

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Ecole Nationale Polytechnique
Département d'Automatique



Mémoire de fin d'études en vue de l'obtention du diplôme
d'Ingénieur d'Etat en Automatique

Thème :

Détection et diagnostic des défauts dans les
systèmes photovoltaïques par réseaux de neurones

Réalisé par :

Mr. CHERKI Mohamed Souheil

Mr. LABRAOUI Mohamed

Proposé et encadré par :

Dr. CHOUDER Aissa (CDER)

Dr. HEMICI Boualem (ENP)

Promotion 2013

E.N.P- 10, Avenue Hassen Badi, 16200 El Harrach, Alger

Résumé:

Un système photovoltaïque peut être soumis au cours de son fonctionnement à différents défauts et anomalies, conduisant à une baisse de la performance du système, voire son indisponibilité.

Nous proposons dans ce travail un algorithme de détection et de diagnostic des défauts au niveau d'un générateur photovoltaïque. Le choix s'est porté sur l'implémentation du modèle physique du module PV et la variation dynamique des lieux du point de puissance maximale en fonctionnement sain et défaillant. Le diagnostic repose sur la méthode de classification utilisant les réseaux de neurones probabilistes.

Muni d'une centrale d'acquisition de données reliée à un ordinateur via un bus **GPIB**, une interface graphique développée sous environnement **LabVIEW** a été implémenté sur site afin de valider la méthodologie proposée.

Dans la même optique, nous avons procédé à une étude comparative entre plusieurs algorithmes **MPPT**. Nous montrons grâce à des études de simulations sous **MATLAB®** leurs capacités à localiser le point de puissance maximale globale.

Mots-clés

Système photovoltaïque, modélisation, monitoring, diagnostic, réseau de neurones, classification, simulation, MPPT, énergie renouvelable.

Abstract:

A photovoltaic system may subject, during its operation, to various defects and anomalies, leading to a drop of its efficiency and performance up to its unavailability.

In this work, a focus has been made on the fault detection and diagnosis of the PV array (the DC part of the PV system). To achieve this goal, the implementation of the physical model of the PV array has been chosen to study the dynamic variation of the maximum power point in both safe and faulty functioning. The diagnosis is based on the classification method using probabilistic neural networks.

Provided with a data logger (data acquisition station) connected to a computer via a **GPIB** bus, a GUI (graphical user interface) developed in **LabVIEW** environment has been implemented on site in order to validate the proposed methodology.

In the same perspective, we undertook a comparative study between several **MPPT** algorithms. The simulation run on **MATLAB®** and the results of their capacities to track the global maximum power point are shown in this work.

Keywords:

Photovoltaic system, modeling, monitoring, diagnosis, probabilistic neural network, classification, simulation, MPPT, renewable energy.

ملخص:

يمكن أن يتعرض النظام الكهروضوئي خلال عمله لأعطال و عيوب مختلفة ، مما يؤدي إلى انخفاض في أداء النظام، أو حتى عدم توفره .

ونقترح في هذا العمل خوارزمية للكشف وتشخيص الأعطال على مستوى مولد كهروضوئي. ووقع الاختيار على تنفيذ النموذج المادي من وحدة الكهروضوئية والتغير الديناميكي لاماكن نقطة الاستطاعة القصوى خلال عملها في الحالة السليمة أو المعطوبة. ويستند التشخيص على طريقة التصنيف باستخدام شبكة العصبونات الاحتمالية .

مجهزة بمسجل بيانات موصل بجهاز الكمبيوتر عبر ناقل بيانات **GPIB**, واجهة ميستخدم رسومية مطورة في بيئة **LabVIEW** تمت برمجتها في موقع انتنيت بهدف التحقق من صحة طريقة العمل المقترحة .

في السياق نفسه أجرينا دراسة مقارنة لعدة خوارزميات **MPPT**. برهنا بمساعدة دراسة محاكاة بواسطة **MATLAB®** قدرتهم على تحديد نقطة الاستطاعة القصوى العامة.

الكلمات المفتاحية:

نظام كهروضوئية, التمثيل النموذجي, الطاقة المتجددة, تصنيف, الشبكة العصبية الاحتمالية, MPPT,

Remerciements

Ce travail a été effectué au sein du laboratoire de la centrale photovoltaïque connectée au réseau du CDER, sous la direction de nos deux promoteurs Mr. A.Chouder et Mr. B.Hemici auxquels nous tenons à exprimer nos vifs remerciements pour leur aide, leur disponibilité et leurs conseils lors de l'élaboration de ce mémoire.

A tous les chercheurs du Centre de Développement des énergies renouvelables. En particulier les membres de la division photovoltaïque que nous avons côtoyés et appréciés durant toute la durée de notre projet.

Nous exprimons notre sincère gratitude à Mr. MS.Boucherit pour ses précieux conseils tout le long de notre travail.

Nous sommes particulièrement sensibles à l'honneur que nous font les membres du jury qui ont accepté d'évaluer ces travaux et ce document.

Enfin, nous ne pourrions terminer ces remerciements sans une pensée à l'ensemble de nos enseignants, qui sont à l'origine de tout notre savoir.

Dédicaces

Rien n'est aussi beau à offrir que le fruit d'un labeur qu'on dédie du fond du coeur à tous ceux que nous aimons jusqu'aux frontières de notre imagination :

A ma très chère mère et ma défunte grand-mère Mma Rabéa
A mon très cher Papa
A mes très chers frères Amine, Nassim
A mon compagnon de l'enfance, mon très très cher regretté frère Djahid
A toute la famille, à tous mes amis.

Qui, sans eux, je n'aurais pu aboutir à ce stade d'étude.
Que Dieu puisse m'aider à les honorer, les servir et les combler, un jour et pour toujours...

Mohamed Souheil

Dédicaces

Je dédie ce mémoire à mon défunt oncle LABRAOUI Ahmed qui a été le premier à m'encourager à aller si loin dans les études. Il m'a inculqué le goût du travail, la rigueur et l'ambition. J'ai voulu le mener à terme pour que tu sois fier de moi, merci pour tout.

Je dédie ce travail également :

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

A tous les membres de ma famille : oncles, tantes, cousins et cousines.

A tous mes ami(e)s.

A mon binôme avec qui j'ai eu beaucoup de plaisir à travailler.

Et enfin une spéciale dédicace à ma cousine Mina et à son mari Moh, qui m'ont encouragé et aidé durant toute cette année.

Mohamed

Table des matières

I	Les systèmes photovoltaïques et leur supervision	19
I.1	Introduction	20
I.2	Electricité photovoltaïque	20
I.2.1	L'Effet photovoltaïque	21
I.2.2	La cellule photovoltaïque	22
I.3	Le générateur PV et ses performances	23
I.3.1	Caractéristique courant-tension	23
I.3.2	Influence de l'éclairement	24
I.3.3	Influence de la température	24
I.3.4	Association de cellules PV en série	25
I.3.5	Association de cellules PV en parallèle	26
I.4	Fonctionnement d'un générateur PV à sa puissance maximale	26
I.4.1	Principe	26
I.4.2	Etage d'adaptation entre un générateur PV et une charge	28
I.5	Etage d'adaptation pour générateur PV avec fonction MPPT numérique	29
I.5.1	Etage d'adaptation de type BOOST avec MPPT	29
I.6	Supervision dans les systèmes photovoltaïques	33
I.6.1	Introduction	33
I.6.2	Description d'un système de supervision	34
II	Méthodes de diagnostic d'un système photovoltaïque	36
II.1	Introduction	37
II.2	Système photovoltaïque et ses défauts	37
II.3	Méthodes de diagnostic d'un champ PV	38
II.3.1	Méthodes de diagnostic courantes industrialisées	38
II.3.1.1	Méthodes non-électriques	38
II.3.1.2	Méthodes électriques	39
II.3.2	Méthodes dans la littérature	40
II.3.2.1	Méthode de réflectométrie	40
II.3.2.2	Analyse de la puissance et de l'énergie produite	40

II.3.2.3	Analyse du point de fonctionnement	41
II.3.2.4	Analyse de la caractéristique statistique	41
II.3.2.5	Synthèse	43
II.3.3	Choix de l'approche de diagnostic	43
II.3.3.1	Différentes approches théoriques de diagnostic . . .	43
II.3.3.2	Diagnostic par la méthode de classification	45
II.4	Méthodes de classification supervisée pour la détection et le diagnostic	45
II.4.0.3	Les séparateurs à vaste marge	47
II.4.0.4	Les k plus proches voisins	49
II.4.0.5	Les arbres de décision	51
II.4.0.6	Les réseaux de neurones	53
II.4.1	Choix d'un classifieur pour la surveillance des procédés . . .	56
II.5	Conclusion	56
III Modélisation de la centrale photovoltaïque		58
III.1	Introduction	59
III.2	Description du système d'acquisition de la CPR du CDER	59
III.2.1	Description et fonctionnement de la CPR	60
III.2.2	Description de la CPR du CDER	60
III.2.3	Le système d'acquisition de la CPR	62
III.2.4	Les capteurs	63
III.2.4.1	Mesure de tension	63
III.2.4.2	Mesure de l'éclairement	64
III.2.4.3	Mesure de température	64
III.2.4.4	Mesure de courant	64
III.3	Modélisation du champ photovoltaïque	65
III.3.1	Identification des paramètres du module photovoltaïque . . .	66
III.3.2	Mise en oeuvre du champ PV	70
III.3.3	Validation du modèle photovoltaïque	71
III.3.3.1	Validation en Statique des paramètres	71
III.3.3.2	Validation en dynamique des paramètres	72
III.4	Le Hacheur survolteur	74
III.4.1	Dimensionnement des composants	74
III.4.1.1	Dimensionnement de l'inductance	74
III.4.1.2	Dimensionnement du condensateur de sortie	74
III.4.2	Mise en oeuvre du hacheur	74
III.5	Conclusion	76

IV	Techniques de maximisation de la puissance d'un système PV	77
IV.1	Introduction	78
IV.2	Structure de la Commande MPPT directe	78
IV.3	La méthode Perturbation et Observation (P&O)	79
IV.4	La technique MPPT basée sur le principe de la logique floue	81
IV.5	Méthode du modèle de référence	84
IV.5.1	Les équations de la cellule PV	84
IV.5.2	L'équation de la tension optimale	85
IV.5.3	Synthèse du régulateur par mode glissant	85
IV.6	La méthode d'optimisation par essaim de particules	86
IV.6.1	L'algorithme PSO	86
IV.6.2	Commande MPPT directe en utilisant l'algorithme PSO	87
IV.7	Etude Comparative et résultats des simulations	89
IV.7.1	Balayage de la courbe caractéristique P(V)	89
IV.7.2	Comparaison entre les techniques MPPT	91
V	Algorithme de détection et diagnostic de défauts d'un champ photovoltaïque	96
V.1	Introduction	97
V.2	Algorithme de détection et diagnostic des défauts	97
V.3	Etablissement d'une base de connaissance du comportement défaillant d'un champ PV	99
V.4	Modélisation de chaque défaut	100
V.5	Réseau de neurones probabiliste	102
V.6	Mise en oeuvre du processus de diagnostic par réseau de neurones probabiliste	103
V.6.1	Mesure et stockage des données	103
V.6.2	Estimation des puissances	104
V.6.3	Apprentissage du réseau de neurones	104
V.6.4	Classification des mesures	105
V.7	Validation de l'algorithme adopté	105
V.8	Conclusion	106
VI	Implémentation de l'interface de supervision	107
VI.1	Introduction	108
VI.2	LabVIEW	108
VI.2.1	Un logiciel dédié à la programmation instrumentale	108
VI.2.2	Le langage G	109
VI.2.3	Toolkits	109
VI.3	Présentation de l'interface	110
VI.4	Mesure et simulation en temps réel	111

VI.4.0.1	Affichage des grandeurs météorologiques	111
VI.4.0.2	Affichage des grandeurs électriques	112
VI.5	Module de diagnostic	114
VI.6	Conclusion	114
Conclusions générales et perspectives		115
Références bibliographiques		117
A	La logique floue	121
A.1	Introduction	121
A.2	Variables linguistiques	122
A.3	Ensembles flous et fonctions d'appartenance	122
A.4	Opérateurs flous	122
A.5	Fuzzification	123
A.6	Règles d'inférence	123
A.7	Défuzzification	124
B	Méthodes d'optimisation non linéaire	125
B.1	Méthode du gradient	125
B.2	Méthode de Gauss-Newton	125
B.3	Méthode de Levenberg-Marquardt	126
C	Impact des défauts sur la courbe caractéristique I-V	127
D	Algorithme d'optimisation par essaim de particule	130
E	Reconnaissance des formes :Fenêtre de Parzen	132
E.1	Principes de l'apprentissage non paramétrique	132
E.2	Estimation de la densité	132
E.3	Fonction fenêtre hypercube	133
E.4	Principe des fenêtres de Parzen	134
E.5	Généralisation des fenêtres de Parzen	134
E.6	Influence de la largeur de fenêtre	135
E.7	Conditions de convergence	135
F	Fiches techniques	136

Liste des tableaux

II.1	Principaux défauts et anomalies rencontrés dans un générateur PV	37
II.2	Différents types de défauts analysés par la caractéristique I-V	42
II.3	Tableau comparatif des différents classifieurs	56
III.1	Variables mesurées et précision des instruments utilisés	65
III.2	Identification Des Paramètres Utilisant Levenberg-Marquardt	69
IV.1	Table d'inférence	84
V.1	Identification Des Paramètres Utilisant Levenberg-Marquardt	102
V.2	Identification Des Paramètres Utilisant Levenberg-Marquardt	102

Table des figures

I.1	Schéma synthétique de l'effet photovoltaïque	21
I.2	Exemple de cellule et de module photovoltaïque en silicium a) Plaquettes sans connectique, b) Cellule PV élémentaire, c) Générateur photovoltaïque, d) Photo d'un générateur PV poly-cristallin commercial.	22
I.3	Caratéristique courant-tension d'un panneau PV	23
I.4	Caratéristique d'un panneau PV pour différents éclairagements	24
I.5	Caratéristique d'un panneau PV pour différentes températures	24
I.6	Caratéristique résultante d'un groupement en série de n_s cellules identiques	25
I.7	Caratéristique résultante d'un groupement en parallèle de n_p cellules identiques	26
I.8	a) Connexion directe entre un générateur PV et une charge. b) Points de fonctionnements résultant de l'association du générateur PV sous deux niveaux d'éclairagements (E1, E2) avec une charge soit résistive R variable (R1, R2, R3, R4) ou bien d'une batterie (V_b).	27
I.9	Etage d'adaptation jouant le rôle d'interface de puissance entre un GPV et une charge pour le transfert de P_{max} du GPV	28
I.10	Chaîne élémentaire de conversion photovoltaïque à base d'un transformateur DC contrôlé par une commande MPPT [5].	29
I.11	Convertisseur DC-DC statique utilisé comme adaptateur source-charge	30
I.12	Structure d'un convertisseur BOOST	30
I.13	Circuit équivalent pout T_{ON}	31
I.14	Circuit équivalent pout T_{OFF}	31
I.15	Forme du courant I_1	32
I.16	Forme du courant I_2	32
I.17	Le système intégré de supervision	34
I.18	Un réseau électrique intelligent	35

II.1	Quelques exemples de la localisation de défauts par la caméra thermique	38
II.2	Principe de la réflectométrie pour localiser le défaut dans un string PV	40
II.3	Allure d'une caractéristique I-V d'un champ PV en fonctionnement défaillant	42
II.4	Différentes méthodes de diagnostic [17]	44
II.5	Exemple de frontières de classes	46
II.6	Séparation des données par l'hyperplan H	47
II.7	Illustrations de cas linéairement séparable et non-linéairement séparable	48
II.8	Exemple d'une attribution avec la règle des 3 plus proches voisins .	50
II.9	Exemple d'un arbre de décision	51
II.10	Un neurone artificiel	53
II.11	Les différentes fonctions d'activation h : (a) fonction à seuil, (b) fonction linéaire, (c) fonction sigmoïde, (d) fonction gaussienne . . .	54
II.12	Exemple de perceptron multicouche	55
III.1	Schéma d'une Centrale Photovoltaïque Connectées au Réseau	60
III.2	Caractéristique technique de l'onduleur IG30 Fronius	61
III.3	Schéma générale de la centrale du CDER	62
III.4	Synoptique globale du système d'acquisition	63
III.5	Synoptique du modèle d'un champ PV	66
III.6	modèle à une diode	67
III.7	PVPM :un appareil pour mesurer la caractéristique I-V	69
III.8	Structure Générale Du Champ Photovoltaïque	70
III.9	Simulation d'un court-circuit d'un module du champ PV	71
III.10	Validation en Statique des paramètres	72
III.11	Validation en dynamique des paramètres	73
III.12	Le hacheur sous SimPowerSystem	75
III.13	La tension de sortie en fonction du rapport cyclique	76
IV.1	Structure de la commande MPPT directe	80
IV.2	Algorithme de la méthode de Perturbation et d'Observation (P&O). .	81
IV.3	Caractéristique $P_{PV}(V_{PV})$ d'un panneau photovoltaïque [14]	82
IV.4	Schéma de principe de la régulation floue.	83
IV.5	Fonctions d'appartenance	84
IV.6	Déplacement d'une particule.	88
IV.7	Schéma Simulink du balayage de la caractéristique P(V)	91
IV.8	Les caractéristiques P(V) des quatre configurations	91
IV.9	Exemple de la structure d'une commande MPPT sous Simulink . . .	92

IV.10	Résultats de simulation de la commande par modèle de référence . . .	93
IV.11	Résultats de simulation de la commande Perturb & Observe	94
IV.12	Résultats de simulation de la commande par régulateur flou	95
IV.13	Résultats de simulation de la commande PSO	96
V.1	Algorithme de détection et diagnostic	99
V.2	La puissance P_{mpp} durant une journée associé à chaque défaut . . .	100
V.3	Identification des paramètres	101
V.4	a)Affichage des courants ,b)Affichage des tensions	102
V.5	Architecture d'un réseau probabiliste	103
V.6	Mesure et stockage des données	104
V.7	Estimation des puissances	105
V.8	Apprentissage du réseau de neurones	105
V.9	Classification des mesures	106
V.10	Validation de l'algorithme adopté	107
VI.1	a) Affichage des températures, b) Affichage des rayonnements . . .	112
VI.2	Affichage des tensions (mesurées et simulées).	113
VI.3	Affichage des courants (mesurés et simulés)	113
VI.4	Affichage des puissances (mesurées et simulées)	114
VI.5	Affichage des énergies (mesurées et simulées)	114
VI.6	Face avant du module de diagnostic	115
A.1	Schéma synoptique d'un système flou	122
E.1	Estimation de la densité	133
E.2	Influence de la largeur de fenêtre	135

Abréviations et symboles

- α : Le rapport cyclique du hacheur
- a : Le facteur d'idéalité de la diode
- AC : Côté réseau électrique
- b : Coefficient de temperature du courant court-circuit en $[A/^{\circ}C]$
- DC : Côté générateur photovoltaïque
- E_g : La bande d'énergie pour le cristal de type silicium $[1.12 \text{ eV}]$
- E_{ac} : L'énergie injectée au réseau électrique $[Wh]$
- E_{dc} : L'énergie délivrée par le champ photovoltaïque $[Wh]$
- $E_{hor-pyrano}$: L'ensoleillement mesuré avec un pyranomètre sur le plan horizontale du champ photovoltaïque $[W/m^2]$
- $E_{inc-cell}$: L'ensoleillement mesuré avec une cellule pilote sur le plan du champ photovoltaïque $[W/m^2]$
- $E_{inc-pyrano}$: L'ensoleillement mesuré avec un pyranomètre sur le plan du champ photovoltaïque $[W/m^2]$
- G ou E : Ensoleillement reçu par le module photovoltaïque $[W/m^2]$
- G_{ref} : Ensoleillement à la Condition de Test Standard $[1000W/m^2]$
- GPV : Générateur photovoltaïque
- I_o : Courant de saturation inverse de la diode $[A]$
- I_{AC} : Courant injecté dans le réseau électrique $[A]$
- I_{CC} : Courant de court-circuit du champ photovoltaïque $[A]$
- $I_{o,REF}$: Courant de saturation inverse à la température $25^{\circ}C$ $[1, 1.10^{-5}A]$
- I_{opt} : Courant au point de puissance maximale $[A]$

I_{pcc} : Courant de court-circuit d'un groupement en parallèle de n_p cellules identiques [A]

$I_{ph,STC}$: Photo-courant à la Condition de Test Standard [6.6 A]

I_{ph} : Courant équivalent proportionnel à l'ensoleillement reçu par le module photovoltaïque [A]

I_{pv} : Courant délivré par le champ photovoltaïque [A]

I_{scc} : Courant de court-circuit d'un groupement en série de n_s cellules identiques [A]

k : Constante de Boltzmann [1, $381.10^{-23} J/K$]

MPP : Point de puissance maximale

$MPPT$: Maximum Power Point Tracking

n : Coefficient de réglage de Bishop

$NOCT$: Température normale de fonctionnement du module photovoltaïque

$P\&O$: Perturb and Observe

P_{ac} : La puissance injectée au réseau électrique [W]

P_{dc} : La puissance délivrée par le champ photovoltaïque [W]

P_{max} : Puissance maximale pouvant être délivrée par le système photovoltaïque [W]

P_{pv} : Puissance délivrée par le champ photovoltaïque [W]

PSO : Particle Swarm Optimization

PV : Photovoltaïque

q : Charge de l'électron [1, $602.10^{-19} C$]

R_s : Résistance série du module photovoltaïque [Ω]

R_{sh} : Résistance parallèle du module photovoltaïque [Ω]

Si : Le silicium

STC : Conditions de Testes Standars

T : Température [$^{\circ}C$]

T_a : Température ambiante [$^{\circ}C$]

T_c : Température du module photovoltaïque [$^{\circ}C$]

T_{amb} : La température ambiante [$^{\circ}\text{C}$]

$T_{C,STC}$: Température à la Condition de Test Standard [25°C]

T_{cell} : la température au niveau du module photovoltaïque [$^{\circ}\text{C}$]

TC_i : Coefficient de température du courant de court-circuit [$\text{A}/^{\circ}\text{C}$]

TC_v : Coefficient de température de la tension de circuit ouvert [$\text{V}/^{\circ}\text{C}$]

V_t : Tension thermique de la diode [V]

V_{AC} : Tension au niveau du réseau électrique [V]

V_{OC} : Tension de circuit ouvert du champ photovoltaïque [V]

V_{opt} : Tension au point de puissance maximale [V]

V_{poc} : Tension de circuit ouvert d'un groupement en parallèle de n_p cellules identiques [V]

V_{pv} : Tension délivrée par le champ photovoltaïque [V]

V_{soc} : Tension de circuit ouvert d'un groupement en série de n_s cellules identiques [V]

Introduction générale

Au cours des dix dernières années, le marché du photovoltaïque a connu une croissance très remarquable grâce notamment aux différents facteurs stimulants : réduction des coûts de production et politiques de soutien. Ces facteurs rendent le retour sur investissement d'une installation photovoltaïque de plus en plus intéressant. Or, comme tous les autres processus industriels, un système photovoltaïque peut être soumis, au cours de son fonctionnement, à différents défauts et anomalies conduisant à une baisse de la performance du système, voire à son indisponibilité totale. Toutes ces conséquences défavorables vont évidemment réduire la productivité de la centrale, et donc son profit.

La supervision, détection et diagnostic de défauts dans une installation PV permet de réduire les coûts d'entretien et maintenance, et d'augmenter la productivité en veillant à ce que le rendement de l'installation soit optimal. C'est dans cette optique qu'est né ce projet au sein de la division photovoltaïque du Centre de Développement des Energies Renouvelables (CDER) dont font partie les travaux de ce mémoire.

Dans ce travail, nous nous intéressons principalement à la détection et diagnostic de défauts au niveau du générateur photovoltaïque conduisant ce dernier à une baisse de production. L'objectif est de proposer une solution en prenant le moins de mesures possibles pour respecter les contraintes économiques.

De nombreuses études ont porté sur l'évaluation de l'impact des différents défauts sur la caractéristique statique I-V. Néanmoins, si aucune connaissance structurelle n'est acquise, l'approche de classification par les réseaux de neurones probabilistes semble la plus adaptée pour diagnostiquer les défauts, afin d'analyser la variation dynamique des lieux du point de puissance maximale en fonctionnement sain et défaillant.

Le premier chapitre de ce mémoire traite les généralités sur les systèmes photovoltaïques. On présente le principe de l'effet photovoltaïque, la cellule PV et le

fonctionnement d'un générateur PV à sa puissance maximale. Une brève description des systèmes de supervisions dédiés aux installations PV est donnée à la fin de ce chapitre.

Ensuite dans le chapitre 2, une étude bibliographique sur les différentes méthodes de diagnostic de défauts est menée afin de choisir l'approche la plus appropriée pour un système photovoltaïque.

Le troisième chapitre est consacré à la description et à la modélisation physique des composants d'un système PV. Un modèle global intégrant le champ photovoltaïque, le système de conversion d'énergie DC/DC et les systèmes de protection doit être développé et être à la fois précis et simple d'implantation.

Dans le chapitre 4, nous procédons à une étude comparative entre plusieurs algorithmes MPPT. Nous discutons, grâce à des études de simulations sous environnement MATLAB®, leurs capacités à localiser le point de puissance maximale global.

L'objectif du chapitre 5 est le développement d'un algorithme de détection et diagnostic de défauts dans un champ photovoltaïque. Autrement dit, le but est de voir l'ensemble de défauts qui sont détectables et localisables grâce à l'algorithme que nous proposons.

Au sixième et dernier chapitre, nous présentons l'interface graphique développée sous environnement LabVIEW. Nous montrons ses multiples fonctionnalités telles que l'affichage en temps réel des données de l'installation, le traçage des graphes d'évolutions de toutes les variables ainsi que la consultation des données journalières historiques de chaque variable.

Pour finir, une conclusion générale donne une synthèse sur le travail effectué et résume les principaux résultats obtenus ainsi que les perspectives envisagées.

Chapitre I

Les systèmes photovoltaïques et leur supervision

Sommaire

I.1	Introduction	20
I.2	Electricité photovoltaïque	20
I.2.1	L'Effet photovoltaïque	21
I.2.2	La cellule photovoltaïque	22
I.3	Le générateur PV et ses performances	23
I.3.1	Caractéristique courant-tension	23
I.3.2	Influence de l'éclairement	24
I.3.3	Influence de la température	24
I.3.4	Association de cellules PV en série	25
I.3.5	Association de cellules PV en parallèle	26
I.4	Fonctionnement d'un générateur PV à sa puissance maximale	26
I.4.1	Principe	26
I.4.2	Etage d'adaptation entre un générateur PV et une charge	28
I.5	Etage d'adaptation pour générateur PV avec fonction MPPT numérique	29
I.5.1	Etage d'adaptation de type BOOST avec MPPT	29
I.6	Supervision dans les systèmes photovoltaïques	33
I.6.1	Introduction	33
I.6.2	Description d'un système de supervision	34

I.1 Introduction

L'électricité est une des formes d'énergie les plus versatiles et qui s'adapte au mieux à chaque nécessité. Son utilisation est si étendue, qu'aujourd'hui on pourrait difficilement concevoir une société techniquement avancée qui n'en fasse pas usage. Des milliers d'appareils sont dessinés pour fonctionner grâce à l'énergie électrique, soit sous forme de courant continu de faible tension, soit à partir d'un courant alternatif de tension plus élevée. Il est très intéressant de produire de l'électricité avec une source d'énergie sûre et pas polluante, comme l'énergie solaire.

Il existe deux méthodes pour pouvoir convertir l'énergie solaire en électricité, selon qu'on utilise l'énergie cinétique comme forme intermédiaire du procès de conversion :

- Systèmes de conversion thermodynamique.
- Systèmes directs, fondés sur les interactions physiques entre les photons de la radiation incidente et les électrons du matériau, l'effet photovoltaïque.

I.2 Electricité photovoltaïque

Bien que les bases théoriques de l'effet photovoltaïque étaient connues depuis le début du siècle, ce n'est qu'à partir de 1954, dans les laboratoires de la Bell Téléphone à New Jersey, que la première cellule ayant un rendement raisonnable a été mise au point. Depuis la deuxième moitié du siècle précédent, le processus de purification de monocristaux de silicium a émergé [1, 2]. En 1956, Loferski publiait différentes tables de conversion de rendement photovoltaïque pour tous les matériaux semi-conducteurs. Puis, c'est au début des années 70 que l'on a pu obtenir en laboratoire un rendement de 20% en travaillant sur des cellules de monocristal d'arsenic de gallium (*GaAs*). Le rendement est sensiblement inférieur lorsque ces cellules se font à l'échelle industrielle.

Aussi, des expériences ont été faites avec des cellules composées de deux couches : une de sulfure de cadmium (*SCd*) et une autre de sulfure de cuivre (*SCu₂*). Ces cellules présentent l'avantage d'utiliser très peu de matière active et permettent un processus de fabrication plus simple. Cependant, leur faible rendement ne permet pas de les utiliser à l'échelle industrielle. La commercialisation de cellules solaires photovoltaïques a commencé dès l'apparition du silicium monocristallin et elles occupent encore la première place du marché. Plus tard, apparurent les matériaux polycristalins, de fabrication plus économique, mais présentant encore de faibles rendements. Récemment se sont commercialisées des cellules de silicium amorphe, utilisées pour des dispositifs de très faible puissance : calculettes, montres, radio portable, etc...

Les premières applications pratiques de l'électricité photovoltaïque se firent dans les véhicules spatiaux, permettant l'alimentation des équipements de commande, de mesure, ou de retransmission de données. Ensuite, la production industrielle de premiers panneaux ayant des applications terrestres domestiques a débuté. Bien qu'au début des années 80 ces panneaux n'aient pas été suffisamment compétitifs pour la production à grande échelle, ils ont tout de même permis l'électrification de logements isolés. Les recherches pour faire des produits plus efficaces et économiques continuent à bon rythme même s'il existe peu d'entreprise au niveau mondial ayant la capacité de supporter des coûts élevés de recherche.

I.2.1 L'Effet photovoltaïque

Sous l'effet du rayonnement solaire, les paires électrons-trous générés dans la barrière de potentiel sont séparés par le champ électrique qui y règne. Les trous (charge positive) se voient accélérés vers la zone dopée P, quant aux électrons (charge négative) se dirigent vers la zone dopée N. Les trous et les électrons deviennent alors majoritaires sur les faces extérieures des zones P et N.

