue et neuro-floue d’un convertisseur direct AC/AC monophasé à structure minimale, Application à l’alimentation d’une machine asynchrone monophasé’, Mémoire de Magister, ENP Alger, Algérie, 2007
- [112] K. Wang and H. Lee, ‘First Course on Fuzzy Theory and Applications’, Springer, Berlin, 2005.
- [113] A. Cornuéjols, ‘Introduction à la logique floue’, Présentation, 2008.
- [114] L.Gascogne, ‘Eléments de logique floue’, Paris, Hermès, 1997.
- [115] F. Lahouazi, ‘Mise en œuvre d’une stratégie de commande neuro floue’, application à un Pendule inversé, mémoire de magister en Automatique, Université Mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou, Algérie, 2011.
- [116] Y.Nakoula, ‘Apprentissage des Modèles linguistiques flous, par jeu de règles pondérées’, Thèse de Doctorat, Université de Savoie, France, 1997.
- [117] R. Mellah, ‘Contribution à la commande adaptative neuro-floue, application à la robotique’, Thèse de Doctorat, Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene, Alger, Algérie, 2006.
- [118] Y.Lahiouel, S.Latreche, M.Khemliche, L.Boulemzaoud, Photovoltaic fault diagnosis algorithm using fuzzy logic controller based on calculating distortion ratio of values. Electrical Engineering & Electromechanics, 2023, no. 4, pp. 40-46. doi: <https://doi.org/10.20998/2074-272X.2023.4.06>
- [119] K.Boudaraia, H.Mahmoudi, and A.Abbou, MPPT Design Using Artificial Neural Network and Backstepping Sliding Mode Approach for Photovoltaic System under Various

Weather Conditions, *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, 2019, vol. 12, no. 6, pp. 177-186. doi: <https://doi.org/10.22266/ijies2019.1231.17>.

[120] M. Ali Moussa, A. Derrouazin, M. Latroch, and M. Aillerie, A hybrid renewable energy production system using a smart controller based on fuzzy logic, *Electrical Engineering & Electromechanics*, 2022, no. 3, pp. 46-50. doi: <https://doi.org/10.20998/2074-272X.2022.3.07>.

[121] K. Nebti, R. Lebied, Fuzzy maximum power point tracking compared to sliding mode technique for photovoltaic systems based on DC-DC boost converter, *Electrical Engineering & Electromechanics*, 2021, no.1, pp.67-73, doi: <https://doi.org/10.20998/2074-272X.2021.1.10>.

[122] A. Mellit, G.M. Tina, and S.A. Kalogirou, Fault detection and diagnosis methods for photovoltaic systems: A review, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2018, vol.91, pp.1-17. doi: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2018.03.062>.

[123] S. Saravanan, R.S. Kumar, A. Prakash, T. Chinnadurai, R. Tiwari, N. Prabakaran, and B.C. Babu, Photovoltaic array reconfiguration to extract maximum power under partially shaded conditions, *Distributed Energy Resources in Microgrids: Integration, Challenges and Optimization*, 2019, pp. 215-241. doi: <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-817774-7.00008-9>.

[124] H. Abbes, H. Abid, K. Loukil, A. Toumi, and M. Abid, Etude comparative de cinq algorithmes de commande MPPT pour un système photovoltaïque, *Revue des Energies Renouvelables*, 2014, vol.17, no.3, pp.435-445.

[125] H. Abdel-Maksoud, M. Khater, and S. Shaaban, Adaptive fuzzy logic pi control for switched reluctance motor based on inductance model, *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, 2017, vol.10, no.4, pp.41-49. doi: <https://doi.org/10.22266/ijies2017.0831.05>.

[126] S. Marhraoui, A. Abbou, Z. Cabrane, S. Rhaili, and N. Hichami, Fuzzy logic-integral backstepping control for pv grid-connected system with energy storage management, *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, 2020, vol.13, no.3, pp.359-372, doi: <https://doi.org/10.22266/ijies2020.0630.33>

[127] C. Vincenzo, et al., "An intelligent flying system for automatic detection of faults in photovoltaic plants", *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing* 11:5 (2020): 2027-2040

[128] N. Sabri, A.H. Tlemçani, and A. Chouder, "Intelligent fault supervisory system applied on stand-alone photovoltaic system", *International Conference on Applied Smart Systems (ICASS)*, IEEE, 2018.