Ainsi une tension électrique apparaît dans les deux cotés et le dispositif devient un générateur électrique. La collecte du courant se fait par contacts métalliques (électrodes). Si ces électrodes sont reliées à un circuit extérieur, un courant continu circule.

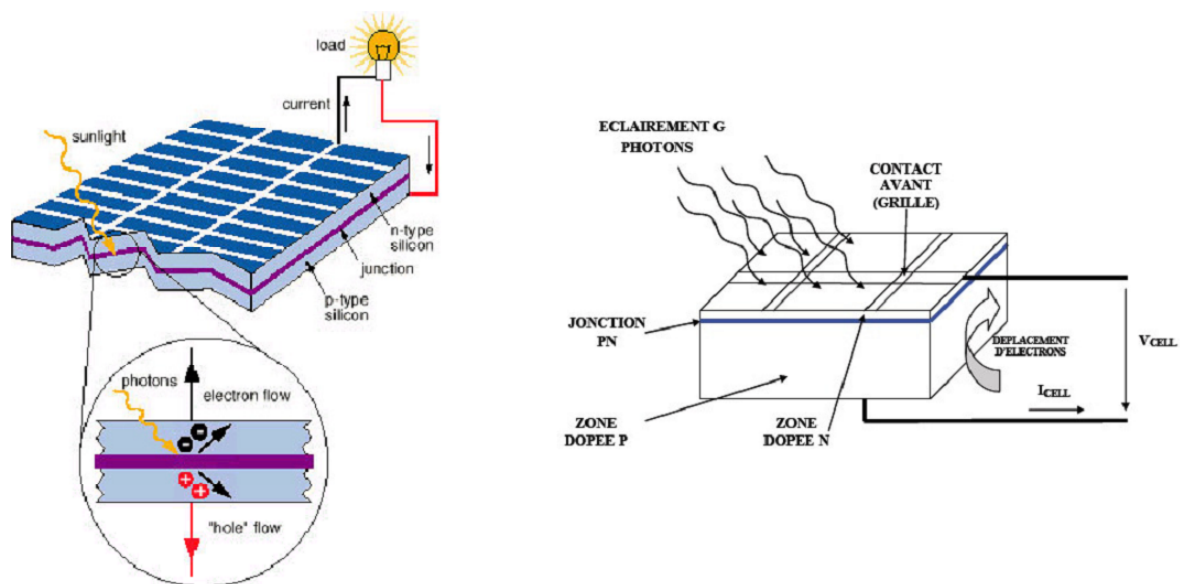


FIGURE I.1 – Schéma synthétique de l'effet photovoltaïque

I.2.2 La cellule photovoltaïque

Une cellule photovoltaïque est constituée par un matériau semi-conducteur de type P-N et fonctionne selon le phénomène physique appelé "effet photovoltaïque" (voir sous-section I.2.1 page 21) établissant une force électromotrice lorsque la surface de cette cellule est exposée à la lumière. La tension générée peut alors varier entre $0,3V$ et $0,7V$ en fonction du matériau utilisé et de sa disposition ainsi que de la température et du vieillissement de la cellule. La taille de chaque cellule va de quelques centimètres carrés jusqu'à 100 cm^2 ou plus. La figure I.2 illustre un exemple de cellule PV en silicium.

Si une cellule (sous éclairage) n'est pas connectée à un circuit extérieur elle présente une tension nommée tension de circuit ouvert (V_{OC}) fortement dépendante de la température. D'autre part, le courant maximal PV est atteint lorsque les bornes de la cellule sont court-circuitées. On parle alors de courant de court-circuit noté I_{CC} dépendant fortement du niveau d'éclairage noté E .

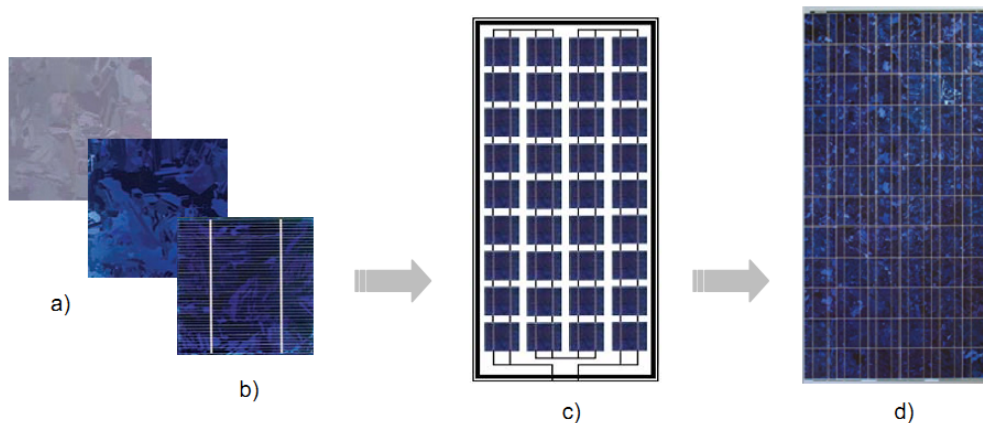


FIGURE I.2 – Exemple de cellule et de module photovoltaïque en silicium
a) Plaquettes sans connectique, b) Cellule PV élémentaire, c) Générateur photovoltaïque, d) Photo d'un générateur PV poly-cristallin commercial.

Les cellules se branchent en série, ce qui permet aux électrons générés par une cellule d'être repris par la suivante. Le but est d'avoir une différence de potentiel normalement entre 6 et $24V$.

I.3 Le générateur PV et ses performances

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

I.3.1 Caractéristique courant-tension

La figure I.3 représente la courbe $I = f(V)$ d'un panneau photovoltaïque typique dans des conditions constantes d'irradiation et de température :

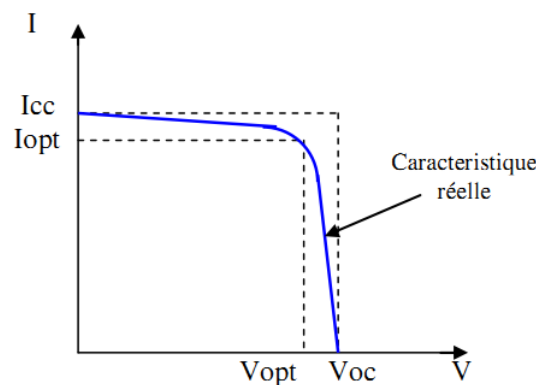


FIGURE I.3 – Caractéristique courant-tension d'un panneau PV

Il est difficile de donner un caractère source de courant ou de tension à un panneau photovoltaïque sur toute l'étendue de la caractéristique courant-tension. Le panneau photovoltaïque est donc à considérer comme une source de puissance. On s'aperçoit alors l'existence d'un point P_{max} où la puissance se trouve être maximale. Il est sans aucun doute intéressant de se placer sur ce point pour tirer le maximum d'énergie et ainsi exploiter au mieux la puissance crête installée, seule une charge dont la caractéristique passe par le point P_{max} permettra d'extraire la puissance maximale. Certains régulateurs solaires réalisent donc une adaptation d'impédance pour qu'à chaque instant on se trouve proche de ce point de puissance maximale, c'est ce que l'on appelle le Maximum Power Point Tracking (MPPT). Nous reviendrons par la suite sur cette technique.

I.3.2 Influence de l'éclairement

La figure I.4 présente des courbes pour différents niveaux de rayonnement :

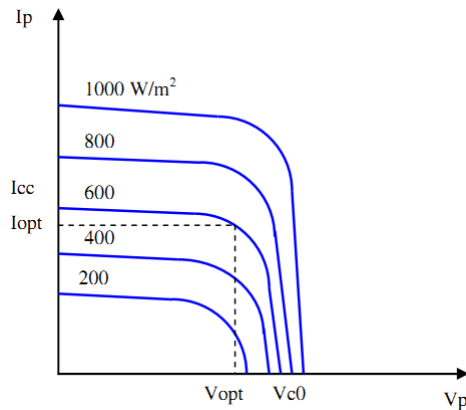


FIGURE I.4 – Caractéristique d'un panneau PV pour différents éclairements

On remarque que la valeur du courant de court-circuit est directement proportionnelle à l'intensité du rayonnement. Par contre, la tension en circuit ouvert ne varie pas dans les mêmes proportions, elle reste quasiment identique même à faible éclairement. L'irradiation standard, internationalement acceptée, pour mesurer la réponse des panneaux photovoltaïques est une intensité rayonnante de 1000 W/m^2 et une température de 25°C .

I.3.3 Influence de la température

La figure I.5 présente des courbes courant-tension pour différentes températures de fonctionnement de la cellule PV :

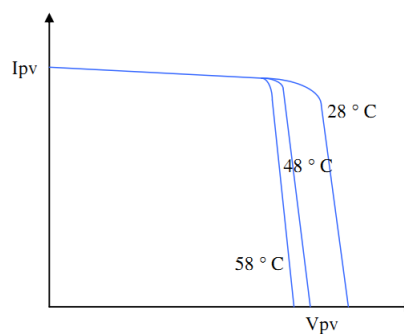


FIGURE I.5 – Caractéristique d'un panneau PV pour différentes températures

On remarque que la température a une influence négligeable sur la valeur du courant de court-circuit. Par contre, la tension en circuit ouvert baisse assez fortement lorsque la température augmente, par conséquent la puissance extractible diminue. Lors du dimensionnement d'une installation, la variation de la température du site sera impérativement à prendre en compte.

Il est important de savoir que la puissance du panneau diminue environ de 0,5% par chaque degré d'augmentation de la température de la cellule au dessus de 25°C.

I.3.4 Association de cellules PV en série

Dans un groupement en série, les cellules sont traversées par le même courant et la caractéristique résultante du groupement en série est obtenue par addition des tensions à courant donné. La figure I.6 montre la caractéristique résultante (I_{sc}, V_{soc}) obtenue en associant en série n_s cellules identiques (I_{cc}, V_{oc}) :

$$I_{sc} = I_{cc} \quad (I.1)$$

$$V_{soc} = n_s \cdot V_{oc} \quad (I.2)$$

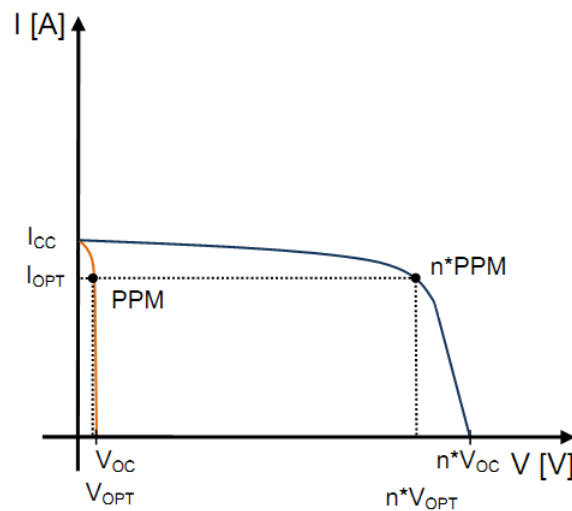


FIGURE I.6 – Caractéristique résultante d'un groupement en série de n_s cellules identiques

I.3.5 Association de cellules PV en parallèle

Les propriétés du groupement en parallèle des cellules sont duales de celles du groupement en série. Ainsi, dans un groupement de cellules connectées en parallèle, les cellules sont soumises à la même tension et la caractéristique résultante du groupement est obtenue par addition des courants à tension donnée. La figure I.7 montre la caractéristique résultante (I_{pcc}, V_{poc}) obtenue en associant en parallèle n_p cellules identiques (I_{cc}, V_{oc}) :

$$I_{cc} = n_p \cdot I_{cc} \quad (I.3)$$

$$V_{poc} = V_{oc} \quad (I.4)$$

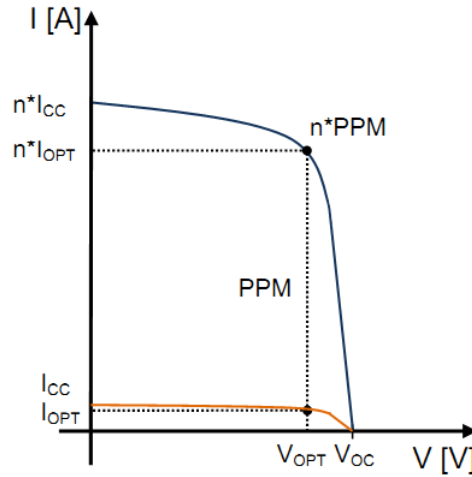


FIGURE I.7 – Caractéristique résultante d'un groupement en parallèle de n_p cellules identiques

I.4 Fonctionnement d'un générateur PV à sa puissance maximale

I.4.1 Principe

La conception globale de systèmes photovoltaïques optimisés est par nature difficile. En effet, côté source, pour un générateur photovoltaïque (PV), la production de puissance varie fortement en fonction de l'éclairement, de la température, mais aussi du vieillissement global du système comme nous avons pu le voir dans les parties précédentes. Chaque charge, que ce soit en continu (DC) (batteries, certains

appareils électroménagers destinés à des réseaux continus isolés) a son comportement propre. De plus, souvent, la variation du comportement de la charge varie brutalement en fonction de la consommation des utilisateurs, ce qui est souvent difficile à prévoir surtout sur des petits réseaux locaux. Ainsi, pour qu'une connexion source-charge soit possible, un point de fonctionnement correspondant à l'intersection des caractéristiques électriques doit exister.

Pour mieux comprendre ceci, prenons par exemple le cas d'une connexion directe entre un générateur PV et une charge. Nous regardons l'influence de la nature de la charge qu'elle soit une simple charge résistive R ou bien même une batterie, comme illustré dans la figure I.8 où les points PPM1 et PPM2 correspondent au fonctionnement optimal du générateur PV.

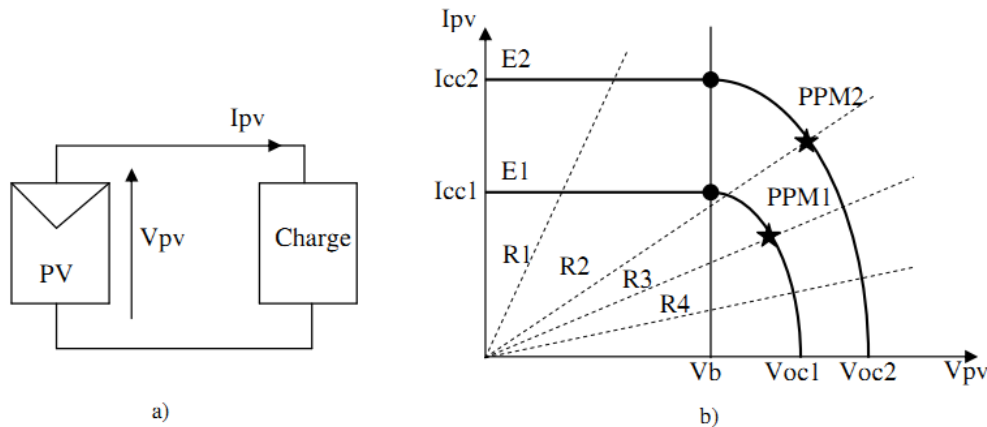


FIGURE I.8 – a) Connexion directe entre un générateur PV et une charge.
 b) Points de fonctionnements résultant de l'association du générateur PV sous deux niveaux d'éclairages ($E1$, $E2$) avec une charge soit résistive R variable ($R1$, $R2$, $R3$, $R4$) ou bien d'une batterie (V_b).

Comme nous pouvons le constater sur la figure I.8, le fonctionnement du générateur PV dépend fortement des caractéristiques de la charge à laquelle il est associé. En effet, pour la charge résistive de différentes valeurs, l'adaptation optimale ne se produit que pour un seul point de fonctionnement particulier, nommé Point de Puissance Maximal (PPM) il est noté dans notre cas PPM1 et PPM2. Ceux-ci correspondent à la puissance maximale que peut délivrer un générateur PV pour une courbe $I(V)$ donnée. Pour la charge de type batterie, le point de connexion source-charge n'est pas optimal. Ainsi, lorsque l'on réalise une connexion directe source-charge, le rendement de l'ensemble est alors rarement optimal.

I.4.2 Etage d'adaptation entre un générateur PV et une charge

Un GPV présente des caractéristiques $I(V)$ non linéaires avec des PPM. Ces caractéristiques dépendent entre autre du niveau d'éclairement et de la température de la cellule. De plus, selon les caractéristiques de la charge sur laquelle le GPV débite, nous pouvons trouver un très fort écart entre la puissance potentielle du générateur et celle réellement transférée à la charge en mode connexion directe. Afin d'extraire à chaque instant le maximum de puissance disponible aux bornes du GPV et de la transférer à la charge, la technique utilisée classiquement est d'utiliser un étage d'adaptation entre le GPV et la charge comme décrit dans la figure I.9 Cet étage joue le rôle d'interface entre les deux éléments en assurant à travers une action de contrôle, le transfert du maximum de puissance fournie par le générateur pour qu'elle soit la plus proche possible de P_{max} disponible [3].

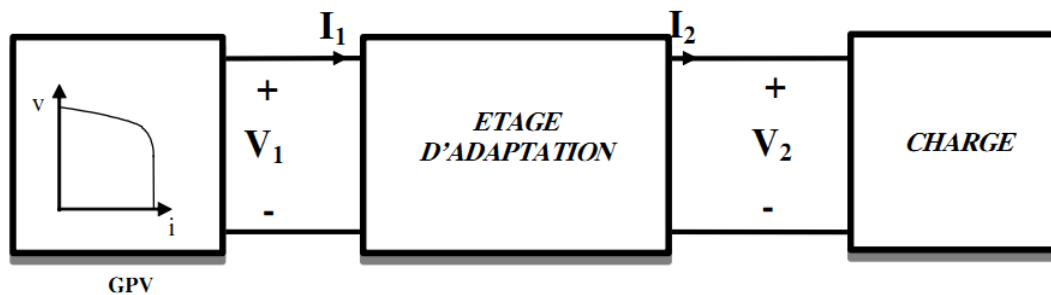


FIGURE I.9 – Etage d'adaptation jouant le rôle d'interface de puissance entre un GPV et une charge pour le transfert de P_{max} du GPV

Ce dernier par le biais d'une commande spécifique est alors susceptible de permettre au générateur de délivrer sa puissance maximale notée P_{max} ($P_{max} = V_{opt} \cdot I_{opt}$, où V_{opt} et I_{opt} représentent respectivement les tensions et courants optimaux du générateur PV pour une courbe $I(V)$ donnée) tout en assurant que la tension ou bien le courant de la charge correspond bien aux caractéristiques de cette dernière. Pour que le générateur PV fonctionne le plus souvent possible dans son régime optimal, la solution communément adoptée est alors d'introduire un convertisseur statique¹ qui joue le rôle d'adaptateur source-charge (voir figure I.10).

1. Un convertisseur statique est un système permettant d'adapter la source d'énergie électrique à un récepteur donné, exemple : hacheur, onduleur, redresseur, gradateur.

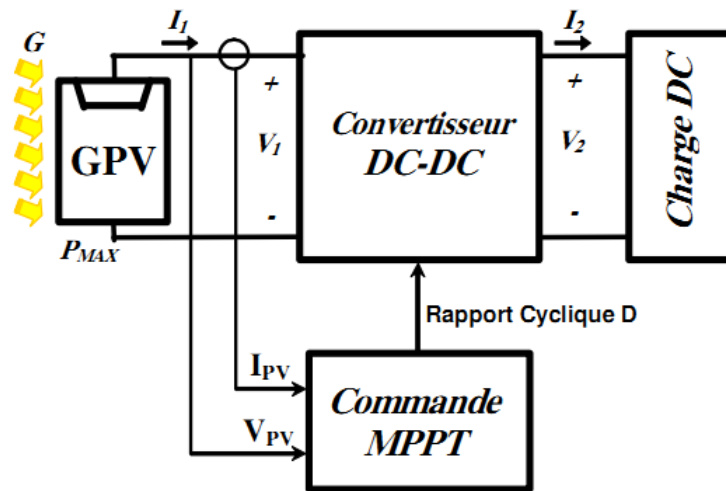


FIGURE I.10 – Chaîne élémentaire de conversion photovoltaïque à base d'un transformateur DC contrôlé par une commande MPPT [4].

La figure I.10 montre le schéma de principe décrivant les fonctions présentes dans un étage d'adaptation pour GPV réel. Le principe de la commande MPPT consiste à délivrer une action de contrôle appropriée afin de suivre le point de puissance maximale en chaque instant. Le choix de la structure de conversion est effectué en fonction de la charge DC à alimenter. Nous avons besoin de structures de conversion "survoltrice" ou "dévoltrice" en fonction de la caractéristique de cette charge [5]. Par exemple, si nous supposons que la charge est une batterie au plomb, ce sont ses plages de tension de charge et de décharge qui vont établir la structure la plus adéquate.

I.5 Etage d'adaptation pour générateur PV avec fonction MPPT numérique

I.5.1 Etage d'adaptation de type BOOST avec MPPT

Considérons l'exemple de la figure I.11 correspondant à un convertisseur DC-DC élévateur (boost). Ce type de convertisseur peut être utilisé comme adaptateur source-charge lorsque la charge a besoin d'une tension supérieure à celle du générateur PV.

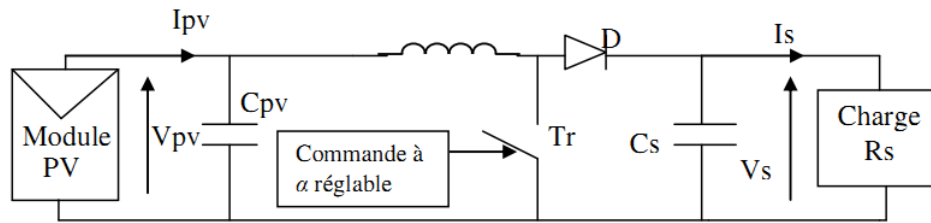


FIGURE I.11 – Convertisseur DC-DC statique utilisé comme adaptateur source-charge

L'adaptation entre la source et la charge est réalisée par la variation du rapport cyclique². En effet, si nous supposons que le boost fonctionne en conduction continue et si nous considérons que le rendement de ce dernier est de 100%, alors les relations électriques entre les grandeurs d'entrée du convertisseur (correspondant à I_{pv} et V_{pv} du générateur) et de sortie du convertisseur (respectivement I_s et V_s) ne dépendent que du rapport cyclique α et peuvent ainsi s'exprimer :

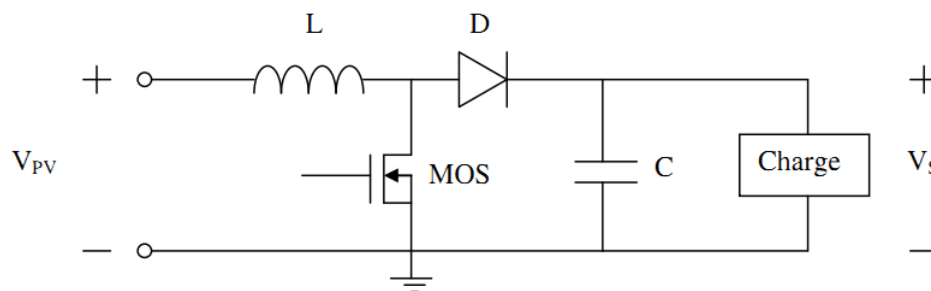


FIGURE I.12 – Structure d'un convertisseur BOOST

Le convertisseur peut alors travailler suivant deux modes de fonctionnement dépendant de sa capacité de stockage d'énergie et de la période de commutation. Ces deux modes de fonctionnement sont :

- Mode continu : dans ce cas, l'énergie emmagasinée dans l'inductance L est transférée partiellement et donc le courant dans celle-ci ne s'annule pas.
- Mode discontinu : dans ce cas, au contraire, l'énergie emmagasinée dans l'inductance L est transférée totalement et donc le courant dans celle-ci s'annule.

2. Le rapport cyclique $\alpha = \frac{T_{ON}}{T}$ définit le temps de conduction des interrupteurs de puissance par rapport à la période de commutation $T = T_{ON} + T_{OFF}$

En mode de conduction continu, le fonctionnement du circuit peut se diviser en deux selon l'intervalle de commutation (T_{ON} , T_{OFF}). L'intervalle T_{ON} commence quand on ferme le transistor MOS à $t = 0$. Le courant d'entrée, qui s'élève, traverse l'inductance L et le transistor.

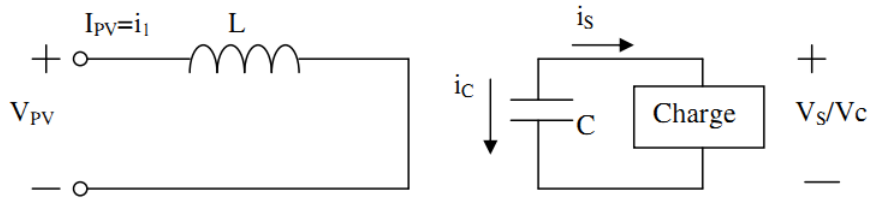


FIGURE I.13 – Circuit équivalent pour T_{ON}

L'intervalle T_{OFF} commence quand on ouvre le transistor MOS à $t = t_1$. Le courant de l'inductance diminue car l'énergie emmagasinée dans l'inductance L est transférée à la charge.

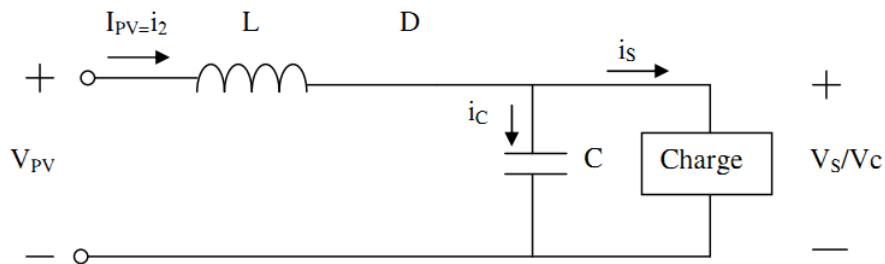


FIGURE I.14 – Circuit équivalent pour T_{OFF}

Dans l'intervalle T_{ON} le courant de l'inductance vaut :

$$V_e = L \frac{di_1}{dt} \quad (\text{I.5})$$

$$i_1(t) = \frac{V_e}{L} t + I_1 \quad (\text{I.6})$$

Où I_1 est le courant à l'instant initial. Pendant cet intervalle le courant traversant l'inductance augmente.

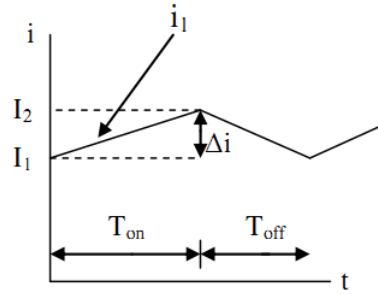


FIGURE I.15 – Forme du courant I_1

Le courant pendant l'intervalle T_{OFF} peut s'exprimer :

$$V_e = L \frac{di_2}{dt} + V_s \quad (I.7)$$

$$i_2(t) = \frac{V_e - V_s}{L} t + I_2 \quad (I.8)$$

Où I_2 est le courant initial pour l'intervalle T_{OFF}

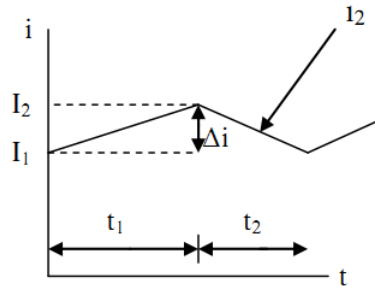


FIGURE I.16 – Forme du courant I_2

En mode de conduction continue, la période de commutation et le rapport cyclique sont donnés par :

$$T = T_{ON} + T_{OFF} \quad (I.9)$$

$$\alpha = \frac{T_{ON}}{T} \quad (I.10)$$

D'un autre coté, nous pouvons exprimer la tension de sortie en fonction de la tension d'entrée et du rapport cyclique selon :

$$V_s = \frac{1}{1 - \alpha} V_{pv} \quad (I.11)$$

I.6 Supervision dans les systèmes photovoltaïques

I.6.1 Introduction

Il est devenu très important d'avoir les instruments de contrôle des installations afin de pouvoir gérer la production, en fonction des besoins des consommateurs et des coûts de chaque source. Une solution qui est en cours d'élaboration est de fournir aux réseaux électriques une certaine "intelligence". Un "réseau électrique intelligent" signifie généralement une série de technologies visant à construire un nouveau système de contrôle du réseau électrique qui permet l'utilisation de capteurs distribués, logiciel de collecte et d'analyse de données [6] et d'actionneurs. Tout cela avec l'idée de réaliser un réseau flexible capable de transférer l'énergie en temps réel à partir des zones dans lesquelles il est plus facile de la produire à celle qui en demandent. Le système de surveillance décrit dans le présent document peut être classé dans cette optique et considéré comme un système de commande et de supervision d'une centrale photovoltaïque.

Un autre aspect qu'un système de supervision ne peut ignorer est l'optimisation du rendement [7]. Ceci peut être réalisé avec une surveillance constante des paramètres de fonctionnement des dispositifs qui composent le système, et par l'analyse des données de manière à pouvoir comparer les données réelles par rapport à celles estimées. En supposant une durée de vie typique des systèmes PV de trente ans environ [8, 9], il est important d'agir rapidement sur les défauts et vérifier constamment l'obsolescence des panneaux afin d'évaluer leur remplacement par d'autres ; nouveaux et plus efficaces.

Pour les raisons exposées ci-dessus, le système de supervision intègre en un seul outil toutes les fonctionnalités : l'enregistreur de données, la gestion des alarmes, la communication à travers plusieurs canaux afin de garantir la livraison du message, l'analyse des données et le contrôle de la production d'énergie en fonction de la demande du réseau.

I.6.2 Description d'un système de supervision

Le système de contrôle est intégré avec les dispositifs de la centrale photovoltaïque et avec d'autres éléments nécessaires pour la mise en oeuvre de toutes les fonctions prévues, comme illustré à la figure I.18. Au centre de la figure I.18, il y'a un ordinateur embarqué qui est le périphérique sur lequel le noyau du système de surveillance est implémenté.



FIGURE I.17 – Le système intégré de supervision

Typiquement, dans les installations photovoltaïques, les éléments de base sont les onduleurs, les chaînes de panneaux et les string-box. Le système de surveillance surveille l'ensemble des onduleurs et panneaux via un protocole de communication (Modbus, TCP/IP ou RTU), indépendamment des producteurs de l'appareil. La fonctionnalité la plus importante d'un système de surveillance dédié aux installations photovoltaïques est le contrôle des paramètres fournis par les onduleurs et les string-box intelligents. Les données doivent être analysées afin de produire l'état des alarmes et des réponses de contrôle. Évidemment, chaque système de surveillance doit assurer la communication avec les onduleurs et les string-box, tandis que les panneaux n'ont pas généralement une électronique spécifique pour la communication [10, 11]. Parfois, les panneaux peuvent être équipés de capteur thermique de surface et dans ce cas, l'information est prise en compte par le string-

box. La température de surface des panneaux est un facteur clé de la rentabilité de la centrale, car l'efficacité des panneaux diminue lorsque la température augmente. Un système de surveillance doit prendre en compte ce paramètre important pour deux raisons principales. La première est l'évaluation d'un dysfonctionnement du panneau lorsque la température du panneau est anormale relativement à la température de l'air et le niveau d'irradiation solaire. La seconde est le calcul de la production estimée par rapport à la production efficace.

La production est fonction du taux d'irradiation et des conditions météorologiques. Le système de surveillance considère ces deux paramètres avec un capteur de rayonnement installé sur le champs PV et des services de données climatologiques en ligne [10]. La production est principalement influencée par l'irradiation, la température du panneau et les données météorologiques avec une attention particulière à la présence des nuages. Pour cette raison, notre système de surveillance peut être intégré avec tous les composants nécessitant ces informations et peut déclencher une alerte en cas de différence significative entre la production prévue et réelle. Ces informations peuvent être utilisées pour planifier la maintenance supplémentaire.

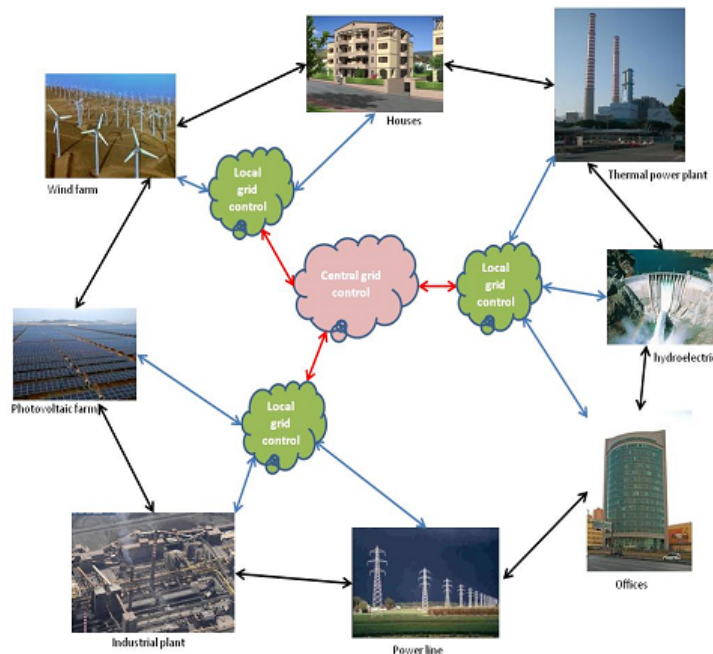


FIGURE I.18 – Un réseau électrique intelligent

Chapitre II

Méthodes de diagnostic d'un système photovoltaïque

Sommaire

II.1	Introduction	37
II.2	Système photovoltaïque et ses défauts	37
II.3	Méthodes de diagnostic d'un champ PV	38
II.3.1	Méthodes de diagnostic courantes industrialisées	38
II.3.1.1	Méthodes non-électriques	38
II.3.1.2	Méthodes électriques	39
II.3.2	Méthodes dans la littérature	40
II.3.2.1	Méthode de réflectométrie	40
II.3.2.2	Analyse de la puissance et de l'énergie produite	40
II.3.2.3	Analyse du point de fonctionnement	41
II.3.2.4	Analyse de la caractéristique statistique	41
II.3.2.5	Synthèse	43
II.3.3	Choix de l'approche de diagnostic	43
II.3.3.1	Différentes approches théoriques de diagnostic	43
II.3.3.2	Diagnostic par la méthode de classification	45
II.4	Méthodes de classification supervisée pour la détection et le diagnostic	45
II.4.0.3	Les séparateurs à vaste marge	47
II.4.0.4	Les k plus proches voisins	49
II.4.0.5	Les arbres de décision	51
II.4.0.6	Les réseaux de neurones	53
II.4.1	Choix d'un classifieur pour la surveillance des procédés	56
II.5	Conclusion	56

II.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons les différents défauts associés aux composants d'un système photovoltaïque, seuls les principaux défauts sont retenus. On se penchera ensuite sur les différentes approches présentées dans la littérature pour détecter et localiser les défauts dans un système photovoltaïque. Extrapolant le problème du diagnostic à un problème de classification supervisée, nous étudierons les classifieurs les plus connus.

II.2 Système photovoltaïque et ses défauts

Le tableau II.1 permet d'identifier les principaux défauts dans un système photovoltaïque :

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

TABLE II.1 – Principaux défauts et anomalies rencontrés dans un générateur PV

II.3 Méthodes de diagnostic d'un champ PV

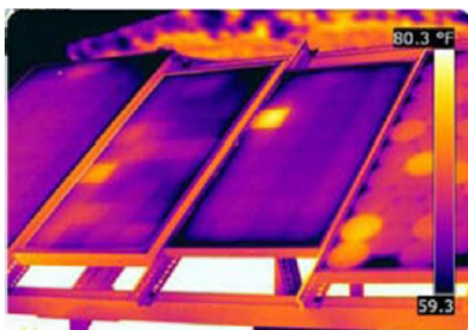
Le diagnostic se focalise sur deux axes : les méthodes courantes industrialisées et les méthodes proposées dans la littérature. L'approche utilisée dans ce projet sera présentée à la fin de cette section.

II.3.1 Méthodes de diagnostic courantes industrialisées

II.3.1.1 Méthodes non-électriques

Il existe plusieurs méthodes non-électriques, destructives ou non destructives, pour diagnostiquer le défaut au niveau de cellule PV. Le défaut principal qui peut avoir lieu à ce niveau est la fissure de la cellule. On peut citer comme méthodes : les essais mécaniques de flexion, l'imagerie par photoluminescence et électroluminescence, tests de thermographie [12].

Au niveau du module PV, la méthode de l'imagerie d'infrarouge (caméra thermique) est largement appliquée. Cette méthode repose sur le fait que tous les matériels émettent un rayonnement infrarouge sur une plage de longueur d'onde qui dépend de la température du matériau. En examinant la distribution de la température au niveau du module, des anomalies (si elles ont lieu) peuvent être localisées.



(a) cellule court-circuitée



(b) corrosion dans la boîte de jonction

FIGURE II.1 – Quelques exemples de la localisation de défauts par la caméra thermique

Quelques succès de la localisation de défauts utilisant la caméra thermique ont été reportés : courant de fuite dans la cellule, augmentation de la résistance de la connectique entre les cellules, échauffement anormal des cellules, conduction de la diode de bypass[12].

Cette méthode peut être également appliquée pour les connectiques dans la boîte de jonction, la fonctionnalité de la diode anti-retour.

II.3.1.2 Méthodes électriques

Les systèmes de monitoring actuels d'un système PV sont essentiellement intégrés aux onduleurs. Dans ce cadre, les données mesurées sont souvent les mêmes d'un système à l'autre.

Les grandeurs mesurées les plus courantes sont :

- Le courant débité par le champ PV.
- La tension aux bornes du champ PV.
- La résistance d'isolement entre les bornes positive et négative du champ PV.

Il est aussi possible d'ajouter les grandeurs complémentaires que sont la température ambiante du site et l'ensoleillement aux mesures électriques. Ces données nécessitent un capteur (sonde de température et cellule de référence). Il convient, dans le cas où ces grandeurs sont nécessaires, de les traiter à l'aide d'un automate. Ce dernier est relié à l'onduleur et centralise la totalité des données afin de les enregistrer et/ou de les envoyer sur un serveur distant.

Les mesures du côté AC sont plus importantes en nombre car directement liées à l'énergie qui sera vendue. Il est courant de relever :

- Le courant AC.
- La tension AC.
- La fréquence.
- L'impédance du réseau vue par l'onduleur.

Des mesures décrites dans les deux paragraphes précédents, il est aisé de déduire :

- La puissance instantanée DC.
- La puissance instantanée AC.
- L'énergie produite sur différentes périodes (suivant la capacité de stockage des données) côtés DC et AC.

Ces données sont calculées directement par le microcontrôleur embarqué dans l'onduleur ou par l'automate associé. On y ajoute souvent :

- La durée de fonctionnement de l'onduleur.
- La date de mise en service.
- Le CO₂ non rejeté dans l'atmosphère (économisé).
- Les alertes de défaillance du système (principalement les défauts d'isolement).

On voit que les produits existants offrent des fonctions pour l'exploitation d'une centrale (exploitation limitée à de la mesure du productible). Les informations peuvent être traitées localement ou à distance, sur une ou plusieurs installations.

II.3.2 Méthodes dans la littérature

II.3.2.1 Méthode de réflectométrie

La méthode de réflectométrie est une méthode de diagnostic qui consiste à envoyer un signal dans le système ou le milieu à diagnostiquer. Ce signal se propage selon la loi de propagation du milieu étudié et lorsqu'il rencontre une discontinuité, une partie de son énergie est renvoyée vers le point d'injection. L'analyse du signal réfléchi permet de déduire des informations sur le système ou le milieu considéré. Cette méthode a été également appliquée pour détecter le défaut dans un string photovoltaïque [12].

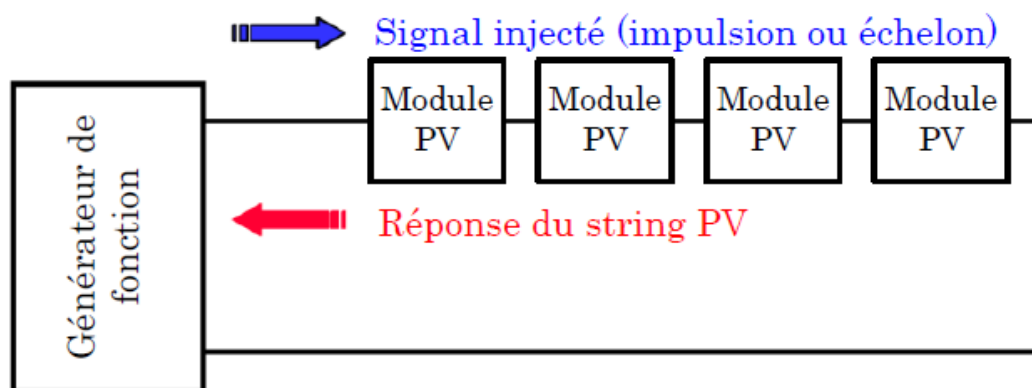


FIGURE II.2 – Principe de la réflectométrie pour localiser le défaut dans un string PV

Un signal de type d'échelon ou d'impulsion est injecté dans le string PV qui consiste en une série de modules connectés par des câbles. L'étude expérimentale a confirmé la possibilité de localiser la position de défaut de type « circuit ouvert », « court-circuit » et « augmentation d'impédance » dans le string.

II.3.2.2 Analyse de la puissance et de l'énergie produite

Dans les travaux de [13], l'amplitude de la chute de la puissance produite a été évaluée. Selon l'amplitude de la chute et la condition de fonctionnement correspondante (ensoleillement et température), le nombre de strings et le nombre de modules par string en défauts peut alors être détecté.

Dans l'étude menée par [14], les attributs supplémentaires de la chute de l'énergie ont été analysés. Ces attributs sont l'amplitude, la durée et l'instant de la chute de l'énergie. Cette analyse permet de distinguer quatre familles de défauts :

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

Les travaux menés par [15] se fondent sur le même principe que le cas précédent, par contre, différentes catégories de défauts ont été considérées. Ce sont :

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

II.3.2.3 Analyse du point de fonctionnement

Outre la comparaison de la puissance ou de l'énergie produite à celle attendue, la comparaison du point de puissance maximale effectif (courant et tension correspondant à la puissance maximale) et celui attendu peut apporter plus d'information sur l'état du système PV [16].

La comparaison relationnelle entre ces courants et entre ces tensions donne deux couples de valeur binaire (0 ou 1). Suivant la combinaison de ces deux couples, la nature des défauts du champ PV peut être identifiée. Les quatre familles de problèmes sont les suivantes :

- modules défectueux dans un string.
- string défectueux.
- famille de défauts non discriminables : ombrage, erreur de MPPT, vieillissement.
- fausses alarmes.

II.3.2.4 Analyse de la caractéristique statistique

Nous avons vu précédemment qu'un champ photovoltaïque peut être décrit par sa caractéristique statique courant/tension (caractéristique I-V). La modification d'une telle caractéristique peut être espérée lorsque qu'il y a un changement de

l'état du champ PV provoqué par un changement de la condition de fonctionnement (ensoleillement et température) ou par une apparition d'un ou de plusieurs défauts dans le champ. La Figure II.3 montre l'allure d'une caractéristique I-V d'un champ PV en fonctionnement défaillant (ombrage sur des cellules) comparée avec celle en fonctionnement normal.

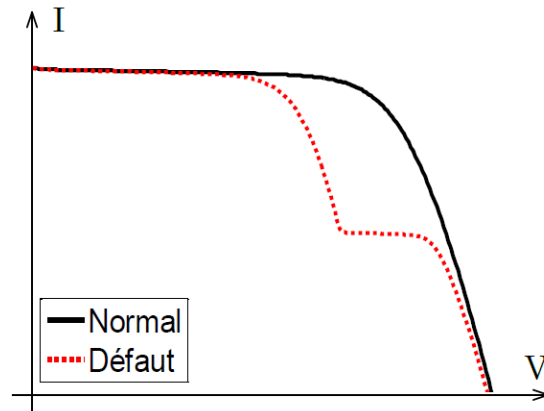


FIGURE II.3 – Allure d'une caractéristique I-V d'un champ PV en fonctionnement défaillant

L'utilisation de la caractéristique I-V pour détecter et localiser les défauts a été menée dans très peu de travaux. Par contre, l'analyse dans le sens inverse a été effectuée par de nombreuses études. Une telle analyse consiste à étudier l'impact des différents défauts (dans la cellule, module, string et champ) sur la performance du champ PV, donc sur la caractéristique I-V de celui-ci. Le Tableau II.2 résume les différents travaux portant sur l'analyse de la performance d'un champ PV, via sa caractéristique I-V, face aux différents types de défauts.

Défauts	Niveau du système	Référence
Augmentation de la résistance série	Module	[12]
Diminution de la résistance shunt	Module	[17]
Mismatch	Module	[12]
Ombrage	Module/String/Champ	[12]
Connexion	Champ	[17]

TABLE II.2 – Différents types de défauts analysés par la caractéristique I-V

II.3.2.5 Synthèse

Les différentes méthodes non-électriques offrent la possibilité de localiser très finement le défaut d'une cellule. Par contre, il est à savoir que ces méthodes sont généralement appliquées dans la phase de développement des cellules, ou pour le test de qualification ou encore plus pour un diagnostic plus approfondi pour des modules défectueux ou en fonctionnement.

Il est possible, grâce à la méthode de l'imagerie d'infrarouge, de localiser précisément le lieu où apparaissent les défauts dans des différents niveaux du système (module, string, champ), elle ne permet pourtant pas d'identifier la nature de défauts. En plus, une telle intervention ne sera envisagée qu'après l'apparition d'un défaut avérée. Ceci revient à dire qu'il est impossible d'automatiser le processus de diagnostic qui nécessite l'intervention d'un tiers.

La méthode de réflectométrie est limitée en nombre de défauts localisables (court-circuit, circuit ouvert, augmentation de l'impédance du câble/connectique). De plus, une telle intervention (injection du signal dans le string) nécessite une interruption du système et l'analyse du signal de retour nécessite également un traitement du signal bien sophistiqué.

De nombreuses études ont porté sur l'évaluation de l'impact des différents défauts sur la caractéristique I-V. Par contre, l'utilisation d'une telle caractéristique pour remonter à la nature des défauts n'est pas largement répandue. Deux raisons principales peuvent être citées comme barrière à l'application d'une telle méthode pour faire le diagnostic : la difficulté d'obtention en ligne de la caractéristique complète I-V et le manque d'une base de données pertinente sur les causalités défauts/caractéristiques I-V [12].

II.3.3 Choix de l'approche de diagnostic

II.3.3.1 Différentes approches théoriques de diagnostic

Les grandes familles de méthodes de diagnostic sont présentées dans la Figure II.4.

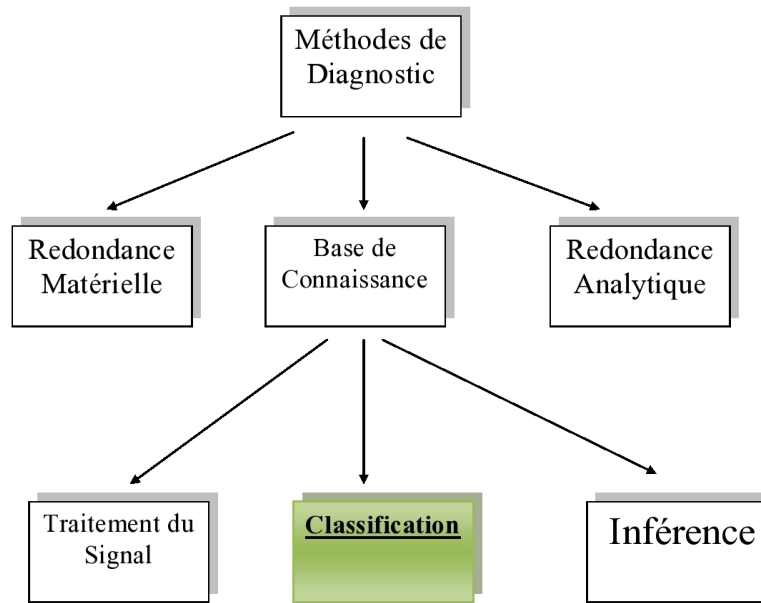


FIGURE II.4 – Différentes méthodes de diagnostic

La méthode de redondance matérielle consiste à utiliser plusieurs composants (capteurs, actionneurs, générateurs etc.) identiques pour exercer une même fonction. Lorsqu'un écart existe entre les sorties de ces composants, celui qui est défectueux peut être facilement identifié. Dans l'application photovoltaïque, cette méthode est utilisée, dans certains onduleurs, pour identifier le string le plus faible. Il n'est pourtant pas possible d'identifier la nature de défauts.

La méthode de redondance analytique consiste à déduire l'état du système (processus) surveillé à partir de mesures (grandeur entrées/sorties) sur le système lui-même. Cette méthode requiert un modèle, généralement de type modèle d'état, qui peut représenter le système surveillé. Or, comme nous l'avons déjà vu, le système PV est composé de différents composants de natures différentes. La construction du modèle d'état d'un tel système est compliquée et voire impossible à faire. La méthode de redondance analytique n'est donc pas appropriée pour le diagnostic de défauts d'un champ PV.

La méthode de diagnostic à base de connaissance peut être encore divisée en trois grandes familles : la méthode de traitement du signal, la méthode de classification et la méthode d'inférence.

La méthode de traitement du signal repose sur l'extraction des symptômes à

partir du signal mesuré. Les techniques d'extraction couramment utilisées sont la démodulation, filtrage, FFT, analyse de l'ondelette etc.

La méthode d'inférence repose sur l'analyse de la caractéristique statique I-V qui est un signal de type instantané.

Néanmoins, si aucune connaissance structurelle n'est acquise, la méthode de classification semble la méthode la plus adaptée pour diagnostiquer les défauts .

II.3.3.2 Diagnostic par la méthode de classification

La méthode de diagnostic à base de classification peut être décomposée en 5 étapes principales comme on peut voir :

1. Choix du critère pour le déclenchement de l'algorithme de diagnostic.
2. Simulation de plusieurs défauts susceptible de se produire au sein du générateur PV.
3. Réaliser pratiquement un défaut dans la centrale afin de valider le modèle Simulink utilisé dans l'étape précédente.
4. Etablissement d'une base de connaissance des différents défauts.
5. Choix d'un classifieur afin de classer une mesure prise en temps réel parmi les différentes classes(défauts).

II.4 Méthodes de classification supervisée pour la détection et le diagnostic

De nos jours, les procédés étant de plus en plus automatisés, ils nous fournissent de plus en plus de données, principalement récupérées par les capteurs. Beaucoup de données sont récupérées lorsque le procédé est en fonctionnement normal, mais également lorsque le procédé subi une défaillance (faute). Lorsque ces défaillances sont diagnostiquées (la cause de la défaillance est identifiée), on peut catégoriser les données récoltées suivant les différentes causes associées aux dysfonctionnements. Lorsque les différentes fautes ne sont pas diagnostiquées, on peut tout de même réaliser une catégorisation par recherche de classes (cluster analysis). Lorsque nous représentons graphiquement les données des différentes fautes, on peut alors chercher à dresser au mieux des frontières entre les différentes classes afin de définir les régions de chaque faute comme illustré sur la figure II.5 :

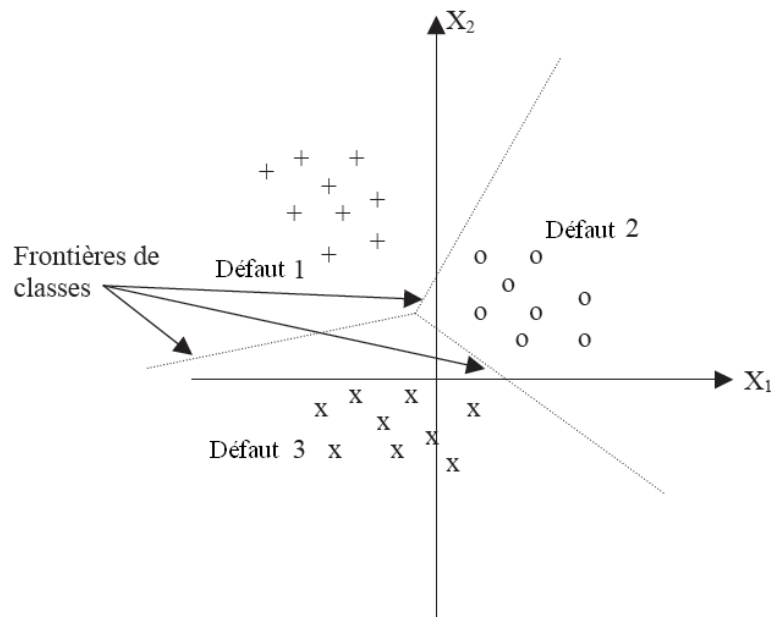


FIGURE II.5 – Exemple de frontières de classes

Lors de l'apparition d'une nouvelle anomalie (supposée détectée), en la représentant graphiquement, on voit tout de suite à quelle région d'anomalie elle appartient et on peut ainsi diagnostiquer cette nouvelle observation hors-contrôle. L'attribution d'une classe à une nouvelle observation est l'un des buts de la reconnaissance de forme (ou classification).

Maintenant que nous avons étudié la classification supervisée, nous allons voir les différentes méthodes (appelées classifieurs) permettant de réaliser une telle tâche. Il n'y a pas de classifieurs meilleurs que d'autres sur toutes les applications. Il est donc utile de connaître les différents classifieurs utilisables, ainsi que leurs avantages et leurs inconvénients. Bien que la liste des classifieurs présentés ici ne soit pas exhaustive, elle comporte tout de même la majorité des classifieurs les plus performants.

II.4.0.3 Les séparateurs à vaste marge

Les SVM (Support Vector Machines) ou Machines à Vecteurs Supports, ou bien encore Séparateurs à Vaste Marge, sont des outils modernes permettant la classification et la régression de données [18]. Nous étudions ici leur application à la classification supervisée. Les SVM sont des classifieurs binaires, ils ne peuvent différencier que deux classes d'individus. De plus, les variables descriptives du problème doivent être des variables continues.

Pour un jeu de données avec deux classes, le but d'un séparateur à vaste marge est de trouver un classifieur séparant les données et maximisant la distance entre ces deux classes. Ce classifieur linéaire est appelé hyperplan¹. Dans la figure II.6, on détermine un hyperplan séparant les deux ensembles de points. Les points les plus proches sont appelés vecteurs de support. Il est évident qu'il existe une multitude d'hyperplans valides mais la propriété remarquable des séparateurs à vaste marge est que cet hyperplan doit être optimal. Nous cherchons donc parmi les hyperplans valides, celui qui passe "au milieu" des points des deux classes d'exemples. Intuitivement, cela revient à chercher l'hyperplan "le plus sûr".

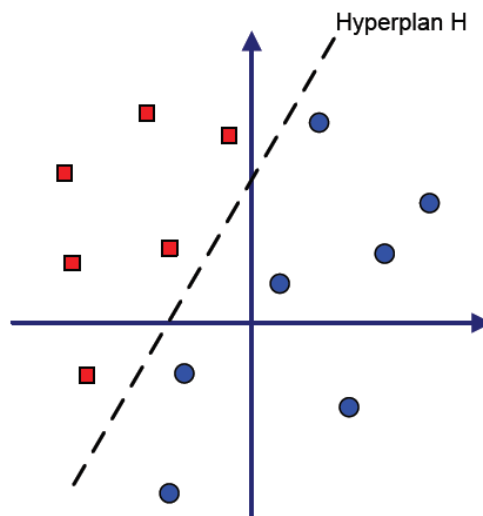


FIGURE II.6 – Séparation des données par l'hyperplan H

1. dans un espace à une dimension, le séparateur linéaire sera un point. Dans un espace à deux dimensions, le séparateur sera une droite. Dans un espace à trois dimensions, le séparateur sera un plan. Dans un espace de dimension supérieur à 3, le séparateur sera nommé hyperplan. Mais pour plus de simplicité, peu importe la dimension de l'espace, nous appellerons le séparateur hyperplan.

L'hyperplan séparateur optimal est celui maximisant la marge, c'est pourquoi l'on parle de séparateurs à vaste marge [19]. Mais, on se rend bien compte que ce type de technique ne peut réellement traiter qu'un nombre de problèmes restreint puisqu'il faut que les classes puissent être séparables par un hyperplan. Or, dans un grand nombre de problèmes concrets, ce n'est pas le cas. Nous distinguons donc deux types de problèmes pour les séparateurs à vaste marge : les cas de classifications linéairement séparables, et les cas non-linéairement séparables (voir figure II.7).

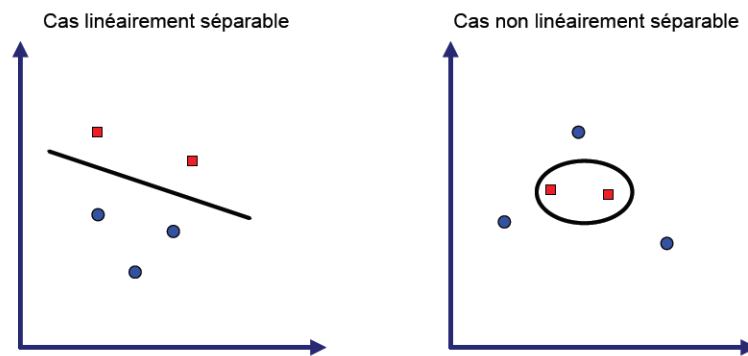


FIGURE II.7 – Illustrations de cas linéairement séparable et non-linéairement séparable

Comme nous l'avons vu, le cas linéairement séparable peut être résolu par un séparateur à vaste marge. Mais, pour le cas non-linéaire ce n'est pas possible. Afin de résoudre ce problème, il faut utiliser une fonction noyau permettant de projeter les données de l'espace initial (où les données sont non-linéairement séparables) vers un nouvel espace, généralement de dimension plus élevée, dans lequel les projections des données sont linéairement séparables.

En pratique, quelques familles de fonctions noyau paramétrables sont connues et il revient à l'utilisateur des séparateurs à vaste marge d'effectuer des tests pour déterminer celle qui convient le mieux pour son application. On peut citer les exemples de noyaux suivants : polynomiale, gaussien, sigmoïde et laplacien.

Un séparateur à vaste marge est une méthode de classification qui montre de bonnes performances dans la résolution de problèmes variés. Cette méthode a montré son efficacité dans de nombreux domaines d'applications tels que le traitement d'image, la catégorisation de textes ou le diagnostic médical, et ce même sur des ensembles de données de très grandes dimensions. La réalisation d'un programme d'apprentissage par séparateur à vaste marge se ramène à la résolution d'un problème d'optimisation impliquant un système dans un espace de dimension

conséquence. L'utilisation de ces programmes revient à sélectionner une bonne famille de fonctions noyau et à régler les paramètres de ces fonctions. Ces choix sont le plus souvent effectués par une technique de validation croisée, dans laquelle on estime la performance du système en la mesurant sur des exemples n'ayant pas été utilisés en cours d'apprentissage. L'idée est de chercher les paramètres permettant d'obtenir la performance maximale. Si la mise en oeuvre d'un algorithme de séparateur à vaste marge est en général peu coûteuse en temps, il faut cependant compter que la recherche des meilleurs paramètres peut requérir des phases de test assez longues. Chiang et al. [20] ont utilisé les séparateurs à vaste marge afin de discriminer les différentes fautes d'un procédé chimique complexe. Mais sur les mêmes données, il a été montré qu'avec une analyse discriminante quadratique, on pouvait obtenir de meilleurs résultats [21].

II.4.0.4 Les k plus proches voisins

La méthode des k plus proches voisins (k Nearest Neighborhood), ou kNN, est une technique de discrimination non-paramétrique [26], c'est à dire qu'aucune estimation de paramètres n'est nécessaire à son exécution. Cette technique de classification est plutôt ancienne puisqu'elle date d'environ 1950. Cette méthode s'emploie sur des données continues. Il est également possible de prendre en compte des données binaires (variable discrète à 2 modalités), mais pas multinomial (variable discrète avec plus de 2 modalités).