[129] P. Borne, et J. Haggege, "Les réseaux de neurones présentation et application", Editions Technip, Paris, 2007

-
- [130] LAKHDARA Amira, "Contribution à la gestion d'énergie dans un système hybride à énergies renouvelables.", Thèse de doctorat en Electronique, Université 8 Mai 1945 Guelma, Algérie, 2022.
- [131] O. Nerrand, P. Roussel-Ragot, L. Personnaz, and G. Dreyfus, "Neural networks and nonlinear adaptive filtering: unifying concepts and new algorithms", *Neural Computation* Vol.5, pp. 165-199, 1993.
- [132] D. Urbani, P. Roussel-Ragot, L. Personnaz, and G. Dreyfus, "The selection of neural models of nonlinear dynamical systems by statistical tests", *Neural Networks for Signal Processing I*, pp. 229-237, IEEE Press, 1994.
- [133] I. Rivals, L. Personnaz, G. Dreyfus, and J.L. Ploix, "Modélisation, classification et commande par réseaux de neurones : principes fondamentaux, méthodologie de conception et applications industrielles", *Les réseaux de neurones pour la modélisation et la commande de processus*, J.P. Corriou éd., Lavoisier Tec et Doc, 1995.
- [134] G. Dreyfus, J.L. Ploix, "Early Fault Detection in a Distillation Column: an Industrial Application of Knowledge-based Neural Modelling", In *Best Neural Network Practice in Europe*, World Scientific, 1998.
- [135] J.L. Ploix and G. Dreyfus, Knowledge-based neural modeling: principles and industrial applications, in *Industrial applications of neural networks*, F. Fogelman, P. Gallinari, eds., World Scientific, 1997.
- [136] I. Rivals, "Modélisation et commande par réseaux de neurones : application au pilotage d'un véhicule autonome", Thèse de Doctorat de l'Université Pierre et Marie Curie, France, 1995.
- [137] I. Rivals, D. Canas, L. Personnaz and G. Dreyfus, "Modeling and control of mobile robots and intelligent vehicles by neural networks", *IEEE Conference on Intelligent Vehicles*, pp.137-142, 1994.
- [138] D. Price, S. Knerr, L. Personnaz, and G. Dreyfus, "Pairwise neural network classifiers with probabilistic outputs", *Neural Information Processing Systems*, vol.7, Morgan Kaufman, 1994.
- [139] S. Knerr, V. Anisimov, O. Baret, N. Gorski, D. Price, and J.C. Simon, "The A2iA Recognition System for Handwritten Checks", *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2023.
- [140] H. Stoppiglia, Y. Idan, and G. Dreyfus, "Neural-Network-Aided Portfolio Management", in *Industrial Applications of Neural Networks*, F. Fogelman, P. Gallinari, eds., World Scientific, 1997.
- [141] G. Dreyfus, P.Y. Glorennec, M. Grabisch, P. De Larminat, "Complémentarités et spécificités de la logique floue, des réseaux de neurones et de l'automatique linéaire dans le

domaine de la modélisation et de la commande de processus", document de synthèse des Clubs CRIN, "Réseaux de neurones" et "Logique floue", Association ECRIN, 1997.

[142] G. Dreyfus, Y. Idan, "The canonical form of nonlinear discrete-time models", *Neural Computation*, vol.10, no.1, 1998.

[143] K. Hornik, M. Stinchcombe, H. White, "Multilayer Feedforward Networks are Universal Approximators", *Neural Networks*, vol.2, pp.359-366, 1989.

[144] K. Hornik, M. Stinchcombe, H. White, P. Auer, "Degree of approximation results for feedforward networks approximating unknown mappings and their derivatives", *Neural Computation*, vol.6, pp.1262-1275, 1994.

[145] W.H. Press, S.A. Teukolsky, W.T. Vetterling, B.P. Flannery, *Numerical recipes in C : the Art of computing*, Cambridge University Press, 1992.

[146] E. Nechadi, "Commande et stabilité d'un système électro-énergétique", Thèse de Doctorat en Automatique, Université Ferhat Abbas de Setif, Algérie, 2013.

[147] J. Palak, et al., "A digital twin approach for fault diagnosis in distributed photovoltaic systems", *IEEE Transactions on Power Electronics*, 35.1 (2019): 940-956.

[148] R. Sunil, et al., "Machine learning for solar array monitoring, optimization and control" *Synthesis Lectures on Power Electronics* 7.1 (2020): 1-91.

[149] M. Khemliche, S. Djeriou, S. Latreche, "Diagnostic de défauts dans le système photovoltaïque par les réseaux de neurones artificiels", *Revue des Énergies Renouvelables, SIENR'12 Ghardaïa*, vol.2, pp.331-343, 2012.

[150] A.M. Hassan et al., "Real time fault detection in photovoltaic systems", *Energy Procedia*, vol.111, pp. 914-923, 2017.

[151] Karaboga, Dervis, and Ebubekir Kaya. "Adaptive network based fuzzy inference system (ANFIS) training approaches: a comprehensive survey." *Artificial Intelligence Review* 52 (2019): 2263-2293.

[152] Kharb, Ravinder Kumar, et al. "Modeling of solar PV module and maximum power point tracking using ANFIS." *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 33 (2014): 602-612.