L'idée de cette méthode est d'observer les k plus proches voisins d'une nouvelle observation afin de décider de la classe d'appartenance de cette nouvelle observation. Pour une nouvelle observation à classer, cet algorithme calcule la distance entre cette nouvelle observation, et chaque observation présente dans un ensemble d'apprentissage. On sélectionne les k voisins ayant la distance la plus faible avec la nouvelle observation. Au vu des classes d'appartenance des k plus proches voisins, on décide de la classe d'appartenance du nouvel individu. Généralement, on attribue la classe du nouvel individu comme étant la classe la plus représentée parmi ses k plus proches voisins. Pour illustrer cette règle, un exemple de classification de deux classes en deux dimensions est proposé sur la figure II.8.

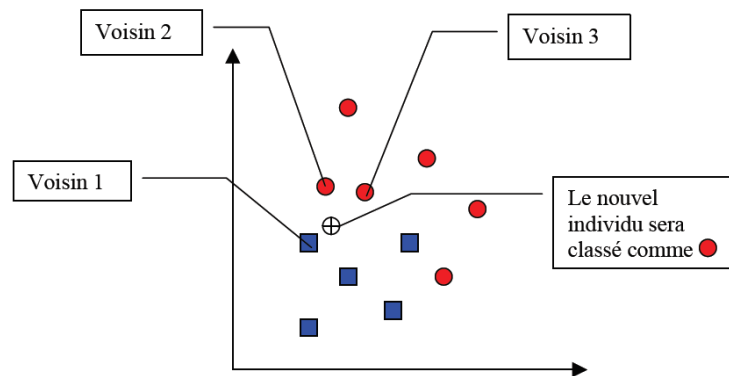


FIGURE II.8 – Exemple d’une attribution avec la règle des 3 plus proches voisins

La règle des k plus proches voisins exige une notification de la notion de voisin. En effet, nous entendons par observation voisine une observation dont la distance au nouvel individu est faible. Dès lors, il faut définir la notion de distance d’un individu à un autre. Généralement, on choisit comme distance la distance euclidienne, mais on peut en utiliser d’autres (distance tangente, distance de Manhattan) [12]. Mais, cela peut être source de problème. En effet, certaines variables peuvent complètement inhiber d’autres variables lors du calcul de la distance euclidienne. Par exemple, une variable possédant une dispersion très élevée donne une contribution importante à la distance euclidienne, alors qu’une variable avec une dispersion très faible ne contribue presque pas au calcul de la distance. Ainsi, afin d’obtenir des résultats corrects, il est conseillé de toujours appliquer une réduction des données. Cette réduction permet à chaque variable de pouvoir contribuer équitablement à la distance euclidienne et ainsi intervenir dans la discrimination d’un nouvel individu.

Bien que cette approche soit non paramétrique (pas d’estimation de paramètre à partir des données), il reste un paramètre à fixer : le nombre k de plus proches voisins. Une heuristique fréquemment utilisée est de prendre k égal à la dimension de l’espace plus un. Des approches par validation croisée permettent également de tester le comportement du classifieur pour plusieurs valeurs de k , et de choisir ainsi la valeur la plus prometteuse [12].

Un des principaux problèmes de la classification par les k plus proches voisins vient du fait que pour chaque nouvel individu à classer, il faut calculer les distances de ce nouvel individu à chaque individu présent dans la base d’apprentissage. Ce mécanisme peut devenir extrêmement coûteux en calcul et très demandeur en terme de mémoire de stockage.

II.4.0.5 Les arbres de décision

Un outil reconnu de discrimination entre plusieurs classes est l'arbre de décision [22]. L'intérêt principal des arbres de décision est qu'ils peuvent aisément se transformer sous forme de règles compréhensibles. Ainsi, le cheminement (la logique) amenant l'arbre à une décision est très clair pour l'utilisateur.

Comme son nom l'indique, un arbre de décision se représente graphiquement sous les traits d'une arborescence (voir figure II.9). La lecture d'un arbre se fait du haut vers le bas. Dès que l'on croise un noeud, une décision est à prendre, représentée par un test sur l'un des attributs du système. Pour chaque test, plusieurs décisions sont possibles. Si l'attribut est binaire, nous avons deux décisions possibles, alors que si l'attribut possède k modalités, nous avons k décisions possibles. L'arbre s'étoffe donc en fonction du nombre d'attributs du système, mais également en fonction du nombre de modalités pour chaque attribut. Les noeuds terminaux de l'arbre sont les feuilles de celui-ci, ils représentent la décision finale : la classe d'appartenance pour l'individu dont les observations ont servi aux différents tests de l'arbre.

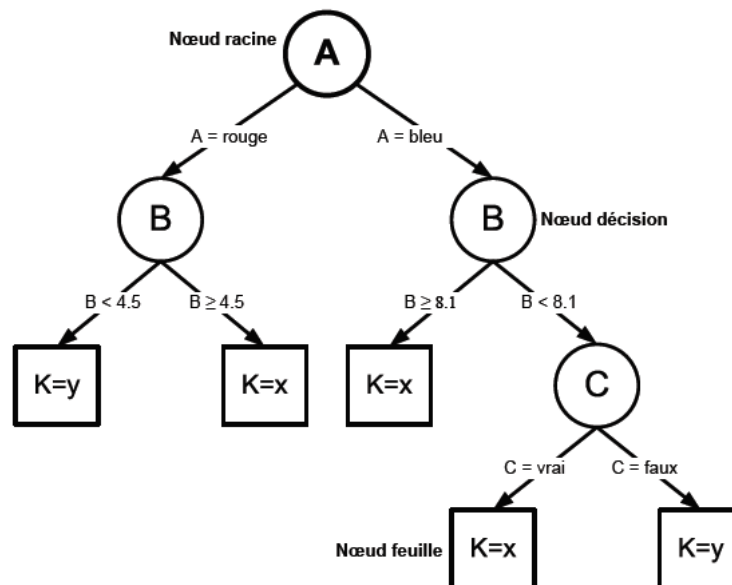


FIGURE II.9 – Exemple d'un arbre de décision

Un arbre particulièrement conséquent peut tout de même être très facilement et rapidement exploité. En effet, l'obtention de la solution n'implique pas l'exécution de tous les tests de l'arbre, mais un chemin parmi les branches de celui-ci jusqu'à une feuille. La rapidité d'exécution est donc une qualité des arbres de décision.

Mais, il n'en est pas de même dans l'étape préliminaire : la construction de l'arbre. En effet, bien que l'exécution soit rapide, la construction de l'arbre est quant à elle beaucoup plus coûteuse en temps.

Il existe un grand nombre d'algorithmes pour la construction d'un arbre de décision, les principaux algorithmes sont CART (Classification And Regression Tree), ID3 et C4.5 [23]. Il est tout de même possible de distinguer l'algorithme classique de création de l'arbre [22] tel que donné ci-dessous.

```
Procédure : construire-arbre(X)
Si tous les points de X appartiennent à la même classe alors
Créer une feuille portant le nom de cette classe
Sinon
Choisir le meilleur attribut a pour créer un noeud
Le test associé à ce noeud sépare X en deux parties : Xg et Xd
Construire-arbre (Xg)
Construire-arbre (Xd)
Finsi
```

En observant la procédure de construction d'un arbre, on constate qu'une étape pose problème : choisir le meilleur attribut pour créer un noeud. En effet, le but des algorithmes d'arbre de décision est de trouver l'ordre adéquat des décisions à prendre. En d'autres mots, quels attributs doivent être placés dans les premières décisions et quels autres doivent être placés vers le bout de l'arbre (les feuilles). Le but est donc de choisir en premier lieu l'attribut séparant au mieux les données dans l'espace entier d'apprentissage. Ceci équivaut à chercher l'attribut dont l'homogénéité est la plus faible. Afin de résoudre ce problème, les algorithmes cités (CART, ID3 et C4.5) se basent sur la notion d'entropie H [24].

L'avantage principal des arbres de décision est qu'ils sont facilement transposables sous forme de conditions interprétables tout en exigeant peu de calcul pour obtenir la classification demandée. Mais, les arbres de décision possèdent tout de même quelques défauts. Le premier d'entre eux est qu'ils ne supportent pas réellement les valeurs continues. Il est toujours possible de les discrétiser mais cela pose alors le problème de la discrétisation optimum (perdant le moins d'information possible par rapport à la variable initiale). De plus, les arbres de décisions sont sensibles au bruit dans les données. Ceci peut alors empêcher une bonne généralisation de l'ensemble d'apprentissage et conduire alors à de fausses conclusions sur les observations futures à classer .

II.4.0.6 Les réseaux de neurones

Les réseaux de neurones artificiels, également appelés réseaux neuromimétiques, constituent une technique non-linéaire de prédiction de données. Cet outil se veut ressemblant au fonctionnement des réseaux de neurones humains qui sont considérés comme les calculateurs les plus puissants qu'ait réalisés la nature [25]. Pour plus de simplicité, nous les nommerons réseaux de neurones. Mais, avant d'étudier un peu plus les réseaux de neurones, regardons ce qui est considéré comme neurone. Un schéma d'un neurone artificiel est présenté sur la figure II.10. Nous pouvons

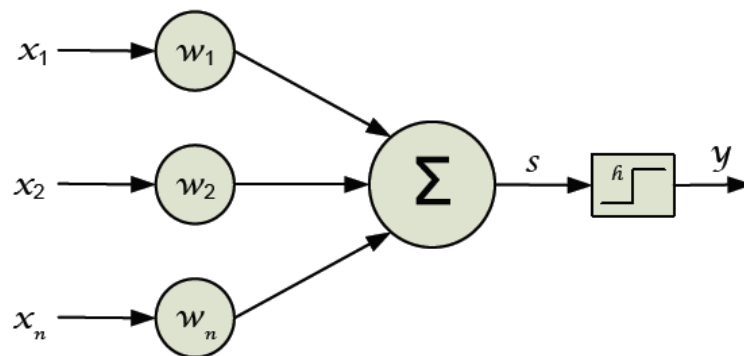


FIGURE II.10 – Un neurone artificiel

observer qu'un neurone reçoit une information de la part de plusieurs entrées (n en l'occurrence) : x_1, x_2, \dots, x_n . Chaque entrée est pondérée par un poids propre w_j que l'on nomme poids synaptique (en référence aux synapses du neurone naturel). Le neurone effectue la somme de toutes ces entrées pondérées. Nous nommons s cette somme.

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

La somme s représente l'état interne du neurone. Elle est transmise à une fonction de transfert nommée fonction d'activation h . La sortie de cette fonction donne la sortie générale du neurone y . Le fonctionnement du neurone peut donc simplement s'écrire sous la forme de l'équation II.2.

$$y = h\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i\right) \quad (\text{II.2})$$

Un neurone permet de modéliser une quantité considérable de comportements suivant les poids synaptiques w_i qu'il possède mais également suivant la fonction

d'activation qu'il renferme. Différentes fonctions d'activation peuvent être utilisées [23], mais les principales sont représentées sur la figure II.11.

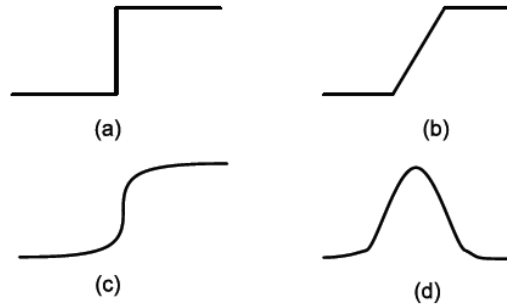


FIGURE II.11 – Les différentes fonctions d'activation h : (a) fonction à seuil, (b) fonction linéaire, (c) fonction sigmoïde, (d) fonction gaussienne

La mise en relation de plusieurs neurones donne naissance à un réseau de neurones. Le réseau possède des entrées venant de l'extérieur connectées à certains neurones, et il fournit vers l'extérieur une ou plusieurs sorties (la sortie de un ou de plusieurs neurones du réseau). Un des réseaux les plus connus et les plus exploités est le Perceptron MultiCouche ou PMC (MultiLayer Perceptron ou MLP) [25]. Un perceptron multicouche est un réseau subdivisé en couche de neurones : la sortie d'un neurone d'une couche n'est lié qu'aux neurones de la couche suivante. Il n'y a donc aucune liaison entre les neurones d'une même couche. On nomme généralement la première couche "couche d'entrée" et la dernière couche "couche de sortie". Entre ces deux couches se situe alors une ou plusieurs couches de neurones, nommées couches cachées. Un exemple de perceptron multicouche à quatre entrées, quatre sorties et une couche cachée est montré sur la figure II.12.

Ce type de réseau est très performant pour les tâches de classification. Mais, il convient tout de même de préciser qu'il n'y a pas de règles fixes pour la création d'un tel réseau.

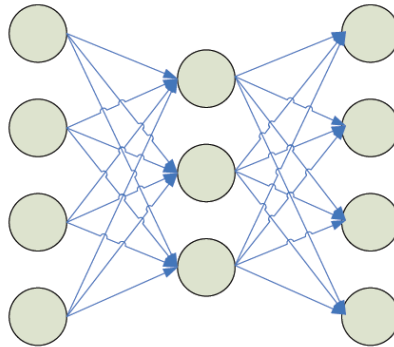


FIGURE II.12 – Exemple de perceptron multicouche

En effet, bien que le nombre de neurones de la couche d'entrée et de sortie soit imposé par le nombre d'entrées du système (pour la couche d'entrée) ainsi que par la codification des différentes classes (pour la couche de sortie), aucune règle mathématique au sens strict ne permet de déterminer, pour un problème donné, le nombre de couches cachées ainsi que le nombre de neurones de chacune de ces couches. Cependant, une pratique courante est l'utilisation d'une seule couche cachée composée d'un nombre de neurones d'environ la moitié du nombre d'entrée du système plus un. De même, pour les fonctions d'activation, il n'y a pas de règle stricte permettant de choisir une fonction optimale. Mais, pour la plupart des problèmes, une fonction d'activation sigmoïde permet d'obtenir des résultats corrects. Une fois la structure du réseau fixée, la principale difficulté est l'attribution des différents poids synaptiques dans l'ensemble du réseau. Dans le cas d'un apprentissage supervisé, nous possédons un ensemble d'apprentissage complet. Il est alors possible d'utiliser l'algorithme le plus connu pour ce type de tâche : l'algorithme de rétropropagation du gradient [27]. Cet algorithme calcule une erreur quadratique telle que donnée dans l'équation II.3 entre la sortie calculée (au vu des entrées) y_i et la réponse k_i attendue pour le jeu d'entrée donné.

$$E = \frac{1}{2} \sum (y_i - k_i)^2 \quad (\text{II.3})$$

L'algorithme procède à la propagation de cette erreur en sens inverse vers l'avant dernière couche, en ventilant l'erreur en fonction de l'importance des connexions, permettant un ajustement des poids par une méthode du gradient.

Il faut préciser que l'algorithme de rétropropagation du gradient demande un nombre d'exemples d'apprentissage conséquent afin de trouver des frontières de classification correctes. De plus, bien que le calcul soit rapide pour obtenir une

réponse du réseau ayant appris, la phase d'apprentissage du réseau peut s'avérer extrêmement coûteuse en ressources de calcul ainsi qu'en temps d'exécution.

II.4.1 Choix d'un classifieur pour la surveillance des procédés

Le tableau II.3 permet de mettre en évidence les avantages et les inconvénients des différents classifieurs décrits auparavant :

1. ++ : signifie que le classifieur permet de prendre en compte ce critère.
2. + : signifie que le classifieur permet de prendre en compte ce critère sous certaines conditions.
3. - - : signifie que le classifieur ne permet pas de prendre en compte ce critère.

Classifieurs	Séparat. à vaste marge	k plus proches voisins	Arbre de décision	Réseaux de neu- rones
Gère un grand nombre de classe	- -	+	+	++
Nbre d'observations nécessaire faible	- -	++	+	+
Temps d'apprentissage correct	- -	++	+	+
Temps de calcul admissible	+	- -	++	++
Nombre de paramètre à régler faible	- -	+	++	+
Gère des données manquantes	+	+	+	++
Corrélation entre les variables	++	++	++	++
Gère certaines non-linéarités	++	++	++	++
Tolérance correcte au bruit	++	++	- -	++
Information redondante	+	+	+	+
Prise en compte du temps	+	+	+	+
Adaptabilité : facile de réadapter l'outil	+	+	+	+

TABLE II.3 – Tableau comparatif des différents classifieurs

A travers le tableau ci-dessus, on peut voir clairement que les réseaux de neurones possèdent de nombreux avantages dans le domaine de la classification.

II.5 Conclusion

Les principaux défauts dans le générateur photovoltaïque ont été classés selon les différents composants du système PV :

- Défauts dans le générateur PV.
- Défauts dans le système de câblage.

Un état de l'art sur les différentes méthodes de diagnostic de défauts d'un champ PV a été établi. Parmi les méthodes proposées, la méthode reposant sur l'analyse de la caractéristique statistique I-V a montré une potentialité prometteuse.

N'ayant pas à notre disposition un appareil capable de balayer en un laps de temps la caractéristique statique I-V du champ photovoltaïque pendant le fonctionnement de la centrale, on a opté pour l'analyse de la variation dynamique des lieux du point de puissance maximale en fonctionnement sain et défaillant de la centrale en utilisant une méthode de classification .

L'étude des différentes méthodes de classification a été également menée afin de choisir la méthode la plus adaptée pour analyser la variation dynamique des lieux du point de puissance maximale en fonctionnement sain et défaillant. La méthode de classification par les réseaux de neurones probabilistes a été considérée comme la méthode la plus adaptée. D'après cette méthode, une des premières étapes consiste à établir une base de connaissance des différents comportements du champ PV pour les défauts considérés et c'est ce que nous aborderons par la suite.

Chapitre III

Modélisation de la centrale photovoltaïque

Sommaire

III.1 Introduction	59
III.2 Description du système d'acquisition de la CPR du CDER	59
III.2.1 Description et fonctionnement de la CPR	60
III.2.2 Description de la CPR du CDER	60
III.2.3 Le système d'acquisition de la CPR	62
III.2.4 Les capteurs	63
III.2.4.1 Mesure de tension	63
III.2.4.2 Mesure de l'éclairement	64
III.2.4.3 Mesure de température	64
III.2.4.4 Mesure de courant	64
III.3 Modélisation du champ photovoltaïque	65
III.3.1 Identification des paramètres du module photovoltaïque	66
III.3.2 Mise en oeuvre du champ PV	70
III.3.3 Validation du modèle photovoltaïque	71
III.3.3.1 Validation en Statique des paramètres	71
III.3.3.2 Validation en dynamique des paramètres	72
III.4 Le Hacheur survolteur	74
III.4.1 Dimensionnement des composants	74
III.4.1.1 Dimensionnement de l'inductance	74
III.4.1.2 Dimensionnement du condensateur de sortie	74
III.4.2 Mise en oeuvre du hacheur	74
III.5 Conclusion	76

III.1 Introduction

Nous allons d'abord présenter la centrale photovoltaïque connectée au réseau du CDER, ensuite nous entamerons la partie modélisation du champ photovoltaïque et cela en identifiant dans un premier temps tous les paramètres du module PV utilisé au sein du CDER en utilisant l'algorithme d'optimisation non linéaire de Levenberg-Marquardt (Annexe B), une fois la partie générateur PV terminée nous passerons à l'étage de conversion DC/DC (Hacheur Boost).

Tous les modèles utilisés sont modélisés sous Matlab/Simulink, ce logiciel étant bien adapté à la simulation et la modélisation par blocs fonctionnels. Par contre, ce logiciel est moins utilisé pour la simulation de réseaux électriques et c'est pourquoi nous associerons à Matlab/simulink le Toolbox SimPowerSystem permettant de gérer la simulation du modèle physique de la centrale photovoltaïque ainsi que de l'étage de conversion DC/DC (Hacheur Boost).

III.2 Description du système d'acquisition de la CPRC du CDER

La CPRC (Centrale Photovoltaïque Connectée Au Réseau) dont fait l'objet ce mémoire est installée au CDER comme projet pilote. Ce projet fait partie d'une coopération entre l'Agence Internationale de Coopération Espagnole (AECI) et le CDER. Cette centrale connectée au réseau basse tension est la première du genre en Algérie. Dans ce chapitre on va décrire la CPRC du CDER et le système d'acquisition installé.

III.2.1 Description et fonctionnement de la CPRC

Une Centrale Photovoltaïque Connectée au Réseau (CPCR) est constituée de 4 blocs fonctionnels différents, schématisée dans la Figure III.1 :

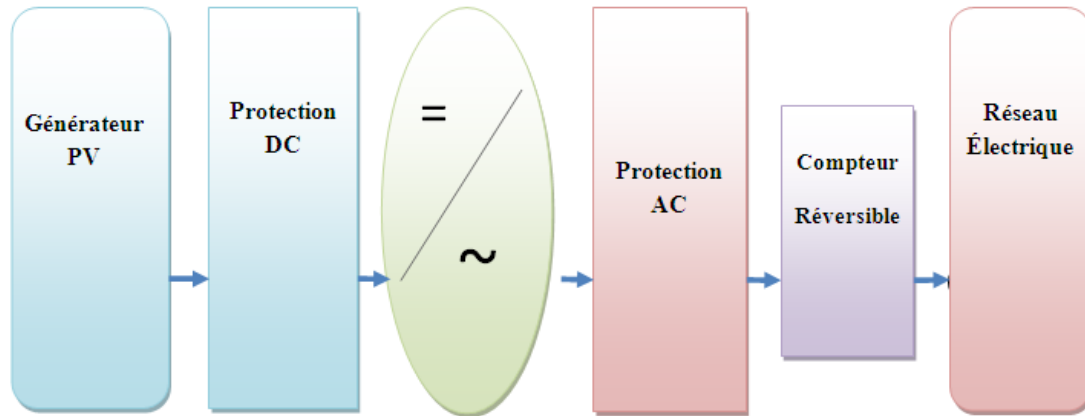


FIGURE III.1 – Schéma d'une Centrale Photovoltaïque Connectées au Réseau

- **Le générateur PV** : est formé par des modules pouvant être connectés en série et/ou en parallèle qui convertissent l'énergie du soleil en électricité continue. Les modules sont montés et fixés sur une structure métallique.
- **Le dispositif de conditionnement de puissance (DCP)** : est constitué d'un convertisseur DC/DC ayant pour fonction la poursuite du point de puissance maximum (MPPT) et d'un convertisseur DC/AC qui permet d'adapter les caractéristiques de l'énergie produite par le générateur PV à celle du réseau électrique.
- **Les protections** : sont constitué de fusibles, disjoncteur différentiel, disjoncteur magnétothermique et de varistance. elles assurent la protection de la CPRC et du réseau.
- **Compteur réversible** : Il tourne dans deux sens, l'un pour la consommation, et l'autre pour la production.
- **Le réseau de distribution électrique basse tension** : de tension 220V ou 380V alternative et de fréquence 50 Hz.

III.2.2 Description de la CPRC du CDER

Elle est constituée d'un générateur de 90 modules photovoltaïques du constructeur espagnol ISOFOTON de puissance crête 106W et de tension nominale de 12V. Les 90 modules sont structurés de telle manière à constituer trois champs de 3.2 KWc chacun (30 modules). Chaque champ est formé de 2 branches en parallèle et

chacune des branches est constituée de 15 modules reliés en série.

Le champ est connecté à un onduleur monophasé de 2,5 kWc, les caractéristiques de ce dernier sont présentées dans le tableau III.2.

Les données d'entrée	
Puissance PV recommandé	2500-3600 W _p
Courant d'entrée max.	19 A
Tension d'entrée Max. à 1000W/m ² et 10°C	500 V
La plage de tension MPP	150-400 V
Temps de connexion au réseau	50s
Les données de sortie	
Puissance nominale	2500 W
Puissance Max	2650 W
Rendement Max	94.3 %
Facteur de distorsion	< 3.5 %
Courant de sortie nominale	10.9 A
Consommation de nuit	0.15 W
Consommation en fonctionnement	7 W
Tension nominale du réseau	230 V / 50Hz

FIGURE III.2 – Caractéristique technique de l'onduleur IG30 Fronius

Chaque onduleur est branché sur une phase du réseau BT Sonelgaz à travers toutes les protections nécessaires pour protéger le réseau et la centrale PV.

Le schéma générale de la CPR est représenté dans la Figure III.3

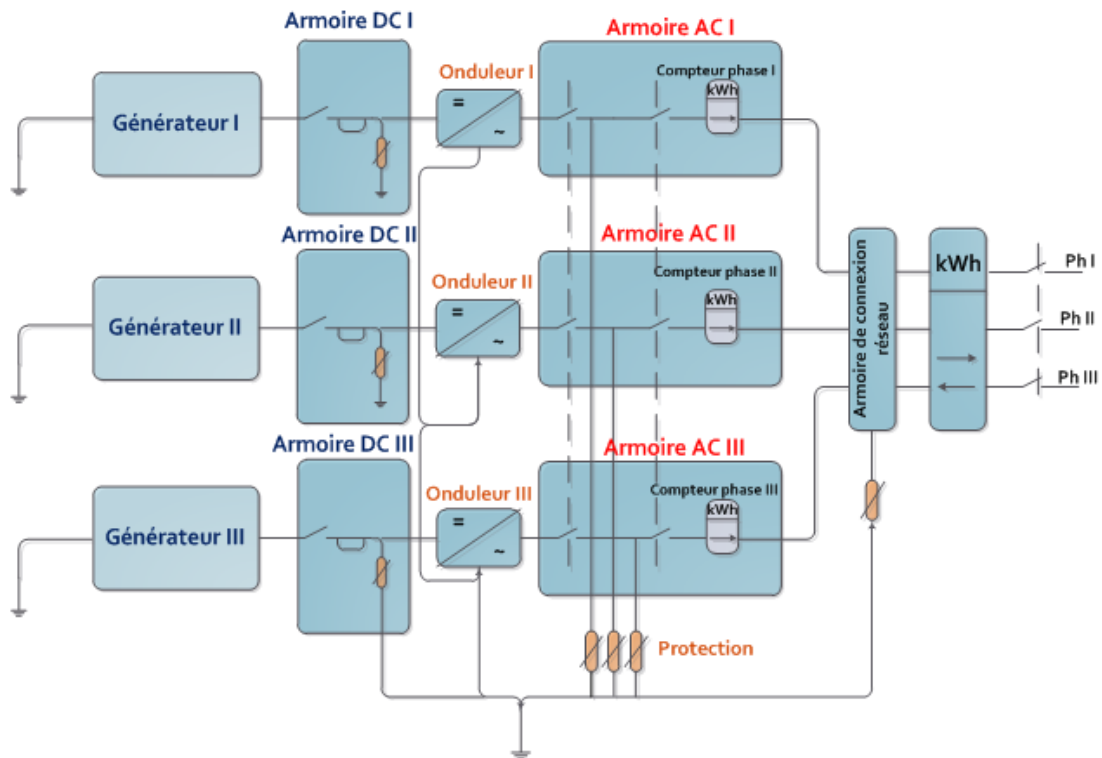


FIGURE III.3 – Schéma générale de la centrale du CDER

III.2.3 Le système d'acquisition de la CPR

Le monitoring de l'installation se base sur la surveillance des principales grandeurs. Pour cela il faut réaliser un système qui permet l'acquisition et le transfert des grandeurs influant sur le système tel que l'éclairage et la température, et les grandeurs générées tel que le courant et la tension.

Les différents éléments constituant le système d'acquisition sont représentés dans la Figure III.4.

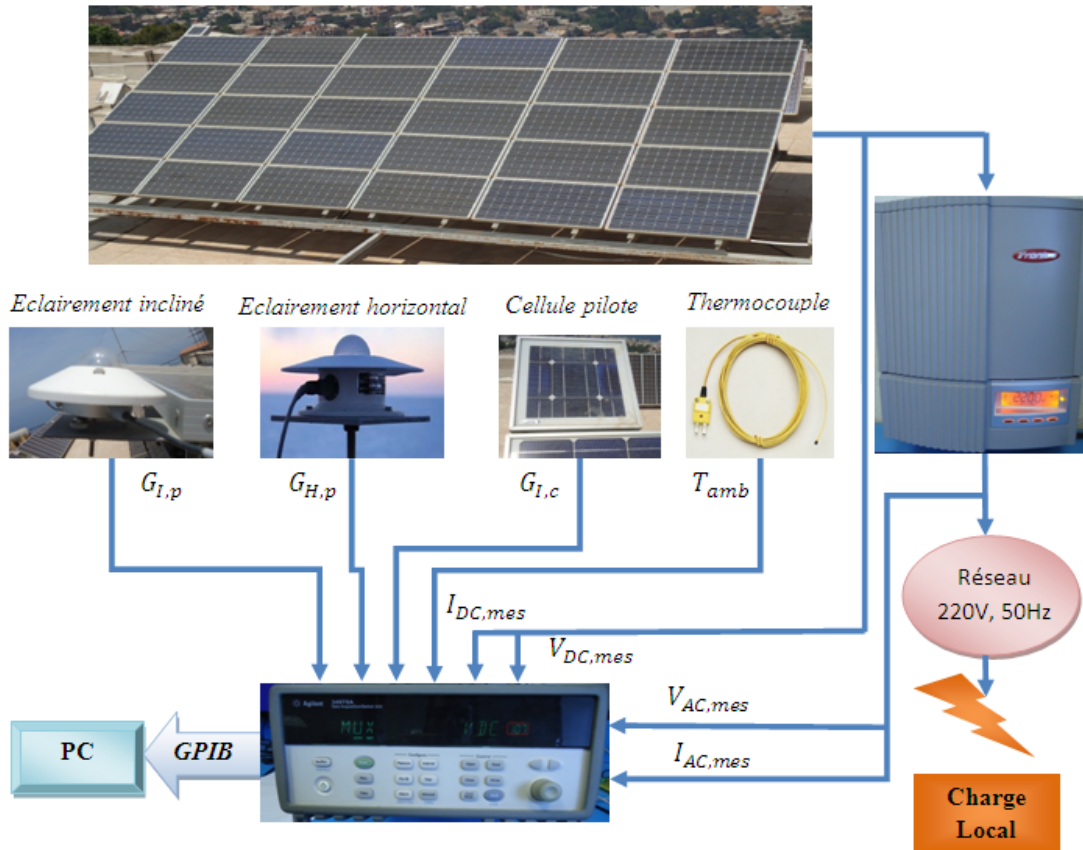


FIGURE III.4 – Synoptique globale du système d'acquisition

III.2.4 Les capteurs

Les capteurs servent à acquérir les différents paramètres nécessaires (courant, tension, éclairement, température). Chacune de ces grandeurs donnée par le capteur passe par un circuit de conditionnement. Dans notre cas, on a utilisé la centrale d'acquisition Agilent 34970A, qui intègre des circuits de conditionnement pour tous les signaux d'entrée.

Chaque paramètre est mesuré par un capteur spécifique. Dans ce qui suit, nous allons voir les différents capteurs utilisés pour obtenir les résultats souhaités.

III.2.4.1 Mesure de tension

Pour acquérir la tension V_{pv} délivrée par le générateur PV qui peut aller jusqu'à 300V, un diviseur de tension a été réalisé pour éviter tout risque de dépassement sur la centrale d'acquisition.

Pour acquérir la tension V_{AC} fournie par le réseau, on a pris directement l'image de cette tension à la sortie du transformateur utilisé pour alimenter les capteurs à effet hall.

III.2.4.2 Mesure de l'éclairement

Deux types de capteur pour la mesure de l'éclairement ont été utilisés, un pyranomètre et une cellule de référence.

- Le pyranomètre est un capteur de flux thermique utilisé pour la mesure de la quantité d'énergie solaire. Il permet la mesure de la puissance du rayonnement solaire total en watts par mètre carré. Il travaille dans un domaine spectral de 300 à 2500 nanomètres selon le filtre installé. Le pyranomètre utilisé a une sensibilité $S = \mu V / (W/m^2)$
- La cellule de référence (photopile) : On la court-circuite avec une résistance shunt puis on mesure le courant. Comme l'éclairement est proportionnel à ce courant on déduit la valeur de l'éclairement en (W/m^2) .

III.2.4.3 Mesure de température

La mesure de température peut être effectuée avec plusieurs types de capteurs analogiques ou numériques selon la nature des entrées de la carte d'acquisition. Dans notre cas, on travaille avec le thermocouple.

Les thermocouples créent une force électromotrice (mV) quand la soudure chaude (point en contact avec la source de chaleur) est différente de la soudure froide (point de référence). À cette valeur correspond une température suivant une norme internationale. Un circuit électronique convertit cette valeur en température pour l'afficher (indicateur de température) et/ou réguler (régulation de température). Il existe différents types de thermocouples, le type utilisé au sein du laboratoire est le type K (Nickel chrome/nickel allié).

III.2.4.4 Mesure de courant

Pour mesurer le courant fournie par le générateur PV (I_{pv}) et le courant injecté dans le réseau (I_{AC}) on a utilisé deux capteurs à effet hall.

Le capteur de courant à effet Hall est un capteur qui exploite l'effet Hall pour produire une tension proportionnelle au courant mesuré. Le capteur utilisé (CLSM-50) a un facteur de proportionnalité $F_p = 1000$.

Vue que la tension de sortie est très faible (mV), un amplificateur (1458N) de gain G_n a été ajouté.

Variable mesurée	Capteur	Précision
$G_{l,c}$	– Cellule de référence – $I_{sc} = 3.42A$ à $1000Wm^{-2}$	$\pm 70 mWm^{-2}$
– $G_{l,p}$ – $G_{H,p}$	– Pyranomètre – Sensibilité $5 \mu V/(Wm^{-2})$	$\pm 0.73 Wm^{-2}$
T_a	Thermocouple de type K	$\pm 1^\circ C$
V_{pv}	Diviseur résistif	$\pm 25 mV$
V_{AC}	Adaptateur AC	$\pm 0.64 V$
I_{pv}	Effet hall	$\pm 0.25 mA$
I_{AC}	Effet hall	$\pm 53 mA$

TABLE III.1 – Variables mesurées et précision des instruments utilisés

III.3 Modélisation du champ photovoltaïque

Nous avons constaté dans le chapitre II que la caractéristique I-V d'un champ PV possédait la capacité de fournir des informations sur l'état de celui-ci. Pour analyser ce potentiel, une connaissance des différents comportements du champ PV pour les défauts considérés dans le tableau II.1 est indispensable. La méthode directe pour obtenir ces comportements consiste à créer physiquement les défauts considérés dans un champ PV réel et à enregistrer le comportement du champ résultant. Cette méthode n'est pas économiquement faisable, peu reproductible et exige beaucoup d'efforts et de matériels. Une solution alternative consiste à avoir recours à un outil de simulation.

L'objectif de ce chapitre est de concevoir un modèle d'un champ PV défaillant qui permet d'obtenir la caractéristique I-V à une condition de fonctionnement donnée (ensoleillement et température) pour un défaut quelconque et pour une configuration quelconque du système PV (module, string ou champ). Le défaut à l'entrée du modèle peut être un défaut simple ou plusieurs défauts accumulés. Le synoptique du modèle souhaité est montré dans la Figure III.5.

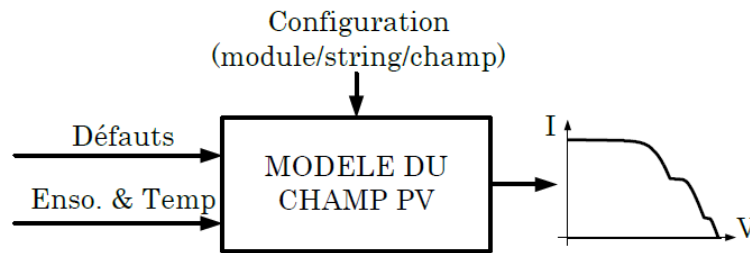


FIGURE III.5 – Synoptique du modèle d'un champ PV

Nous décrivons la modélisation d'un champ PV en fonctionnement sain et puis en défaut. Pour valider la démarche de modélisation proposée, certains défauts considérés ont été réalisés dans un champ PV réel et les caractéristiques mesurées ont été enregistrées pour ensuite les comparer avec celles issues de la modélisation [12].

III.3.1 Identification des paramètres du module photovoltaïque

Il existe plusieurs modèles qui ont été proposés pour représenter un module PV. Parmi eux, le modèle à une diode a été largement utilisé grâce à sa simplicité et sa précision convenables pour la plupart des applications telles que l'analyse de performance d'une installation photovoltaïque [28], le dimensionnement d'un système photovoltaïque [29], l'étude de performance de l'algorithme de MPPT [30], l'étude de stabilité du raccordement au réseau [31]. Le schéma équivalent d'un tel modèle est montré dans la Figure III.6

Ce modèle contient une source de courant (I_{ph}) 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}) représentent l'état non idéal de la cellule [32, 33]. La résistance série représente la résistivité du matériau avec lequel est fabriquée la cellule, la résistance de contact entre métal et semi-conducteur et la résistance d'interconnexion entre cellules. La résistance parallèle représente tous les chemins traversés par le courant de fuite, que ce soit en parallèle de la cellule ou au bord d'elle-même. Ils résultent généralement des dommages dans le cristal ou d'impuretés dans/à côté de la jonction.

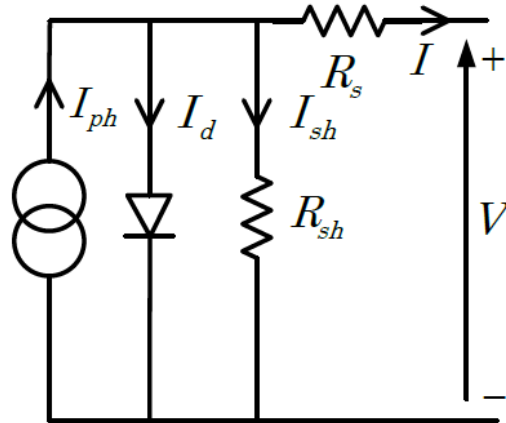


FIGURE III.6 – modèle à une diode

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

$$I = I_{ph} - I_o \left[\exp\left(\frac{V + R_s I}{V_t}\right) - 1 \right] - \frac{V + R_s I}{R_{sh}} \quad (\text{III.1})$$

C'est une équation à 2 inconnues (I et V) et 5 paramètres. Ces paramètres sont :

- I_{ph} : Courant équivalent proportionnel à l'ensoleillement reçu par le module PV.
- I_o : Courant de saturation inverse de la diode.
- $V_t = ak_b T_C / q$: Tension thermique de la diode. Elle dépend de la température du module PV T_C tandis que a, k_b et q sont respectivement le facteur d'idéalité de la diode (1 à 2), la constante de Boltzmann ($1,38.10^{-23} J/^{\circ}K$) et la charge de l'électron ($1,602.10^{-19} C$).
- R_s : Résistance série du module PV.
- R_{sh} : Résistance shunt du module PV.

Le courant I_{ph} d'un module photovoltaïque varie en fonction de sa température, l'ensoleillement qu'il reçoit et le coefficient de température du courant de court-circuit. En faisant référence au courant $I_{ph,STC}$ mesuré à la condition de test standard ($G_{STC} = 1000 W/m^2$ et $T_{C,STC} = 25^{\circ}C$), le courant I_{ph} pour un ensoleillement et une température donnée peut être calculé par l'expression suivante :

$$I_{ph} = \frac{G}{G_{STC}} [I_{ph,STC} + b(T_C - T_{C,STC})] \quad (\text{III.2})$$

Avec :

- G : ensoleillement reçu par le module photovoltaïque [W/m^2].
- b : coefficient de température du courant court-circuit en [$A/^\circ C$] ou en [$\%/^\circ C$].
- G_{STC} : ensoleillement à la Condition de Test Standard [$1000W/m^2$].
- $T_{C,STC}$: température à la Condition de Test Standard [$25^\circ C$].
- $I_{ph,STC}$: photo courant à la Condition de Test Standard [6.6 A].

Le courant de saturation inverse de la diode dépend de la température et de la largeur de bande d'énergie du matériel du module photovoltaïque. L'expression du courant de saturation inverse est très compliquée et certains paramètres physiques ne sont pas disponibles. Par contre, on peut le calculer en faisant référence au courant de saturation inverse à une température de référence donnée. Le rapport de ces deux courants est donné dans l'expression suivante. E_g est la bande d'énergie et elle est égale à 1.12 eV pour le cristal de type silicium :

$$I_o = I_{o,REF} \left(\frac{T_C}{T_{C,STC}} \right)^3 \exp \left[\left(\frac{qE_g}{ak} \right) \left(\frac{1}{T_{C,STC}} - \frac{1}{T_C} \right) \right] \quad (III.3)$$

Avec :

- I_o : courant de saturation inverse à la température T_C .
- $I_{o,REF}$: courant de saturation inverse à la température $T_{C,STC}$ [$1.1 * 10^{-5} A$].
- k : Coefficient de réglage de Bishop (3.4 à 4).

Hormis les paramètres dont les valeurs sont déjà données par le constructeur, il y'en a 5 d'entre eux dont les valeurs nous sont inconnues, nous avons alors été contraint de les estimer en utilisant un algorithme d'identification de paramètres.

Pour identifier ces 5 paramètres, on a utilisé l'algorithme de Levenberg-Marquardt (Annexe B), cet algorithme est utilisé pour résoudre les problèmes de moindres carrés non linéaires. Cette fonction correspond à un problème d'optimisation dont la formulation est donnée par l'équation suivante :

$$\min_x \|f(x)\|^2 = \min_x (f_1(x)^2 + f_2(x)^2 + f_3(x)^2 + \dots + f_n(x)^2) \quad (III.4)$$

Où x est le vecteur variable et $f(x)$ est le système d'équations non linéaires de variable x . Il consiste à trouver la valeur du vecteur x pour minimiser la somme de carrés des fonctions.

Dans notre cas, le vecteur x est le vecteur des paramètres à identifier (a, k, R_s, R_{sh}, b). Et la fonction $f(x)$ est alors l'équation III.1 mise sous la forme suivante.

$$f(x) = I_{ph} - I_o \left[\exp \left(\frac{V + R_s I}{V_t} \right) - 1 \right] - \frac{V + R_s I}{R_{sh}} - I \quad (III.5)$$

En remplaçant le courant I et la tension V de l'équation III.5 par les points de la caractéristique I-V mesurée, on obtient le système d'équations dont le nombre d'équations est égal au nombre de points de la caractéristique I-V.

La figure suivante III.7 montre le dispositif utilisé pour prélever la caractéristique I-V du module PV de la centrale :



FIGURE III.7 – PVPM :un appareil pour mesurer la caractéristique I-V

Le tableau suivant III.2 contient les valeurs estimées de nos 5 paramètres en utilisant l'algorithme de Levenberg-Marquardt :

Paramètre	R_s	R_{sh}	b	a	k
Valeur Estimée	0.16	200.37	0.0023	1.6	3.57

TABLE III.2 – Identification Des Paramètres Utilisant Levenberg-Marquardt

III.3.2 Mise en oeuvre du champ PV

La figure III.8 montre la modélisation de tout le champ photovoltaïque en utilisant le Toolbox SimPowerSystem de Simulink :

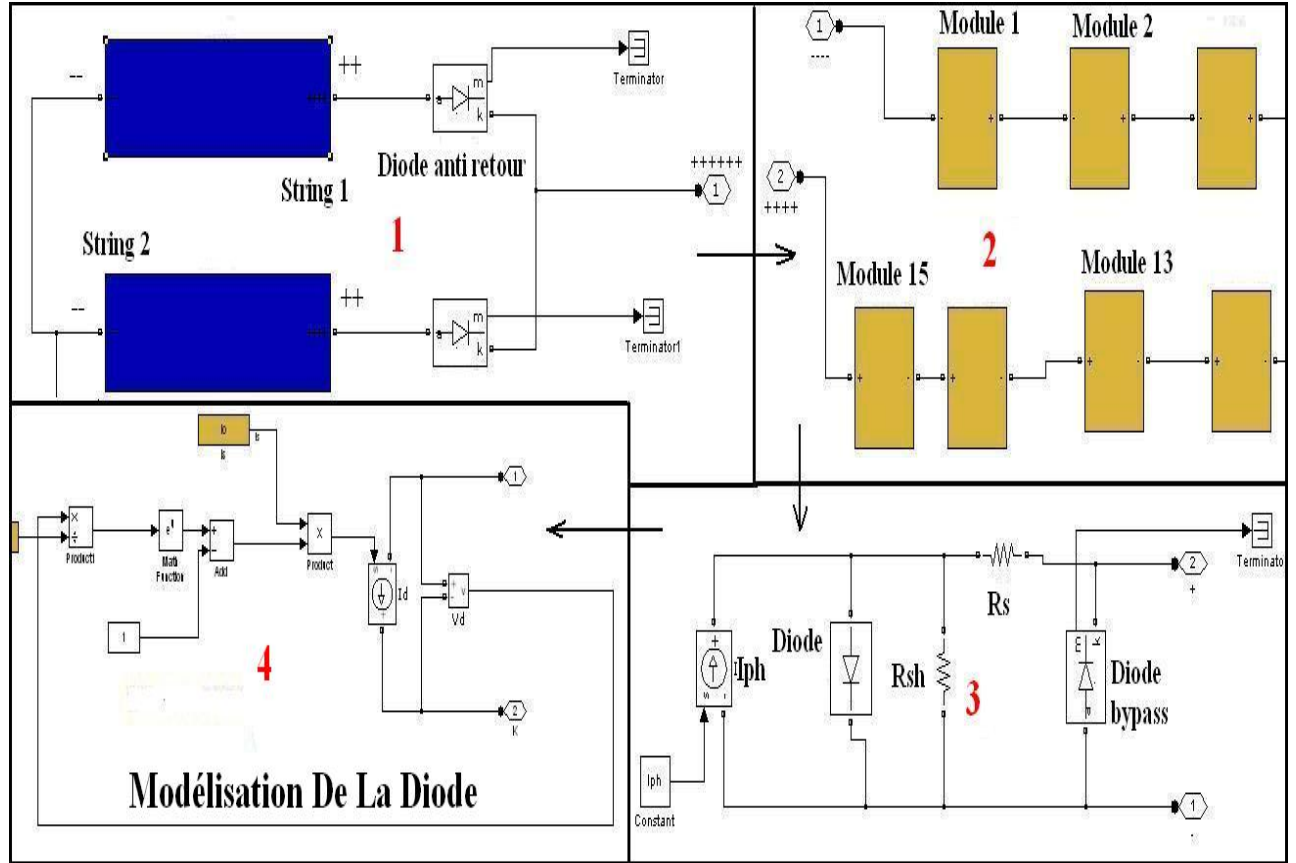


FIGURE III.8 – Structure Générale Du Champ Photovoltaïque

Avec :

- Figure 1 : le système est formé de 2 strings en parallèle accompagné chacun d’une diode anti-retour.
- Figure 2 : chaque string est formé de 15 modules PV en série.
- Figure 3 : chaque module est modélisé par un modèle physique à une diode accompagné d’une diode bypass.
- Figure 4 : la diode est modélisée par l’équation suivante :

$$I_d = I_o \cdot (\exp(V_d/V_t) - 1)$$
avec I_d le courant traversant la diode et V_d la tension à ses bornes.

Dans la figure suivante (Figure III.9), nous montrons l’intérêt de modéliser le

module photovoltaïque avec le modèle physique à une diode. Outre la facilité de sa mise en oeuvre, il est très aisé de créer un défaut au sein du champ photovoltaïque afin d'enrichir notre base de connaissance (défaut/conséquence). Ainsi dans cette figure, nous avons simulé par exemple le cas où le système subit un court-circuit d'un de ses modules :

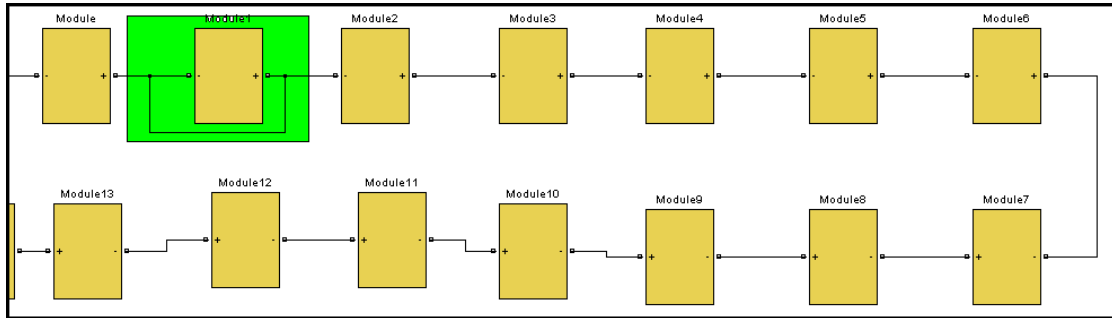


FIGURE III.9 – Simulation d'un court-circuit d'un module du champ PV

III.3.3 Validation du modèle photovoltaïque

Dans la section précédente, nous avons présenté les bases de la modélisation mathématique du générateur PV. Ce modèle a été développé sous l'environnement Matlab. Dans le cadre de la validation du modèle photovoltaïque, nous comparons les résultats des simulations aux mesures expérimentales.

III.3.3.1 Validation en Statique des paramètres

Dans un premier temps, nous allons présenter les résultats de la simulation d'un panneau photovoltaïque en balayant sa courbe caractéristique I-V avec celle donnée expérimentalement par l'appareil de mesure cité auparavant (le PVPM). La figure III.10 illustre les 2 courbes de fonctionnement I-V, l'opération a été réalisée dans deux points de fonctionnement ($T = 27.2^{\circ}C, E = 807W/m^2$) et ($T = 28.1^{\circ}C, E = 749W/m^2$)

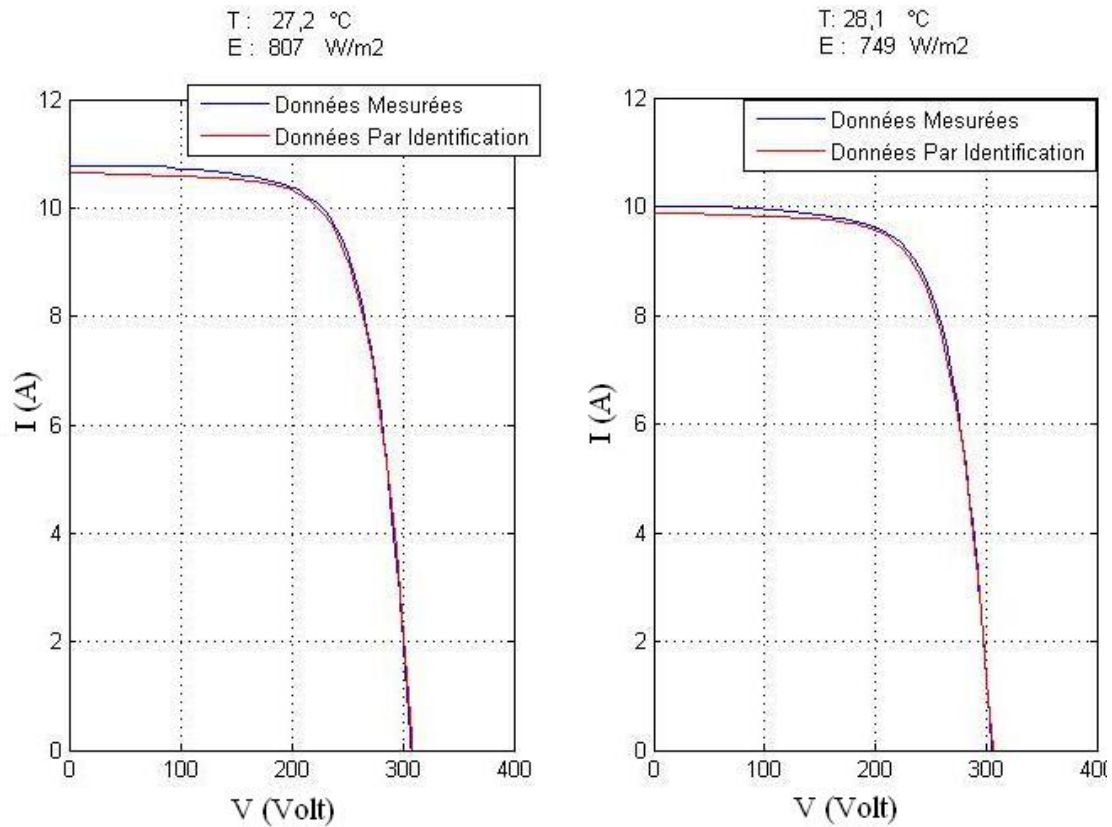


FIGURE III.10 – Validation en Statique des paramètres

III.3.3.2 Validation en dynamique des paramètres

Notre objectif final a été de vérifier si le modèle était capable de prédire les performances du système PV. Ainsi pour valider le modèle, nous avons choisi 2 jours typiques. Nous avons confronté nos résultats de simulation aux valeurs mesurées.

La figure III.11 illustre les 2 courbes de fonctionnement (Puissance mpp, Temps), l'opération a été réalisée dans deux cas de figure, une avec un système non défaillant et un autre test avec un string en court-circuit.

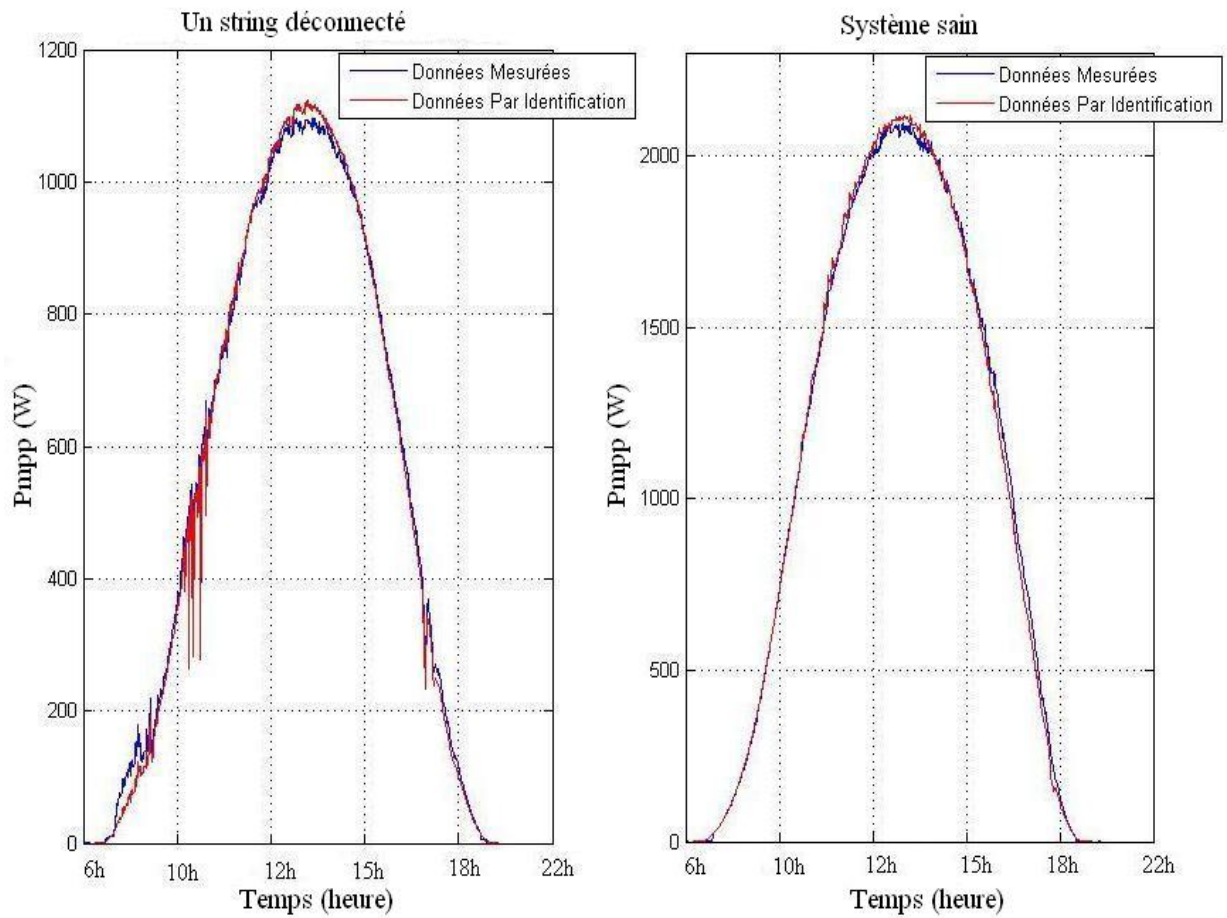


FIGURE III.11 – Validation en dynamique des paramètres

Un bon accord entre les données expérimentales mesurées et les données simulées a été observé pour ces deux journées. Ce constat témoigne de la qualité du modèle proposé dans cette étude. L'outil présenté ici a l'avantage d'être modulaire, ce qui lui permet d'analyser et d'optimiser le fonctionnement global du système en fonction des données météorologiques du site et donc une meilleure compréhension des systèmes PV isolés.

III.4 Le Hacheur survolteur

III.4.1 Dimensionnement des composants

Dans cette partie, nous allons voir comment choisir les éléments qui permettent de constituer et d'assurer le fonctionnement du hacheur.

III.4.1.1 Dimensionnement de l'inductance

Le dimensionnement de l'inductance L s'effectue à partir de l'ondulation du courant d'entrée.

On impose la fréquence de découpage en haute fréquence et on vérifie si l'ondulation de courant est correcte en basse fréquence.

On dimensionne L ainsi :

$$L \geq \frac{V_s}{4f\Delta I_L} \quad (\text{III.6})$$

Après calcul, la self utilisée doit faire au minimum $0.035H$ dans notre cas. Une valeur plus importante permettrait de diminuer l'ondulation.

III.4.1.2 Dimensionnement du condensateur de sortie

On impose la fréquence de découpage en haute fréquence et on vérifie si l'ondulation de la tension est correcte.

On dimensionne C :

$$C \geq \frac{\alpha_{max}V_s}{Rf\Delta V_s} \quad (\text{III.7})$$

Un condensateur de sortie de $30\mu F$ suffit pour obtenir une tension de sortie continue acceptable.

III.4.2 Mise en oeuvre du hacheur

De la même façon que le système photovoltaïque, la simulation du hacheur a été réalisée en utilisant les outils du Toolbox "SimPowerSystem" de Simulink.

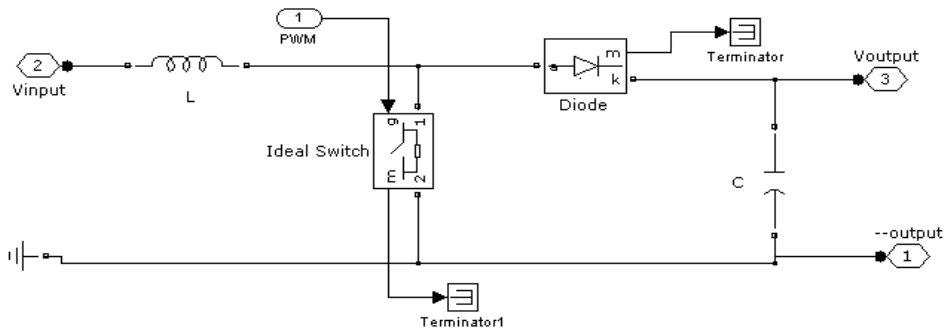


FIGURE III.12 – Le hacheur sous SimPowerSystem

Pour obtenir une tension continue variable en sortie du hacheur, il faut faire varier le rapport cyclique α . Dans ce but, on utilise un dispositif de contrôle qui permet de faire varier le rapport cyclique à partir du signal de commande. Ce dispositif de contrôle compare la tension de commande à une tension auxiliaire de forme triangulaire. La comparaison entre les deux tensions permet de fournir un signal logique pour commander l'interrupteur du hacheur.