[153] Walia, Navneet, Harsukhpreet Singh, and Anurag Sharma. "ANFIS: Adaptive neuro-fuzzy inference system-a survey." *International Journal of Computer Applications* 123.13 (2015).

[154] Naderloo, Leila, et al. "Application of ANFIS to predict crop yield based on different energy inputs." *Measurement* 45.6 (2012): 1406-1413.

-
- [155] Al-Hmouz, Ahmed, et al. "Modeling and simulation of an adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) for mobile learning." *IEEE Transactions on Learning Technologies* 5.3 (2011): 226-237.
- [156] Ghomsheh, V. Seydi, M. AliyariShoorehdeli, and M. Teshnehlab. "Training ANFIS structure with modified PSO algorithm." *2007 Mediterranean Conference on Control & Automation*. IEEE, 2007.
- [157] Abdulshahed, Ali M., Andrew P. Longstaff, and Simon Fletcher. "The application of ANFIS prediction models for thermal error compensation on CNC machine tools." *Applied soft computing* 27 (2015): 158-168.
- [158] L. Boulemzaoud, S. Latreche, and M. Khemliche, "Design and implementation of a long range wireless data acquisition system for photovoltaic installation based on LoRa technology", *Eng. Technol. Appl. Sci. Res.*, vol.12, no.2, pp.8473–8481, April 2022, doi: <https://doi.org/10.48084/etasr.4859>.
- [159] C. Cecati, F. Ciancetta and P. Siano, "A Multilevel Inverter for Photovoltaic Systems With Fuzzy Logic Control", In *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol.57, no.12, pp.4115-4125, Dec. 2010, doi: 10.1109/TIE.2010.2044119.
- [160] I. Bennis, A. Harrag, Y. Daili, A. Bouzid and J.M. Guerrero, "Decentralized secondary control for frequency regulation based on fuzzy logic control in islanded microgrid," *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, vol. 29, no. 1, pp. 85-100. 2023, doi: <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v29.i1.pp85-100>
- [161] V. Nikolić, S. Shamshirband, D. Petković, K. Mohammadi, Ž. Čojbašić, T.A. Altameem and A. Gani, "Wind wake influence estimation on energy production of wind farm by adaptive neurofuzzy methodology", *Energy*. vol.80, no.1, pp.361-372, 2015, doi: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2014.11.078>
- [162] E. Parimalasundar, R.S. Kumar, V.S. Chandrika and K. Suresh, "Fault diagnosis in a five-level multilevel inverter using an artificial neural network approach", *Electrical Engineering & Electromechanics*, (1), pp.31–39, 2023, doi: 10.20998/2074-272X.2023.1.05
- [163] V. Veerasamy, N.I. A. Wahab, M.L. Othman, S. Padmanaban, K. Sekar, R. Ramachandran, H. Hizam, A. Vinayagam and M.Z. Islam, "LSTM recurrent neural network classifier for high impedance fault detection in solar PV integrated power system", In *IEEE Access*, vol.9, pp.32672-32687, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3060800.
- [164] A. Mimouni, S. Laribi, M. Sebaa, T. Allaoui, and A.A. Bengharbi, "Fault diagnosis of power converters in a grid connected photovoltaic system using artificial neural networks", *Electrical Engineering & Electromechanics*, (1), pp.25–30, 2023, doi: <https://doi.org/10.20998/2074-272X.2023.1.04>
- [165] Y. Koraz and H.A. Gabbar, "Fault diagnosis of micro energy grids using Bayesian belief network and adaptive neuro-fuzzy interference system," *IEEE International*

Conference on Smart Energy Grid Engineering (SEGE), Oshawa, ON, Canada, 2017, pp.143-147, doi: 10.1109/SEGE.2017.8052790.

[166] S.Shamshirband, D.Petković, R.Hashim, S.Motamedi, and N.B.Anuar, “An appraisal of wind turbine wake models by adaptive neuro-fuzzy methodology”, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*,vol.63, pp.618-624, 2014, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2014.06.022>

[167] H. Afghoul, F. Krim and D. Chikouche, “Increase the photovoltaic conversion efficiency using neuro-fuzzy control applied to MPPT”, 2013 *International Renewable and Sustainable Energy Conference (IRSEC)*, Ouarzazate, Morocco, pp. 348-353,2013, doi: 10.1109/IRSEC.2013.6529700.

[168]R.Janarthanan, R.U. Maheshwari, P.K. Shukla, S.Mirjalili, and M. Kumar, “Intelligent detection of the PV faults based on artificial neural network and type 2 fuzzy Systems”, *Energies*, vol.14, pp.6584, 2021, doi: <https://doi.org/10.3390/en14206584>

[169] J.S. R. Jang, “ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system,” In *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol.23, no.3, pp.665-685, May-June 1993, doi: 10.1109/21.256541.