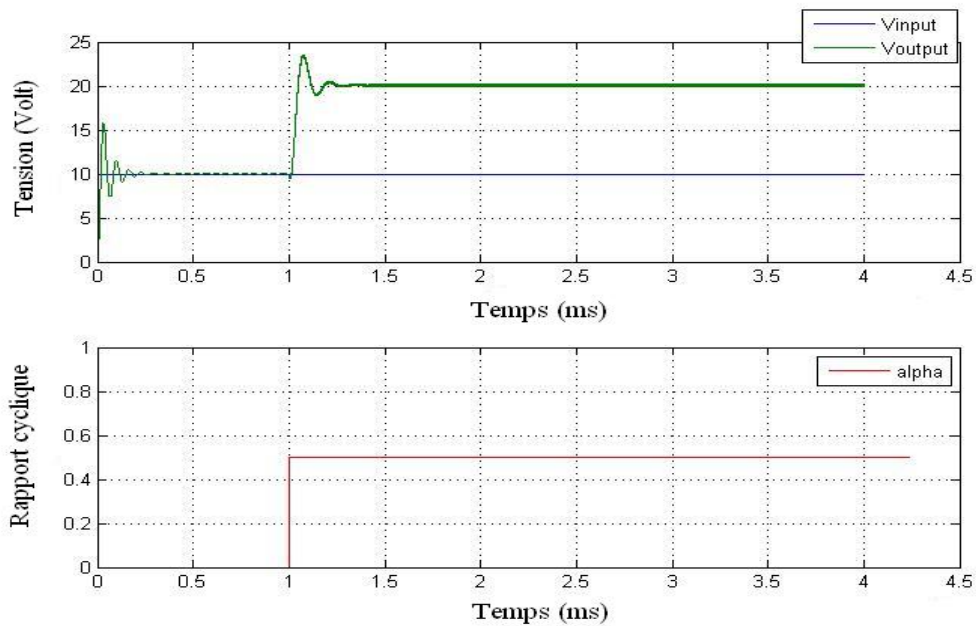


FIGURE III.13 – La tension de sortie en fonction du rapport cyclique

A partir de la figure III.13, on peut constater que la relation $\frac{V_{input}}{V_{output}} = \frac{1}{1-\alpha}$ est vérifiée.

III.5 Conclusion

Au cours de ce chapitre, nous avons procédé à la description des principaux composants du système photovoltaïque retenu dans ce projet ainsi que leurs principes de fonctionnement.

Les performances d'un générateur PV sont fortement influencées par les conditions climatiques, particulièrement l'irradiation solaire et la température du module PV. Dans cette étude, nous avons utilisé le modèle empirique à une diode pour simuler le fonctionnement des modules PV pour différentes conditions d'ensoleillement et de température. Le principal intérêt de ce modèle réside dans sa simplicité et sa facilité de mise en oeuvre à partir des caractéristiques techniques extraites par l'algorithme d'identification de Levenberg-Marquardt en plus de celles données par le constructeur.

Le chapitre suivant est consacré à la mise au point de différents algorithmes MPPT afin de faire une étude comparative sur la puissance générée dans le cas où le système serait défaillant, en particulier, un système avec plusieurs points de puissance maximale.

Chapitre IV

Techniques de maximisation de la puissance d'un système PV

Sommaire

IV.1 Introduction	78
IV.2 Structure de la Commande MPPT directe	78
IV.3 La méthode Perturbation et Observation (P&O)	79
IV.4 La technique MPPT basée sur le principe de la logique floue	81
IV.5 Méthode du modèle de référence	84
IV.5.1 Les équations de la cellule PV	84
IV.5.2 L'équation de la tension optimale	85
IV.5.3 Synthèse du régulateur par mode glissant	85
IV.6 La méthode d'optimisation par essaim de particules	86
IV.6.1 L'algorithme PSO	86
IV.6.2 Commande MPPT directe en utilisant l'algorithme PSO	87
IV.7 Etude Comparative et résultats des simulations	89
IV.7.1 Balayage de la courbe caractéristique P(V)	89
IV.7.2 Comparaison entre les techniques MPPT	91

IV.1 Introduction

Il existe plusieurs principes de fonctionnement des commandes MPPT plus ou moins performantes en fonction de leur complexité. Nous pouvons classer d'une manière générale les commandes MPPT selon le type d'implémentation électronique (analogique, numérique ou mixte) ou selon le type de recherche qu'elles effectuent et selon les paramètres d'entrée ou de sortie de la commande MPPT. Certaines d'entre elles se basent sur la caractéristique physique en température d'une jonction PN d'une diode proche de celle d'une cellule PV, d'autres déduisent la tension optimale V_{opt} à partir de la tension de circuit ouvert V_{OC} du GPV en effectuant des estimations plus ou moins précises.

D'autres types de commandes MPPT se basent sur les paramètres de sortie du convertisseur statique tels que la tension ou le courant de sortie. Selon le type de contrôle, certaines sont basées sur des techniques de faire "monter" le point de fonctionnement du GPV le long de la caractéristique $P(V)$ jusqu'à atteindre le PPM comme la commande "Perturb & Observe". On peut distinguer aussi les commandes "intelligentes" telles que "l'optimisation par essaims de particules" (PSO) et la commande "MPPT floue", en imposant toujours une oscillation autour du PPM.

IV.2 Structure de la Commande MPPT directe

La figure IV.1 montre le schéma de principe d'un système MPPT conventionnel. En général, il est constitué de deux boucles de commande indépendantes [34] [12]. La première est la boucle de commande de tension qui fonctionne en comparant la tension PV mesurée avec un signal de référence obtenu à partir du bloc MPPT. La sortie de cette boucle est utilisée comme référence pour la deuxième boucle, c'est à dire la boucle de commande de courant. Ce dernier tente d'annuler l'erreur de poursuite du point MPP [34]. Etant donné les régulateurs PI sont faciles à implémenter, simples et peu coûteux, ils sont largement utilisés dans ces boucles. Toutefois, en raison des caractéristiques non linéaires des systèmes PV et des conditions environnementales imprévisibles, les régulateurs PI ne sont pas adaptés pour les systèmes PV autonomes.

Alternativement, les contrôleurs MPPT peuvent fonctionner en absence des boucles de contrôle tel que mentionné ci-dessous. Cette structure est appelée *commande MPPT directe*, son schéma synoptique général est montré dans la figure IV.1. Les deux boucles de régulation PI sont éliminées et le rapport cyclique est calculé directement dans l'algorithme. Elle offre de nombreux avantages :

- Simplifie la structure du suivi du point de puissance maximale.

- Réduit le temps de calcul.
- Aucun effort supplémentaire n'est nécessaire pour régler les gains du PI.

En résumé, la commande directe remplace le contrôle MPPT sophistiqué avec une structure beaucoup plus simplifiée tout en conservant les résultats optimaux.

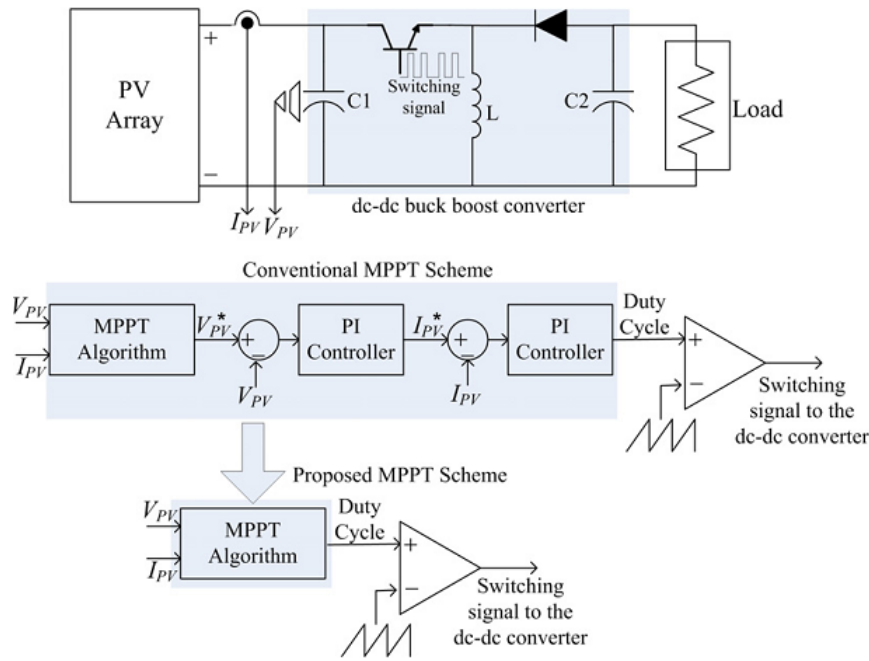


FIGURE IV.1 – Structure de la commande MPPT directe

IV.3 La méthode Perturbation et Observation (P&O)

La méthode Perturbation et Observation (P&O¹) est l'une des méthodes les plus utilisées. C'est une méthode itérative permettant d'obtenir le PPM : on mesure les caractéristiques du panneau PV puis on induit une petite perturbation sur la tension (ou le courant) afin d'analyser la variation de puissance qui en résulte. La figure IV.2 montre l'organigramme de l'algorithme de P&O.

1. En anglais : Perturb & Observe

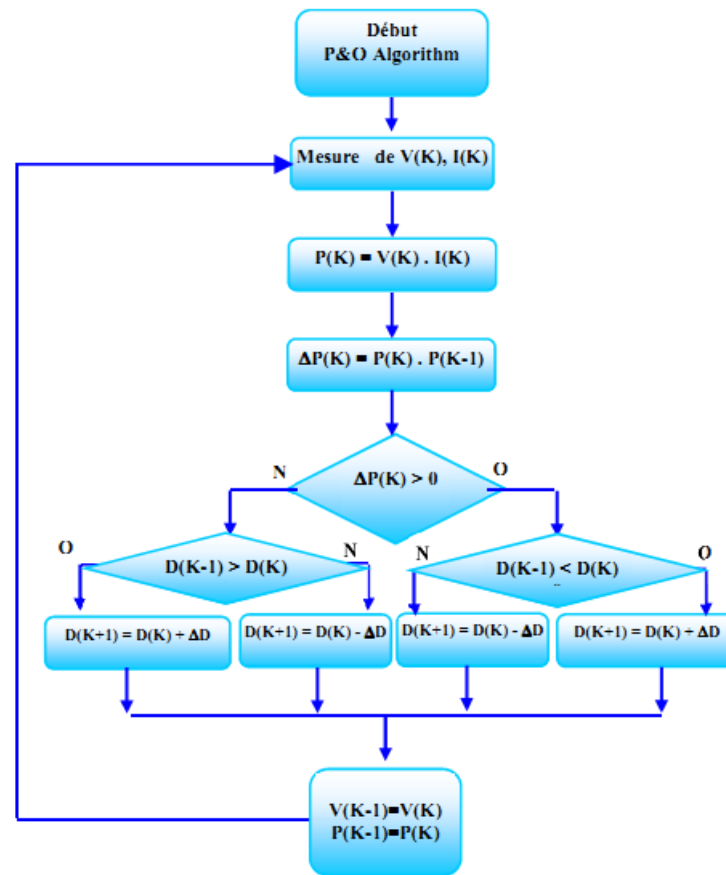


FIGURE IV.2 – Algorithme de la méthode de Perturbation et d’Observation (P&O).

Le principe de fonctionnement de cette méthode est comme suit :

- Si $\Delta V > 0$ cela veut dire qu’on a incrémenté V durant le dernier cycle, c’est-à-dire $\alpha(k+1) = \alpha(k) + \Delta\alpha$;
- Si $\Delta V < 0$ cela veut dire qu’on a décrémenté V durant le dernier cycle, c’est-à-dire qu’on va mettre $\alpha(k+1) = \alpha(k) - \Delta\alpha$, donc on termine dans le chemin où P continue à augmenter.

Si la puissance fournie par le panneau a diminué depuis la dernière mesure, l’incrémentation ou la décrémentations du rapport cyclique α sera en sens inverse par rapport au dernier cycle et ceci est fait aussi par le test sur ΔV .

Avec cet algorithme, la tension de fonctionnement V est perturbée pendant chaque cycle. La figure IV.3 représente la variation de la puissance en fonction de

la tension d'un panneau photovoltaïque. On voit que, si suite à une perturbation de tension, la puissance PV augmente, la direction de perturbation est maintenue. Dans le cas contraire, elle est inversée pour reprendre la convergence vers le nouveau point de puissance maximale (PPM).

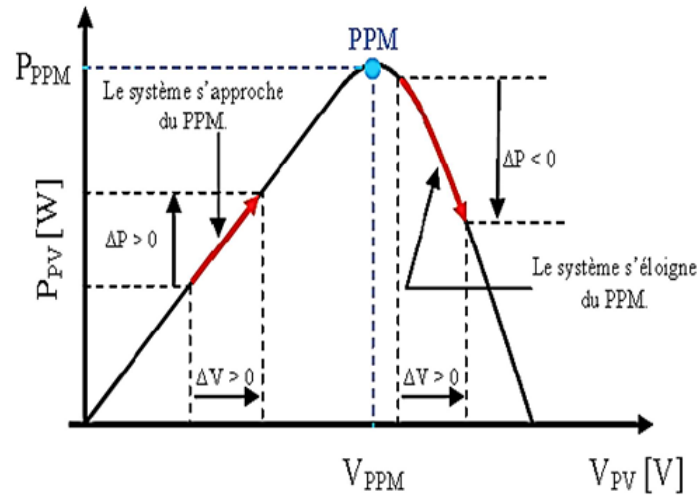


FIGURE IV.3 – Caractéristique $P_{PV}(V_{PV})$ d'un panneau photovoltaïque [14]

IV.4 La technique MPPT basée sur le principe de la logique floue

Cette approche s'appuie sur deux concepts essentiels : celui de la décomposition d'une plage de variation d'une variable sous forme de nuances linguistiques : "faible", "moyen", "élevé" ... et des règles provenant de l'expertise de l'opérateur humain, qui expriment, sous forme linguistique, comment doivent évoluer les commandes du système en fonction des variables observées. Ces concepts sont basés sur une partie de la théorie des sous-ensembles flous introduite par "Zadeh"(Voir Annexe A).

L'avantage de cette technique est qu'elle peut fonctionner avec des valeurs d'entrées peu précises et qu'elle n'a pas besoin de modèle mathématique de grande précision. De Plus, elle peut traiter des non linéarités.

Un régulateur flou peut être présenté de différentes façons, mais en général la présentation adoptée se scinde en trois parties [19] : *la fuzzification* qui permet

de passer de variables réelles à des variables floues, le coeur du régulateur représenté par les règles reliant les entrées et sorties, *l'inférence* et *la défuzzification* qui permettent à partir des ensembles flous d'entrée de déterminer la valeur réelle de sortie, (Voir figure IV.4).

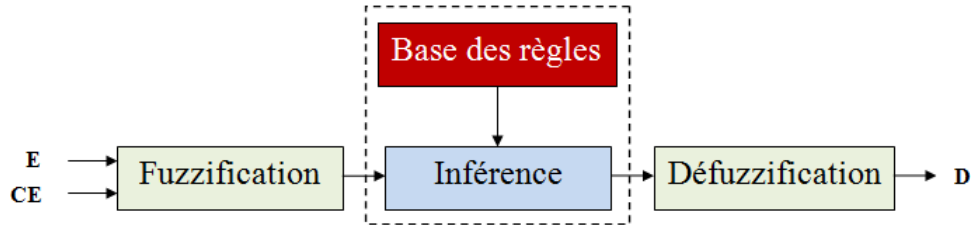


FIGURE IV.4 – Schéma de principe de la régulation floue.

La figure IV.4, montre la configuration du contrôleur flou proposé qui se compose de deux entrées et une sortie. Les deux entrées sont l'erreur E et le changement d'erreur CE données par les équations suivantes :

$$E(k) = \frac{P_{pv}(k) - P_{pv}(k-1)}{V_{pv}(k) - V_{pv}(k-1)} \quad (IV.1)$$

$$CE(k) = E(k) - E(k-1) \quad (IV.2)$$

Où P_{pv} et V_{pv} sont respectivement la puissance et la tension de la centrale PV à l'instant k . $E(k)$ montre si le point de fonctionnement de la charge à l'instant k se situe à gauche ou à droite par rapport au PPM sur la caractéristique P(V). Il est égale à zéro au point de puissance maximale. $CE(k)$ montre la direction de mouvement du PPM tandis que la sortie D (rapport cyclique) sert à la poursuite du PPM en le comparant avec un signal "dents de scie périodique" pour générer un signal PWM appliqué au convertisseur boost. Durant la fuzzification, les variables d'entrées numériques sont converties en variables linguistiques pouvant prendre les cinq valeurs suivantes :

- NB : Negative Big;
- NS : Negative Small;
- ZE : Zero;
- PS : Positive Small;
- PB : Positive Big.

Les fonctions d'appartenances de E , CE et D sont illustrées sur la figure IV.5 et les 25 règles d'inférences sont résumées dans le tableau IV.1

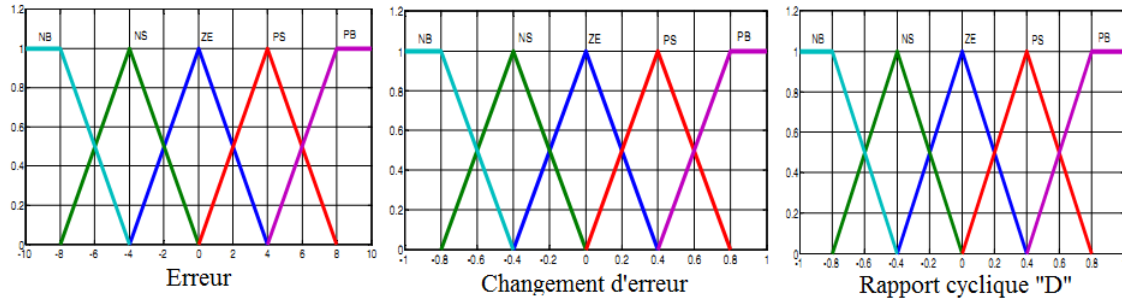


FIGURE IV.5 – Fonctions d'appartenance

E \ CE	CE	NB	NS	ZE	PS	PB
NB		ZE	ZE	NB	NB	NB
NS		ZE	ZE	NS	NS	NS
ZE		NS	ZE	ZE	ZE	PS
PS		PS	PS	PS	ZE	ZE
PB		PB	PB	PB	ZE	ZE

TABLE IV.1 – Table d'inférence

La variable linguistique assignée à D , dépend des différentes combinaisons entre E et CE . Par exemple, si les variables d'entrée (E et CE) ont comme valeur PB et ZE correspondant à un point de fonctionnement très éloigné du PPM, d'après la table d'inférence, la valeur donnée à la variable de sortie D est PB , ce qui implique une forte variation positive du rapport cyclique pour atteindre le PPM.

En résumé, les variations du rapport cyclique dépendent de la différence de position entre le point de fonctionnement et le PPM. Ainsi, dès que ce dernier s'approche du PPM, les incréments appliqués à D s'affinent jusqu'à atteindre le PPM. La defuzzification, consiste à convertir cette fois, la variable linguistique de sortie (rapport cyclique) en une variable numérique. Pour se faire, on calcule individuellement le degré d'activation de chaque règle selon le principe de la moyenne des maxima, puis on réalise leur moyenne pondérée :

IV.5 Méthode du modèle de référence

Dans cette section, une autre méthode de commande MPPT est présentée en utilisant un estimateur de tension optimale dynamique pour estimer la tension à laquelle une cellule photovoltaïque génère sa puissance maximale, et, à l'aide d'un convertisseur DC-DC, pour forcer la cellule PV d'atteindre en un temps fini une tension de fonctionnement donnée et d'y rester. L'estimateur de la tension optimale lit la température à la surface du panneau photovoltaïque ainsi que le rayonnement solaire qui atteint sa surface pour estimer la valeur de la tension maximale. Un dispositif de commande en "mode glissant" utilise la tension optimale estimée pour générer un signal de commande qui force la cellule photovoltaïque à suivre et à fonctionner à cette tension estimée à n'importe quel moment.

IV.5.1 Les équations de la cellule PV

Les équations (IV.3), (IV.4), (IV.5) et (IV.6) présentées dans ce paragraphe sont basées sur [35]. Ces équations décrivent le comportement de la courbe caractéristique de n'importe quel panneau photovoltaïque sous différentes valeurs de température et de rayonnement solaire, et en utilisant des valeurs qui peuvent être obtenues directement à partir de la fiche technique du constructeur.

$$I(V) = \frac{pI_x}{1 - \exp\left(\frac{-1}{b}\right)} \left[1 - \exp\left(\frac{V}{bsV_x} - \frac{1}{b}\right) \right] \quad (\text{IV.3})$$

$$I_x = p \frac{E_i}{E_{iN}} [I_{sc} + TC_i (T - T_N)] \quad (\text{IV.4})$$

$$V_x = s \frac{E_i}{E_{iN}} TC_v (T - T_N) + sV_{max} - s(V_{max} - V_{min}) \exp\left(\frac{E_i}{E_{iN}} \ln\left(\frac{V_{max} - V_{opt}}{V_{max} - V_{min}}\right)\right) \quad (\text{IV.5})$$

$$\text{Tant que } |b_{n+1} - b_n| > \epsilon$$

$$b_{n+1} = \frac{V_{op} - V_{oc}}{\ln\left[1 - \frac{I_{op}}{I_{sc}} \left(1 - \exp\left(\frac{1}{b_n}\right)\right)\right]} V_{oc} \quad (\text{IV.6})$$

I_x et V_x représentent le courant de court-circuit et la tension de circuit ouvert à une température et éclairement solaire donnés. V est la tension de sortie du générateur photovoltaïque, T est la température du générateur photovoltaïque, T_N est la température dans les conditions standards, E_i est l'irradiation solaire efficace au niveau du panneau photovoltaïque, E_{in} est l'irradiation solaire dans les

conditions standards, TC_v est le coefficient de température de la tension de circuit ouvert et TC_i est le coefficient de température du courant de court-circuit. V_{max} est la tension de circuit ouvert à $25^\circ C$ et plus de $1200W/m^2$. V_{min} est la tension de circuit ouvert à $25^\circ C$ et moins de $1000W/m^2$. b est la constante caractéristique, elle est unique pour chaque module PV. s et p sont respectivement le nombre de modules en série et en parallèle avec les mêmes caractéristiques électriques.

IV.5.2 L'équation de la tension optimale

On voit en (IV.3) qu'il n'y a qu'une seule valeur de courant pour chaque valeur de tension. Le point de puissance maximale correspond à une tension unique V_{op} , et donc à un courant unique I_{op} . Dans ce cas, il suffit juste de trouver l'un d'eux. En multipliant (IV.3) fois V on obtient une équation de la puissance, présentée en (IV.7).

$$P(V) = V.I(V) = \frac{V.I_x}{1 - \exp\left(\frac{-1}{b}\right)} \left[1 - \exp\left(\frac{V}{bV_x} - \frac{1}{b}\right) \right] \quad (IV.7)$$

En dérivant (IV.7) par rapport à V , et en résolvant l'équation en V ainsi obtenue, on obtient l'équation (IV.8). En utilisant cette équation, on peut estimer la tension optimale de n'importe quelle cellule solaire ou panneau PV.

$$V_{op} = b.V_x \left(\text{lambertw} \left(2.7138 \exp\left(\frac{1}{b}\right) \right) - 1 \right) \quad (IV.8)$$

Pour notre système PV, nous avons trouvé les résultats suivants : $V_{op} = 216.0791V$, $b = 3.74$, $V_x = 291V$, $V_{max} = 377.88V$, $V_{min} = 0V$, $TC_v = -0.719V/^\circ C$ et $TC_i = 0.023A/^\circ C$

IV.5.3 Synthèse du régulateur par mode glissant

Un régulateur par mode glissant est un système à structure variable (SSV). La dynamique d'un système non linéaire est altérée par l'application d'un champ de commutation à haute fréquence, et ses trajectoires sont contraintes d'atteindre, en un temps fini, une surface de glissement où elles présentent des caractéristiques souhaitables et d'y rester. L'équation (IV.9) présente une surface de glissement qui permettra d'atteindre notre objectif, à savoir le point de puissance maximale.

$$\sigma = V - V_{op} \quad (IV.9)$$

Le mode glissant contrôlera le rapport cyclique du dispositif de commutation (Le MOSFET du hacheur). Ainsi, le dispositif de commutation aura deux états de fonctionnement :

$$On, \quad 1 \text{ si } (V - V_{op}) > 0$$

$$Off, 0 \text{ si } (V - V_{op}) < 0$$

La loi de commande qui nous garantit que notre régulateur va se comporter de cette façon est donnée par (IV.10)

$$u = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \text{sign}(V - V_{op}) \quad (\text{IV.10})$$

IV.6 La méthode d'optimisation par essaim de particules

L'optimisation par Essaim de particules (PSO²) a été inventée par *Russel Eberhart* (ingénieur en électricité) et *James Kennedy* (socio-psychologue) en 1995. Au départ *J. Kennedy* et *R. Eberhart* cherchaient à simuler la capacité des oiseaux à voler de façon synchrone et leur aptitude à changer brusquement de direction tout en restant en une formation optimale. Le modèle qu'ils ont proposé à ensuite été étendu en un algorithme simple et efficace d'optimisation.

C'est une technique utilisée pour explorer l'espace de recherche d'un problème quelconque pour trouver l'ensemble des paramètres qui maximise/minimise un objectif particulier. Cet objectif est atteint en suivant un algorithme dédié que l'on verra par la suite.

IV.6.1 L'algorithme PSO

Chaque particule représente une solution potentielle dans l'espace de recherche. La nouvelle position d'une particule est déterminée en fonction de sa propre valeur et celle de ses voisines. Soit $x_i(t)$ la position de la particule i à l'instant t , sa position est modifiée en ajoutant une vitesse $v_i(t)$ à sa position courante :

$$x_i(t) = x_i(t - 1) + v_i(t)$$

La vitesse de chaque particule est mise à jour suivant l'équation suivante :

$$v_i(t + 1) = \omega.v_i(t) + c_1.r_1.[p_i(t) - x_i(t)] + c_2.r_2[g(t) - x_i(t)]$$

$v_i(t)$ est la vitesse de particule i à l'instant t et $x_i(t)$ est la position de particule i à l'instant t , les paramètres ω , c_1 , et c_2 ($0 \leq \omega \leq 1.2, 0 \leq c_1 \leq 2$ et $0 \leq c_2 \leq 2$) sont des coefficients constants fixés par l'utilisateur, r_1 et r_2 sont des nombres aléatoires tirés

2. En anglais : Particle Swarm Optimization

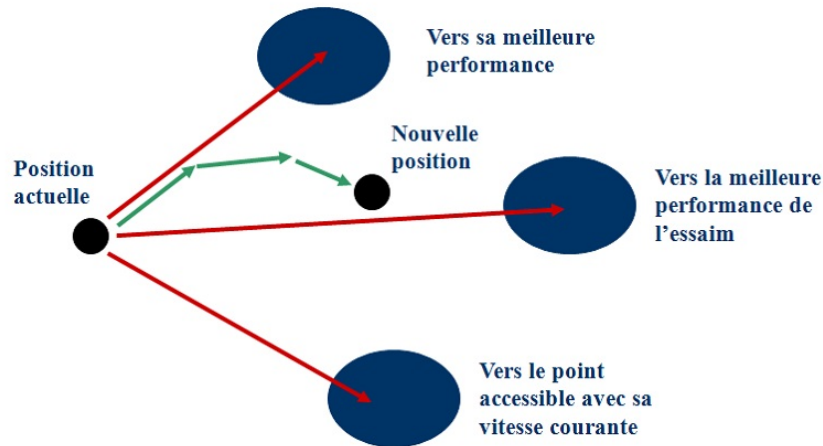


FIGURE IV.6 – Déplacement d'une particule.

à chaque itération, $g(t)$ est la meilleure solution trouvée jusqu'à l'instant t et $p_i(t)$ est la meilleure solution trouvée par la particule i . C'est le vecteur vitesse qui dirige le processus de recherche et reflète la "sociabilité" des particules. L'organigramme général de l'algorithme "PSO" est donné dans l'annexe D.

IV.6.2 Commande MPPT directe en utilisant l'algorithme PSO

Dans ce paragraphe, un algorithme PSO est appliqué pour suivre le MPP en utilisant la technique de commande directe. Afin de commencer l'optimisation, un vecteur de solution de rapports cycliques composés de N particules doit être défini comme suit :

$$x_i^k = \alpha_g = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N]$$

La meilleure position individuelle de la particule $P_{best,i}$ est mise à jour comme suit :

$$P_{best,i} = x_i^k \quad (IV.11)$$

$$f(x_i^k) \geq f(P_{best,i}) \quad (IV.12)$$

où " f " est la fonction coût (puissance de fonctionnement du générateur photovoltaïque) pour le problème de poursuite. Par ailleurs, la variable $P_{best,i}$ est utilisée pour mémoriser le meilleur rapport cyclique (c'est-à-dire celui qui donne la puissance maximale) que la $i^{\text{ème}}$ particule ait trouvé jusqu'à maintenant. La variable G_{best} est utilisée pour mémoriser le meilleur rapport cyclique atteint parmi toutes

les particules.

Les paramètres PSO utilisés dans ce travail sont les suivants : $N = 3$, $c_1 = 1,2$, $c_2 = 1,6$ et $w = 0,4$. Ces valeurs sont déterminées par la méthode d'essai et d'erreur en utilisant des simulations. L'algorithme de la commande PSO directe est montré ici.

Etape 1 : Réglage des paramètres de la commande PSO

N taille de la population ;

l'inertie w ;

les facteurs d'apprentissage c_1 et c_2 ;

Etape 2 : Initialisation

initialiser le compteur de génération $k = 0$;

Initialiser une population d'individus N ;

Initialiser les vitesses v des particules.

Etape 3 : La Boucle

TANT QUE le critère d'arrêt n'est pas satisfait FAIRE

POUR $i = 1 : N$

Evaluer la fonction coût des particules

Si $f(\alpha_i^{k+1}) > f(\alpha_i^k)$

Alors $P_{best,i}^k = \alpha_i^{k+1}$

Sinon $P_{best,i}^k = \alpha_i^k$

Fin Si

$G_{best}^k = \max(P_{best,i}^k)$

Etape 4 : Mise à jour de la vitesse et position

$v_i^{k+1} = w.v_i^k + c_1.r_1(P_{best,i}^k - \alpha_i^k) + c_2.r_2(G_{best}^k - \alpha_i^k)$

$\alpha_i^{k+1} = \alpha_i^k + v_i^{k+1}$

Fin POUR

Etape 5 : Incrémentation de la génération

$k = k + 1$

Fin TANT QUE

IV.7 Etude Comparative et résultats des simulations

La qualité d'une commande MPPT peut être définie comme étant la position du point de fonctionnement du système par rapport au PPM. La puissance P_{in} effectivement délivrée par le GPV dépend de la commande utilisée au niveau du convertisseur (MPPT, asservissement de tension, connexion directe, ...). Le rendement du point de fonctionnement qui en découle et que nous noterons η_{MPPT} , permet de mesurer l'efficacité de la commande qui contrôle le convertisseur de puissance. En résumé, cela donne le pourcentage de pertes de puissance d'un module PV par rapport à la puissance maximale qu'il pourrait produire.

$$\eta_{MPPT} = \frac{P_{in}}{P_{max}} \quad (\text{IV.13})$$

Les performances d'une commande MPPT ne se résument pas à ce seul paramètre (η_{MPPT}). Il existe, en effet, d'autres critères tels que le temps de réponse, l'aptitude de la commande à fonctionner sur une large gamme de puissance, la simplicité, le coût, la réponse dynamique et la flexibilité qui peuvent être considérés comme étant des indicateurs de performances pour les différents types de commandes.

L'objectif de notre travail étant la détection et le diagnostic des défauts dans les systèmes PV, nous nous intéressons principalement, dans cette étude comparative, aux bilans de puissances des différentes commandes présentées dans ce chapitre. C'est-à-dire, leur aptitude à poursuivre le PPM.

IV.7.1 Balayage de la courbe caractéristique P(V)

Avant d'entamer l'étude comparative, nous allons imaginer quatre scénarios possibles. Ensuite pour chaque cas nous allons faire un balayage de la courbe caractéristique P(V) grâce à l'environnement Matlab/Simulink. Le schéma Simulink qui permet de réaliser cette opération est illustré dans la figure IV.7

Les quatre scénarios imaginés pour notre étude sont :

- Modèle PV saint ($T = 59.32^{\circ}C$, $G = 812.38W/m^2$);
- Trois modules PV ombragés à 50% ;
- Ombrage de trois modules PV à 50% et de trois autres modules à 80% ;
- Trois modules PV ombragés à 50%, trois autres à 80% et trois modules à 90%.

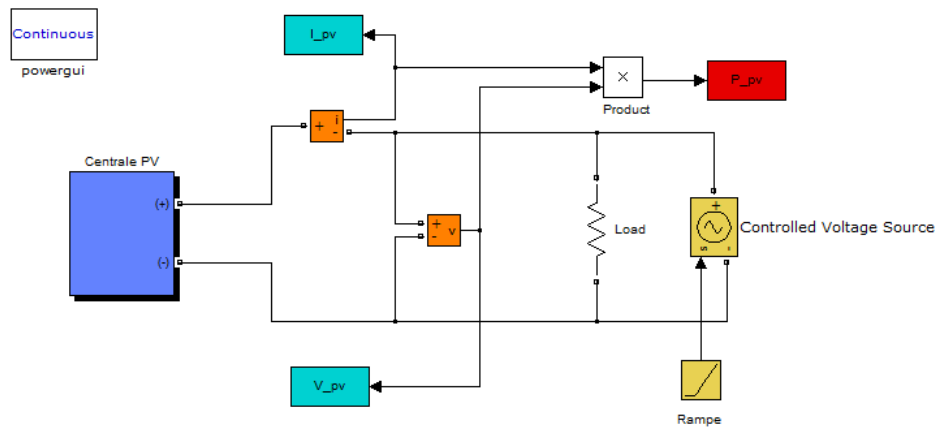


FIGURE IV.7 – Schéma Simulink du balayage de la caractéristique P(V)

Nous obtenons les 4 caractéristiques P(V) correspondant aux 4 configurations précédentes qui sont résumées dans la figure IV.8.

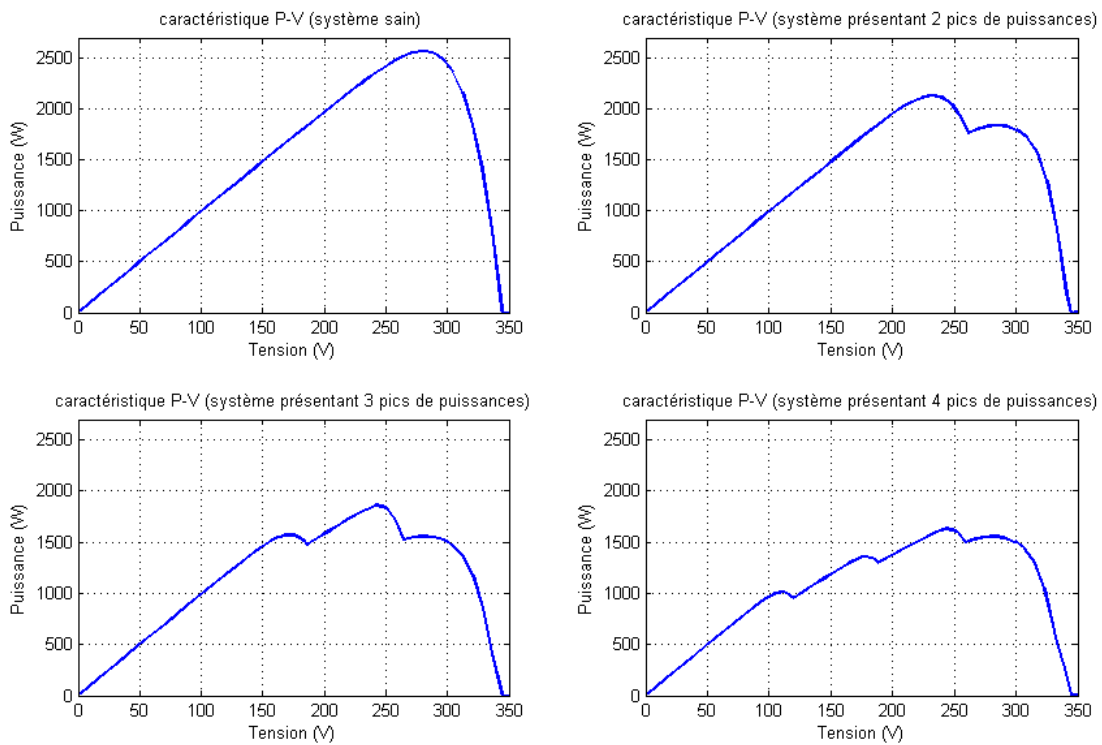


FIGURE IV.8 – Les caractéristiques P(V) des quatre configurations

L'effet de l'ombrage sur la caractéristique $P(V)$ de la centrale photovoltaïque est très claire sur la figure. La présence de plusieurs pics (maximas locaux) sur la courbe rend la recherche du point MPP problématique pour l'onduleur. A priori, quel que soit le point qu'il identifiera, il ne correspondra pas ou point MPP réel du module non ombragé, ce qui diminuera inévitablement la production globale du système. Le paragraphe suivant sera consacré, justement, à la comparaison entre les différentes techniques MPPT citées dans ce chapitre.

IV.7.2 Comparaison entre les techniques MPPT

L'ombrage impacte de manière fondamentale la production globale d'un système photovoltaïque. Son influence est difficile à modéliser car il dépend de nombreux paramètres tels que :

- La puissance instantanée du rayonnement solaire
- Le taux de masquage des cellules ombragées (% de la surface)
- La zone ombragée du module (influence des diodes by-pass)
- De la configuration du champ PV (arrangement série/parallèle)

Pour ces raisons, il conviendra de choisir une commande MPPT qui permet à l'onduleur de traquer le MPP global afin d'amortir au maximum les inconvénients de l'ombrage (baisse de puissance, phénomène du *hot spot*³, ...). Un exemple d'implémentation de la commande MPPT "PSO" sur Matlab/Simulink est montré sur la figure IV.9. Les autres commandes ont été implémentées de la même manière.

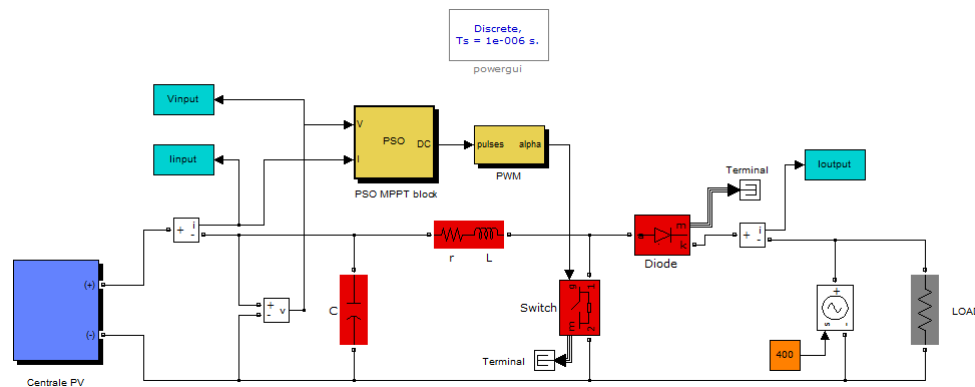


FIGURE IV.9 – Exemple de la structure d'une commande MPPT sous Simulink

3. Les cellules d'un module PV sont reliées en série. Si l'une d'elles était ombragée, le courant ne pourrait plus circuler. Elle accumulerait alors le courant produit en amont et se comporterait comme un récepteur ce qui pourrait la faire griller.

Commande par modèle de référence

On peut constater qu'en fonctionnement sain, cette commande poursuit parfaitement le PPM. En revanche, étant donné que les conditions météorologiques sont les mêmes pour les 4 configurations, la tension optimale de référence ne varie pas. Cette technique est alors aveugle vis-à-vis des changements au niveau de la courbe caractéristique $P(V)$.

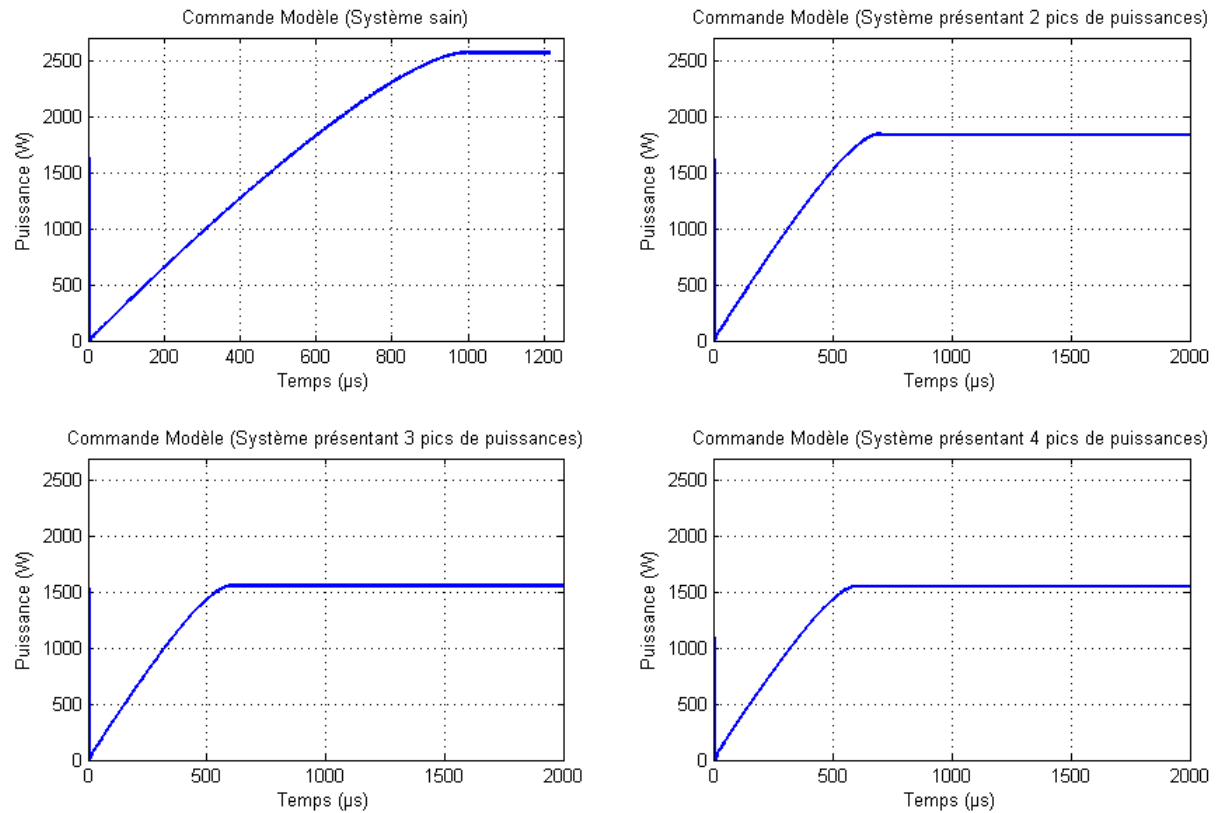


FIGURE IV.10 – Résultats de simulation de la commande par modèle de référence

Commande Perturb & Observe

Les résultats de la simulation montre clairement l'inconvénient de cette technique; à savoir la convergence vers le premier maximum de puissance rencontré qui peut être de nature locale.

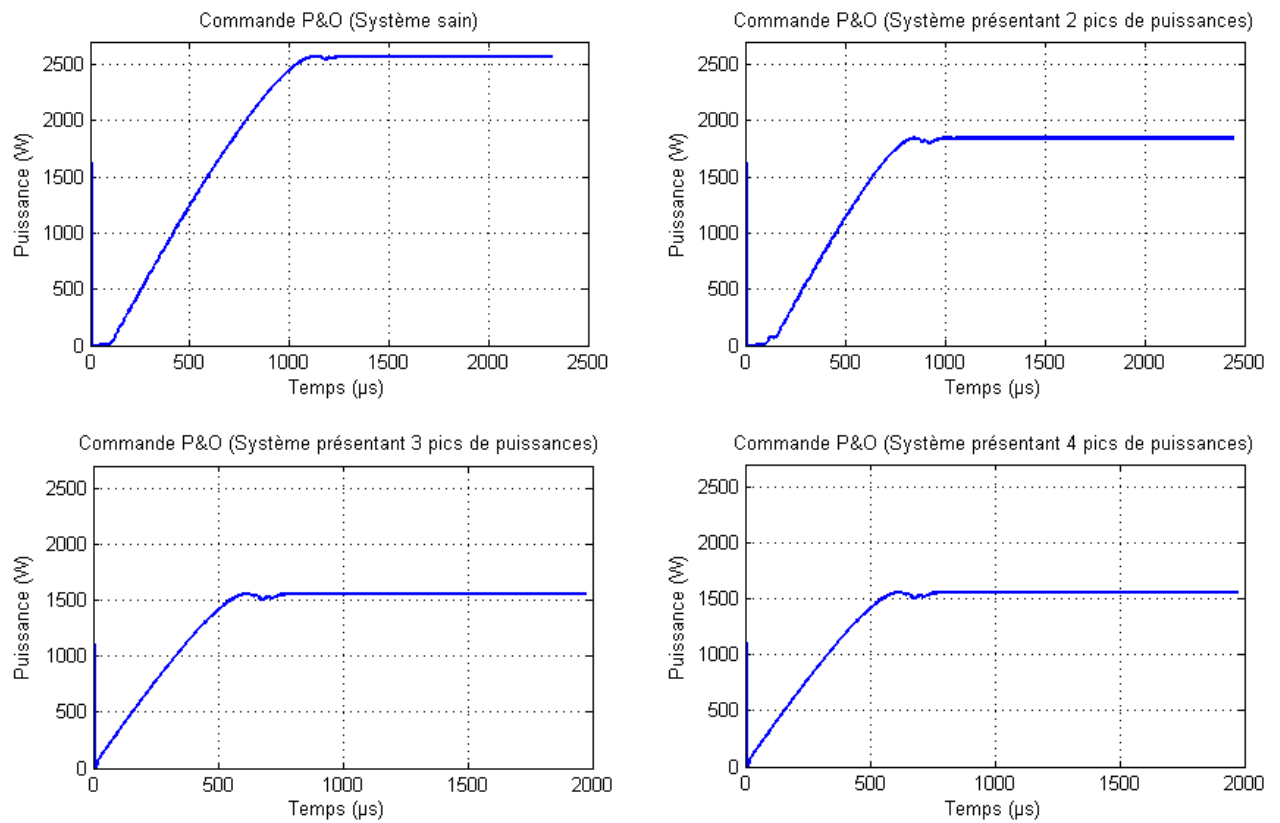


FIGURE IV.11 – Résultats de simulation de la commande Perturb & Observe

Commande par régulateur flou

On peut constater à travers les simulations que la technique du régulateur flou répond d'une manière similaire à celle de la commande "P&O", à savoir la convergence vers le premier maxima rencontré. Cette similarité est due à leur lien direct avec la variation de la puissance par rapport à la variation de la tension.

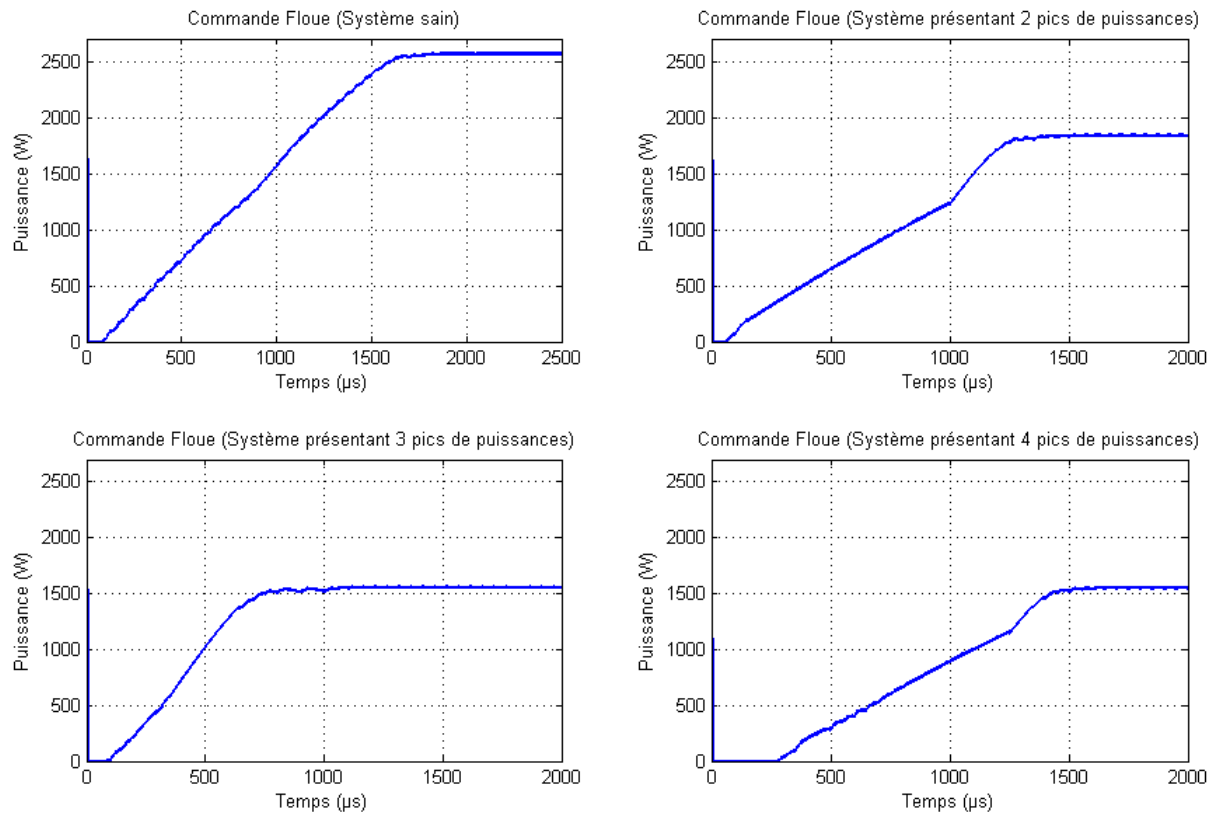


FIGURE IV.12 – Résultats de simulation de la commande par régulateur flou

Commande par Optimisation par essaim de particules

Les résultats de la simulation témoignent de l'efficacité de cette technique à localiser le point de puissance maximamle global.

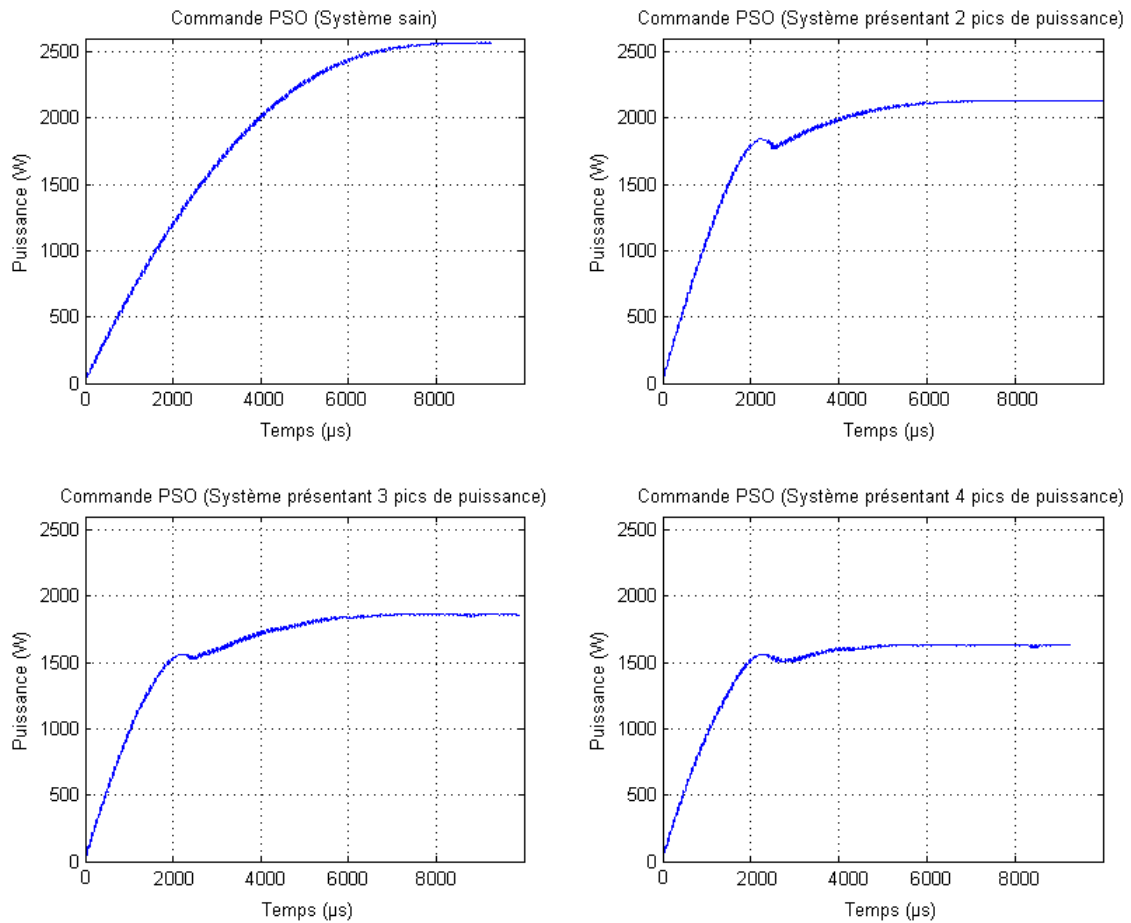


FIGURE IV.13 – Résultats de simulation de la commande PSO

Chapitre V

Algorithme de détection et diagnostic de défauts d'un champ photovoltaïque

Sommaire

V.1	Introduction	97
V.2	Algorithme de détection et diagnostic des défauts . . .	97
V.3	Etablissement d'une base de connaissance du comportement défaillant d'un champ PV	99
V.4	Modélisation de chaque défaut	100
V.5	Réseau de neurones probabiliste	102
V.6	Mise en oeuvre du processus de diagnostic par réseau de neurones probabiliste	103
V.6.1	Mesure et stockage des données	103
V.6.2	Estimation des puissances	104
V.6.3	Apprentissage du réseau de neurones	104
V.6.4	Classification des mesures	105
V.7	Validation de l'algorithme adopté	105
V.8	Conclusion	106

V.1 Introduction

L'objectif de ce chapitre est de développer un algorithme de détection et diagnostic de défauts dans un champ photovoltaïque.

Dans le chapitre 2, nous avons montré que l'algorithme de classification à base de réseaux de neurones probabilistes est une méthode prometteuse afin d'apporter une solution à notre problème de diagnostic. Selon cette méthode, la toute première étape consiste à établir une base de connaissance du comportement défaillant du champ PV, c'est-à-dire à établir une relation entre les défauts et la variation dynamique des lieux du point de puissance maximale générés par le champ photovoltaïque. Cette connaissance a priori peut être établie en effectuant une simulation du comportement du champ PV pour un scénario exhaustif de défauts considérés, d'où l'objectif du développement du modèle défaillant d'un champ PV présenté dans le chapitre 3 que nous allons utiliser ici.

V.2 Algorithme de détection et diagnostic des défauts

Comme on peut le constater à travers le schéma ci-joint, afin d'aboutir à un algorithme permettant de détecter et de diagnostiquer les défauts au sein de la centrale photovoltaïque, nous avons dû diviser notre travail en deux grandes étapes. La première consistait à acquérir une base de connaissance suffisamment grande afin que l'apprentissage du réseau de neurones soit satisfaisant. Cette base de connaissance consiste à imaginer les différents défauts qui peuvent exister dans la centrale et de les reproduire au sein du modèle de cette dernière. Avec une commande MPPT, nous avons généré la variation dynamique des lieux du point de puissance maximale en fonctionnement sain et défaillant du champ PV durant toute une journée, ainsi il nous a été possible de caractériser chaque défaut par un modèle paramétrique.

La deuxième partie de notre travail consistait à valider l'algorithme proposé et cela en créant via Simulink un défaut et appliquer le réseau de neurones probabiliste afin de classer l'état du système parmi les différents états à auxquels il a été entraîné.

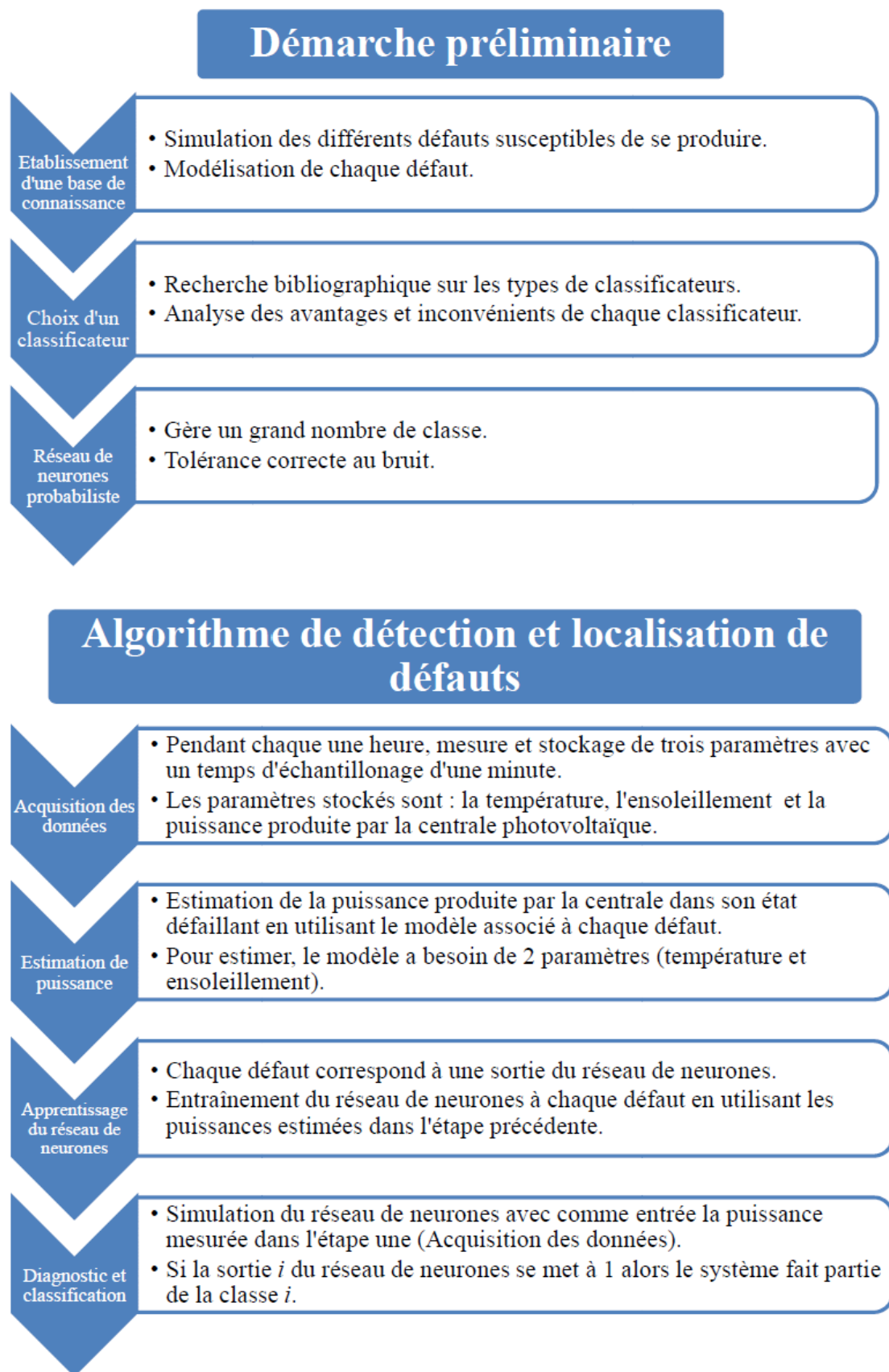


FIGURE V.1 – Algorithme de détection et diagnostic

V.3 Etablissement d'une base de connaissance du comportement défaillant d'un champ PV

L'établissement d'une base de connaissance du comportement défaillant d'un champ PV consiste à établir une relation causale entre les défauts et la variation dynamique des lieux du point de puissance maximale. Pour faire cela, une série de simulation doit être effectuée pour une liste exhaustive de scénarios de défauts considérés. Dans chaque simulation, un seul défaut est considéré.