[170] K. Amara et al., “Improved performance of a PV solar panel with adaptive neuro fuzzy inference system ANFIS based MPPT”, 7th *International Conference on Renewable Energy Research and Applications (ICRERA)*, Paris, France, 2018, pp.1098-1101, doi: 10.1109/ICRERA.2018.8566818.

[171] A. Mellit, and S.A. Kalogirou, “ANFIS-based modelling for photovoltaic power supply system: A case study”, *Renewable energy*,vol.36, no.1, pp.250-258, 2011, doi: <https://doi.org/10.1016/j.renene.2010.06.028>.

[172] A. Ramadan, S.Kamel, I.Hamdan and A.M. Agwa, “A Novel Intelligent ANFIS for the Dynamic Model of Photovoltaic Systems”, *Mathematics*,vol.10, no.8, pp.1286, 2022, doi: <https://doi.org/10.3390/math10081286>

[173] D. Mlakić and S. Nikolovski, “ANFIS as a method for determining MPPT in the photovoltaic system simulated in Matlab/Simulink”, 39th *International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO)*, Opatija, Croatia, 2016, pp. 1082-1086, doi: 10.1109/MIPRO.2016.7522301.

[174] M.Buragohain and C. Mahanta,“A novel approach for ANFIS modelling based on full factorial design”, *Applied soft computing*, vol. 8, pp. 609-625, 2008, doi: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2007.03.010>

Résumé

Les systèmes d'énergie solaire sont efficaces pour produire de l'électricité de manière propre. Le recours à ces systèmes à domicile ou dans l'industrie a entraîné des dysfonctionnements dans ses installations. Ces systèmes se détériorent lorsqu'ils fonctionnent, ce qui nécessite l'introduction d'un système de diagnostic pour maintenir une puissance maximale en identifiant rapidement les défauts et en les corrigeant. Les algorithmes de détection de défauts dans les systèmes photovoltaïques basés sur la logique floue, les réseaux de neurones artificiels et les réseaux neuro-flous sont développés dans ce travail. Calculer les valeurs produites de tension et de courant par chaque élément du système photovoltaïque et les traiter par le dispositif de contrôle, permet de déterminer la nature du défaut. Les résultats montrent que de nombreux défauts dans le champ photovoltaïque, dans le convertisseur DC-DC et dans la batterie peuvent être détectés à l'aide du contrôle intelligent AI en calculant la tension et le courant.

Mots clés : Système photovoltaïque, Diagnostic de défauts, Logique floue, Réseaux de neurones, Système d'inférence neuro-flou adaptatif.

Abstract

Solar energy systems are efficient in generating electricity in a clean manner. The use of this system in domestic and industrial systems has led to malfunctions in its installations. These systems break down when operating, necessitating the introduction of a diagnostic system to maintain maximum power by quickly identifying faults and correcting them. Fault detection algorithms in photovoltaic systems based on fuzzy logic, artificial neural networks and fuzzy neural networks are developed in this work. Calculate the voltage and current values produced by each element of the photovoltaic system and process them by the control device, which determines the nature of the fault. The results show that many faults in the photovoltaic field, the DC-DC converter and the battery can be detected using AI smart control by calculating the voltage and current.

Keywords: Photovoltaic system, Faults diagnosis, Fuzzy logic, Neural networks, Adaptive neuro fuzzy inference system.

ملخص

تتميز أنظمة الطاقة الشمسية بالكفاءة في إنتاج الكهرباء بطريقة نظيفة. وقد أدى استخدام هذا النظام في الأنظمة المنزلية والصناعية إلى حدوث أعطال في تركيباته. تتدهور هذه الأنظمة أثناء عملها، مما يتطلب إنشاء نظام تشخيصي للحفاظ على أقصى قدر من الطاقة من خلال تحديد الأخطاء بسرعة وتصحيحها. تم في هذا العمل تطوير خوارزميات الكشف عن الأخطاء في الأنظمة الكهروضوئية بالاعتماد على المنطق الضبابي والشبكات العصبية الاصطناعية والشبكات العصبية الغامضة. حساب قيم الجهد والتيار الناتجة عن كل عنصر من عناصر النظام الكهروضوئي ومعالجتها بواسطة جهاز التحكم الذي يحدد طبيعة العطل. أظهرت النتائج أنه يمكن اكتشاف العديد من الأخطاء في المجال الكهروضوئي ومحول الطاقة والبطارية باستخدام التحكم بالذكاء الاصطناعي عن طريق حساب الجهد والتيار.

الكلمات المفتاحية: النظام الكهروضوئي، تشخيص الأخطاء، المنطق الغامض، الشبكات العصبية، نظام الاستدلال العصبي الغامض التكيفي.