La figure V.2 montre la puissance P_{mpp} générée par la centrale durant une journée en supposant à chaque fois un défaut :

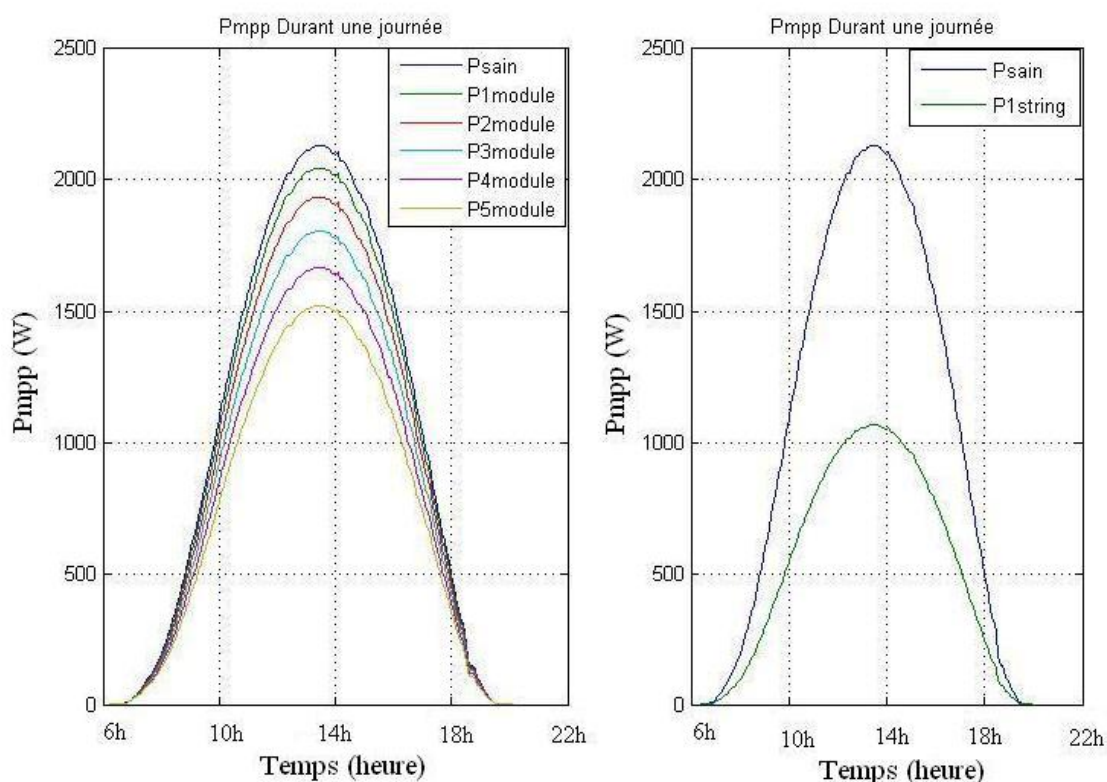


FIGURE V.2 – La puissance P_{mpp} durant une journée associé à chaque défaut

Après avoir simulé chaque défaut durant toute une journée, la prochaine étape consiste à le caractériser par un modèle paramétrique auquel nous appliquerons un algorithme d'identification. Aussi, nous associerons à chaque défaut, un modèle qui est fonction de la température et de l'ensoleillement.

V.4 Modélisation de chaque défaut

Les chercheurs de Sandia National Laboratories ont développé un modèle paramétrique permettant l'estimation de la puissance maximale produite par un générateur photovoltaïque en fonction du changement des conditions météorologiques [36]. Ainsi, chaque défaut peut être modélisé avec 2 équations :

La première équation permet de prédire le courant associé au point de puissance maximale :

$$I_{mp} = 2(I_{mpo}(C_o.Ee + C_1.Ee^2)(1 + C_2(celltemp - T_o))) \quad (V.1)$$

Avec : $Ee = (E_{inc_{cp}}/1000)$, tq $E_{inc_{cp}}$: l'ensoleillement reçu par le module photovoltaïque, $celltemp$: la température au niveau du module photovoltaïque, $T_o = 25^\circ C$, $I_{mpo} = 6.08A$.

Les 3 paramètres (C_o, C_1, C_2) caractérisant cette équation doivent être estimés en utilisant un algorithme d'identification (Levenberg-Marquardt) afin d'approcher au mieux le comportement de la centrale pour chaque défaut.

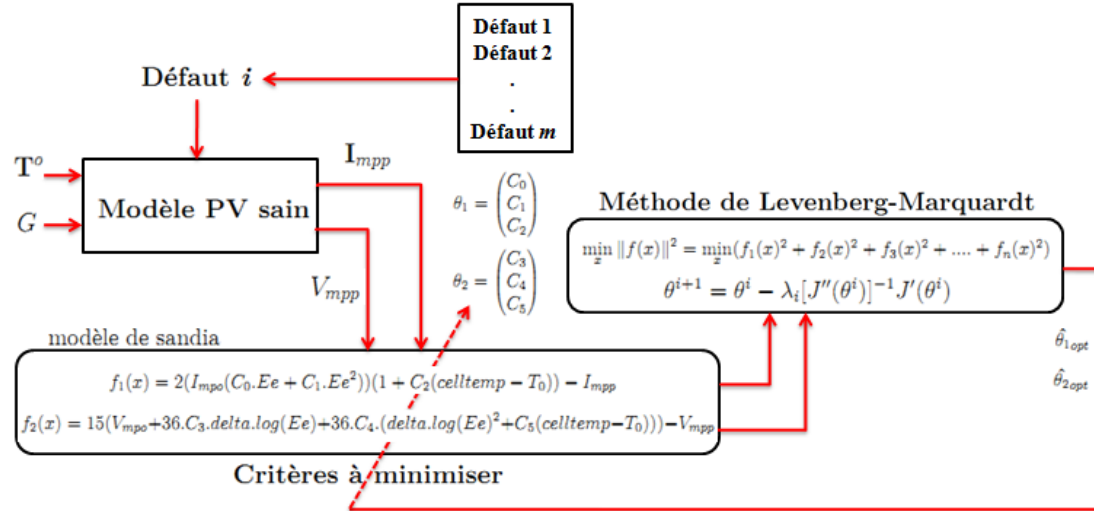


FIGURE V.3 – Identification des paramètres

A titre d'exemple, le tableau V.1 contient les valeurs des paramètres lorsque le champ photovoltaïque subit un court circuit de l'un de ses modules :

Paramètres	C_o	C_1	C_2
Valeur Estimée	0.08	200	2

TABLE V.1 – Identification Des Paramètres Utilisant Levenberg-Marquardt

La deuxième équation permet de prédire la tension associée au point de puissance maximale :

$$V_{mp} = 15((V_{mpo})+(C_3.36.\delta.\log(Ee))+(C_4.36.(\delta.\log(Ee))^2)+(C_5.(celltemp-T_o))) \quad (V.2)$$

Avec : $\delta = n.k.(celltemp + 273.15)/q$, tq $celltemp$: la température au niveau du module photovoltaïque, $T_o = 25^\circ C$, $q = 1.60218.10^{-19} C$, $k = 1.38066.10^{-23} J/K$, $n = 1.173$, $V_{mpo} = 17.36V$.

Comme pour le courant, le tableau V.2 contient les valeurs estimées des 3 paramètres (C_3, C_4, C_5) :

Paramètres	C_3	C_4	C_5
Valeur Estimée	0.08	200	2

TABLE V.2 – Identification Des Paramètres Utilisant Levenberg-Marquardt

La figure V.4 permet de montrer la précision à laquelle on peut estimer les tensions et les courants associés aux différents points de puissance maximale en utilisant le modèle de Sandia. Nous affichons en rouge les courants et tensions générés par la centrale photovoltaïque et en bleu celles du modèle Sandia après estimation de ses paramètres :

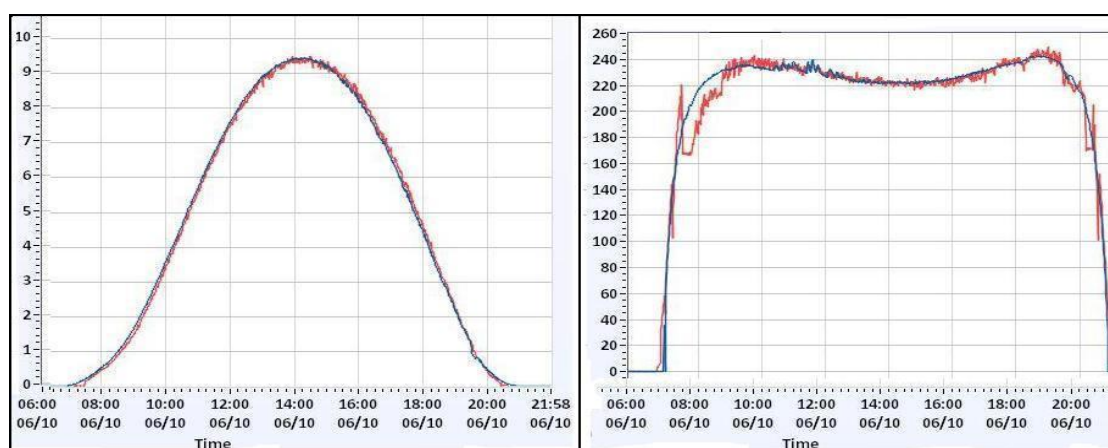


FIGURE V.4 – a)Affichage des courants ,b)Affichage des tensions

V.5 Réseau de neurones probabiliste

Dans la reconnaissance des formes, la classification est l'un des problèmes majeurs. Le réseau de neurones probabiliste (PNN) a été introduit par D. F. Specht dans son article [38]. Ce dernier est une mise en oeuvre de la méthode des fenêtres de Parzen (Annexe E), et en raison de leurs propriétés pour les problèmes de classification, ils sont vite devenus une référence dans le domaine de classification neuronale.

La figure V.5 illustre l'architecture globale d'un réseau de neurones probabiliste :

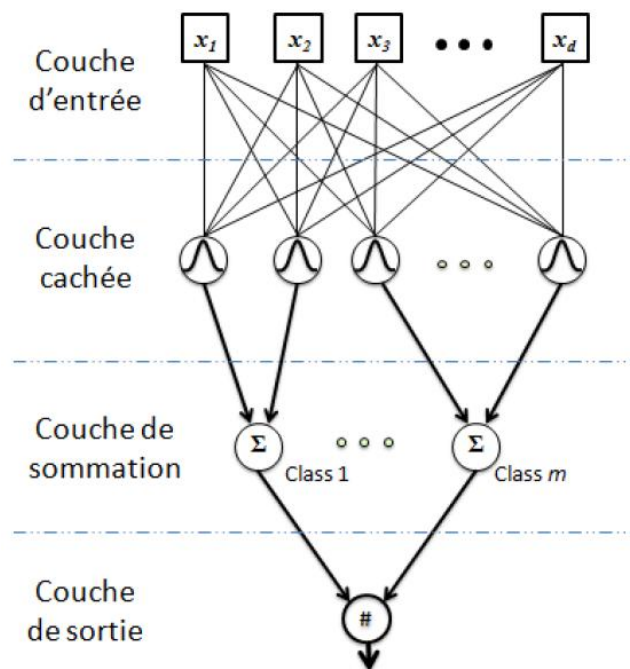


FIGURE V.5 – Architecture d'un réseau probabiliste

Contrairement aux réseaux MLP¹, les réseaux à fonction radiale RBF² (y compris les réseaux de neurones probabilistes) utilisent des fonctions radiales plutôt que des fonctions d'activation sigmoïdes pour construire une fonction de décision locale centrée sur un sous-ensemble de l'espace d'entrée [39]. La fonction de décision globale est la somme de toutes les fonctions locales [40, 41]. De cette façon, le problème des minima locaux est résolu.

1. Perceptron multi-couches (Multi-Layer Perceptron)
2. Radial Basis Function

Dans un contexte de classification des formes, chaque vecteur observé x (x est vecteur de dimension d) est placé dans une des classes de cluster $C_i, i = 1, 2, \dots, m$ prédéfini ; où m est le nombre de classes possibles, dans lequel x peut appartenir. L'efficacité du classificateur est limitée par la dimension du vecteur x d'entrée et le nombre de classes possibles m .

V.6 Mise en oeuvre du processus de diagnostic par réseau de neurones probabiliste

Le processus de diagnostic des défauts mis en oeuvre au sein de la centrale PV du CDER peut être décomposé en quatre étapes :

1. Mesure et stockage des données.
2. Estimation des puissances.
3. Apprentissage du réseau de neurones.
4. Classification des mesures.

V.6.1 Mesure et stockage des données

Etant donné le champ PV et grâce au système d'acquisition (III.2.3), on mesure et stocke 3 paramètres (Ensoleillement, Température, Puissance), et cela chaque heure avec un temps d'échantillonnage de 1 min.

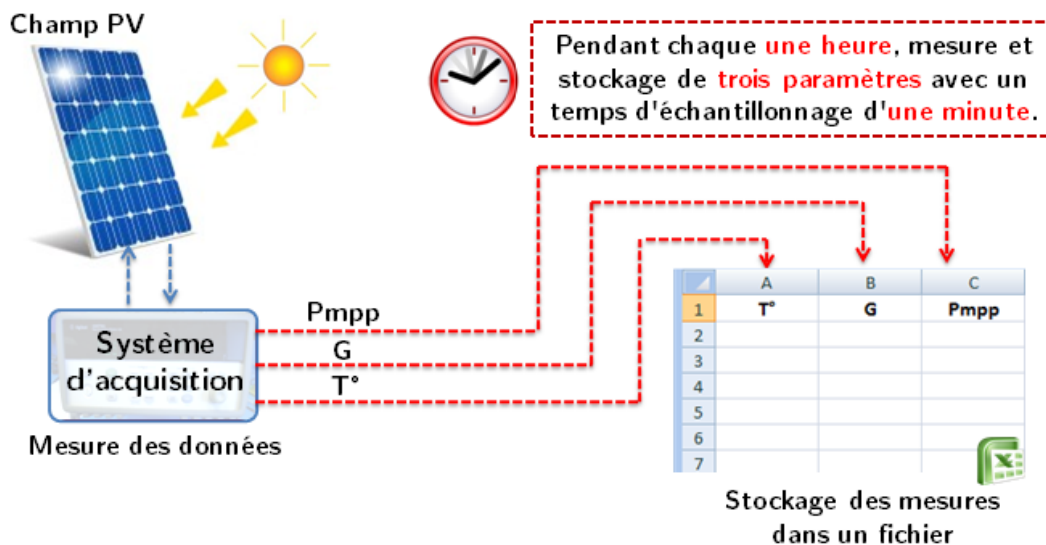


FIGURE V.6 – Mesure et stockage des données

V.6.2 Estimation des puissances

En exploitant les données stockées dans l'étape précédente, et connaissant le modèle associé à chaque défaut, on pourra estimer les puissances P_{mpp} correspondantes à chaque défaut de notre base de connaissance.

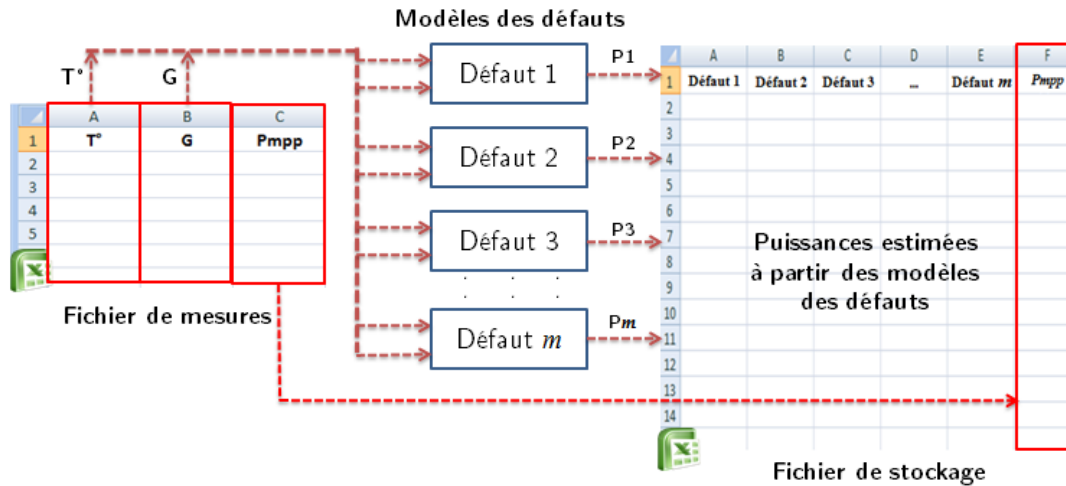


FIGURE V.7 – Estimation des puissances

V.6.3 Apprentissage du réseau de neurones

Les puissances estimées dans l'étape précédente sont utilisées comme base de données pour l'apprentissage du réseau de neurones.

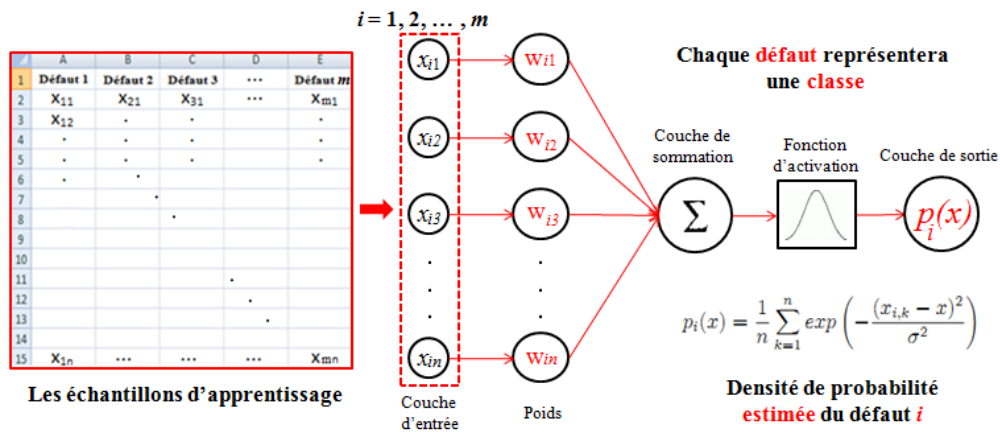


FIGURE V.8 – Apprentissage du réseau de neurones

L'apprentissage consiste à calculer les différents poids w_i afin d'estimer la densité de probabilité de chaque défaut (classe).

V.6.4 Classification des mesures

Le réseau de neurones est simulé avec comme entrée le vecteur de mesures P_{mpp} issu de la centrale PV. La classification consiste à comparer les différentes densités de probabilité. Le système fera partie de la classe correspondante à la plus grande densité de probabilité.

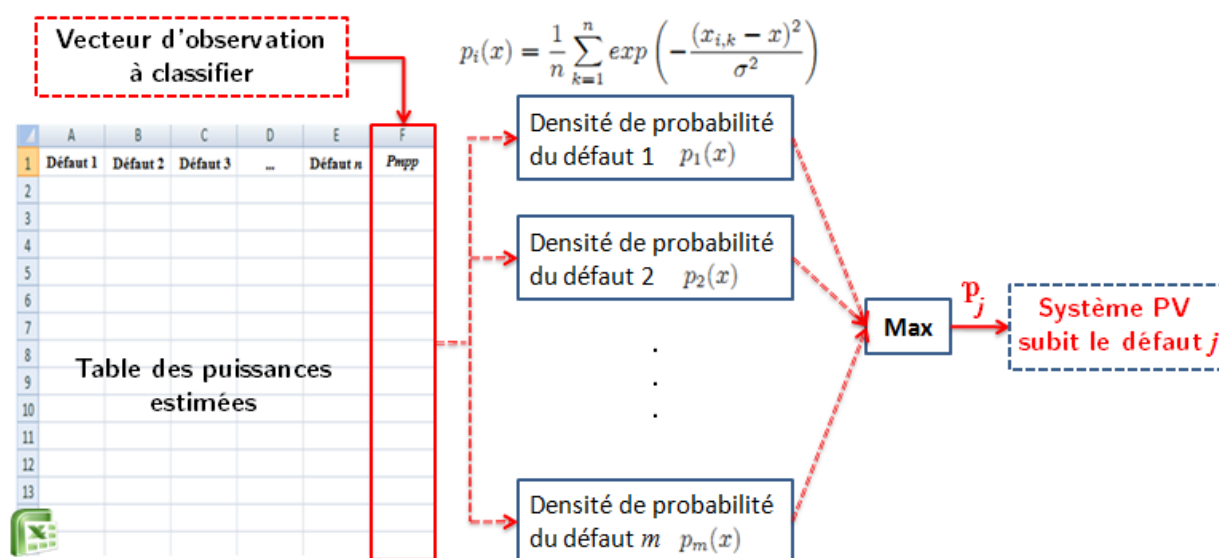


FIGURE V.9 – Classification des mesures

V.7 Validation de l'algorithme adopté

Afin de valider l'algorithme, nous avons appliqué le réseau de neurones au système ayant subi le défaut 1, la figure V.10 permet de mettre en évidence la capacité à classer les mesures des réseaux de neurones probabilistes ainsi que leur tolérance aux bruits :

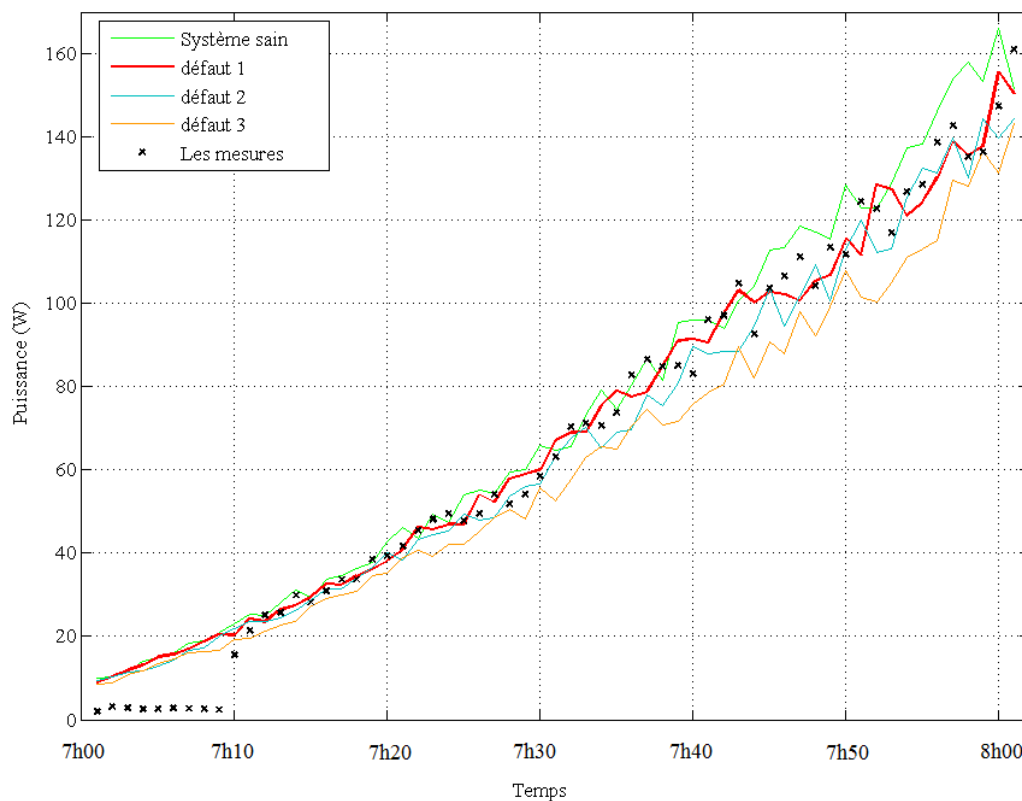


FIGURE V.10 – Validation de l'algorithme adopté

En effet, on peut constater que les données mesurées coïncident plus avec la courbe correspondante au défaut 1. En appliquant notre algorithme, le réseau de neurones a pu classer nos mesures parmi la classe/défaut 1 et cela malgré les perturbations. Les différents tests effectués nous ont permis de valider l'approche adoptée pour la détection et diagnostic des défauts.

V.8 Conclusion

L'algorithme proposé présente une solution au problème de diagnostic dans les systèmes photovoltaïques. La principale difficulté dans ce genre de système est leur sensibilité face aux changements des conditions météorologiques qui leur donne ainsi un caractère aléatoire, l'utilisation d'un réseau de neurones ayant des propriétés de classification permet d'identifier les défaut en temps réel avec une très bonne tolérance aux bruits. Ce dernier exige l'acquisition d'une base de connaissance des différents défauts susceptibles de se produire au sein de la centrale photovoltaïque.

Chapitre VI

Implémentation de l'interface de supervision

Sommaire

VI.1 Introduction	108
VI.2 LabVIEW	108
VI.2.1 Un logiciel dédié à la programmation instrumentale	108
VI.2.2 Le langage G	109
VI.2.3 Toolkits	109
VI.3 Présentation de l'interface	110
VI.4 Mesure et simulation en temps réel	111
VI.4.0.1 Affichage des grandeurs météorologiques	111
VI.4.0.2 Affichage des grandeurs électriques	112
VI.5 Module de diagnostic	114
VI.6 Conclusion	114

VI.1 Introduction

Dans la dernière partie de ce mémoire, on présente l'interface graphique développée sous environnement LabVIEW. Elle permet de suivre en temps réel toutes les données de l'installation, de tracer les graphes d'évolutions de toutes les variables ainsi que consulter les différents fichiers historiques des variables par jour. En outre, on implémente l'algorithme de diagnostic afin de pouvoir détecter et localiser plusieurs anomalies au sein de la centrale ainsi que de générer un fichier journalier retraçant les états du système durant toute la journée.

VI.2 LabVIEW

LabVIEW est un logiciel de développement d'applications de la société américaine National Instruments basé sur un langage de programmation graphique appelé langage G [42].

C'est en 1986 que la première version de LabVIEW voit le jour sur Macintosh. Il s'ensuit un travail incessant pour ajouter des fonctionnalités.

VI.2.1 Un logiciel dédié à la programmation instrumentale

Les domaines d'application traditionnels de LabVIEW sont le contrôle/commande, la mesure, l'instrumentation ainsi que le test automatisé à partir d'un PC (acquisition de données, contrôle-commande, contrôle d'instruments de mesure, de dispositifs expérimentaux, de bancs de test). Cette vocation est consacrée par des bibliothèques de fonctions spécialisées (GPIB, VXI, PXI, cartes d'acquisition DAQ, traitement de données...), mais aussi par les particularités du langage G (parallélisme inhérent à l'exécution par flux de données) et de l'environnement de développement (pilotes de périphériques standards, assistants pour l'installation du matériel).

Le concept d'instrument virtuel qui a donné son nom à LabVIEW (Laboratory Virtual Instrument Engineering Workbench), se manifeste par la permanence d'une interface graphique pour chaque module (fonction) d'un programme. Les contrôles et les indicateurs de ce panneau avant constituent l'interface par laquelle le programme interagit avec l'utilisateur (lecture de commandes et de paramètres, affichage des résultats). Les fonctions de contrôle-commande de cartes ou d'instruments constituent l'interface par laquelle le programme interagit avec le montage.

Un programme LabVIEW permet donc d'automatiser un montage associant plusieurs appareils programmables, et réunit l'accès aux fonctionnalités de ce mon-

tage dans une interface utilisateur unique, véritable face avant d'un instrument virtuel.

VI.2.2 Le langage G

Pour le développeur, un programme en langage G se présente comme un schéma, le diagramme, réunissant différentes icônes reliées par des fils de couleur. Chaque fil symbolise le passage d'une donnée depuis une source dont elle sort (comme résultat), vers une cible où elle entre (comme paramètre).

Les diagrammes du langage G ont donc une signification bien différente de celle des schémas électroniques qu'ils évoquent parfois. Dans un diagramme LabVIEW, la donnée ne transite dans le fil qu'au moment où elle est générée par son icône source. L'icône cible ne commencera son exécution que lorsque toutes ses données d'entrée seront disponibles. Ce modèle d'ordonnement par flots de données détermine l'ordre d'exécution des traitements du programme. Une conséquence importante de cette règle est que les traitements qui n'échangent pas de données sont libres de s'exécuter en parallèle. Cette propriété du langage G facilite le développement d'applications multiprocessus, particulièrement intéressantes dans le cadre du contrôle de systèmes réactifs (embarqués ou non).

La conception des programmes en langage G conserve une approche essentiellement procédurale. Mariée à l'exécution par flots de données, cette approche procure de bons résultats dans le domaine de l'instrumentation. Elle est aussi la plus intuitive pour des ingénieurs ou des chercheurs souvent plus familiers des protocoles expérimentaux que des concepts informatiques.

VI.2.3 Toolkits

Il est possible d'étendre les fonctionnalités de LabVIEW en ajoutant des toolkits qui sont distribués séparément. La liste ci-dessous donne un inventaire de ses compléments :

- FPGA : pour la programmation de cartes FPGA
- PDA : Module NI LabVIEW Mobile pour les matériels portables type PDA sous Windows Mobile et Palm OS
- Real Time : module pour la programmation temps-réel
- Applications embarquées : pour les DSP, ARM, ADI Blackfin
- Datalogging and Supervisory Control : pour le développement de superviseur pour les automates programmables industriels (Siemens, Télémécanique, Mitsubishi...)
- Touch Panel : gestion avancée des écrans tactiles

- Vision : traitement des images, reconnaissance de formes, OCR
- Statechart : génération de code à partir de diagrammes d'états
- Lego Mindstorms NXT : programmation des robots Mindstorms NXT de Lego sous LabVIEW

VI.3 Présentation de l'interface

Dans la face avant du logiciel LabVIEW, on a créé une interface de plusieurs onglets. Le premier onglet est dédié à la configuration de l'Agilent. Le deuxième onglet est réservé aux indicateurs numériques de tous les paramètres, que ce soit mesurés ou simulés.

Le troisième onglet se compose de plusieurs sous-onglets dont le premier permet l'affichage des grandeurs météorologiques en temps réel. Les autres sous-onglets présentent chacun une grandeur électrique (simulée et mesurée).

Un dernier onglet a été ajouté, il est dédié à la détection et diagnostic de défauts au sein de la centrale photovoltaïque.

Dans les graphes ci-dessous, on présente les résultats de mesure et de simulation en temps réel, avec un pas d'échantillonnage $\Delta_t = 1$ min.

VI.4 Mesure et simulation en temps réel

VI.4.0.1 Affichage des grandeurs météorologiques

La figure ci-après présente l'affichage des grandeurs météorologiques en temps réel :

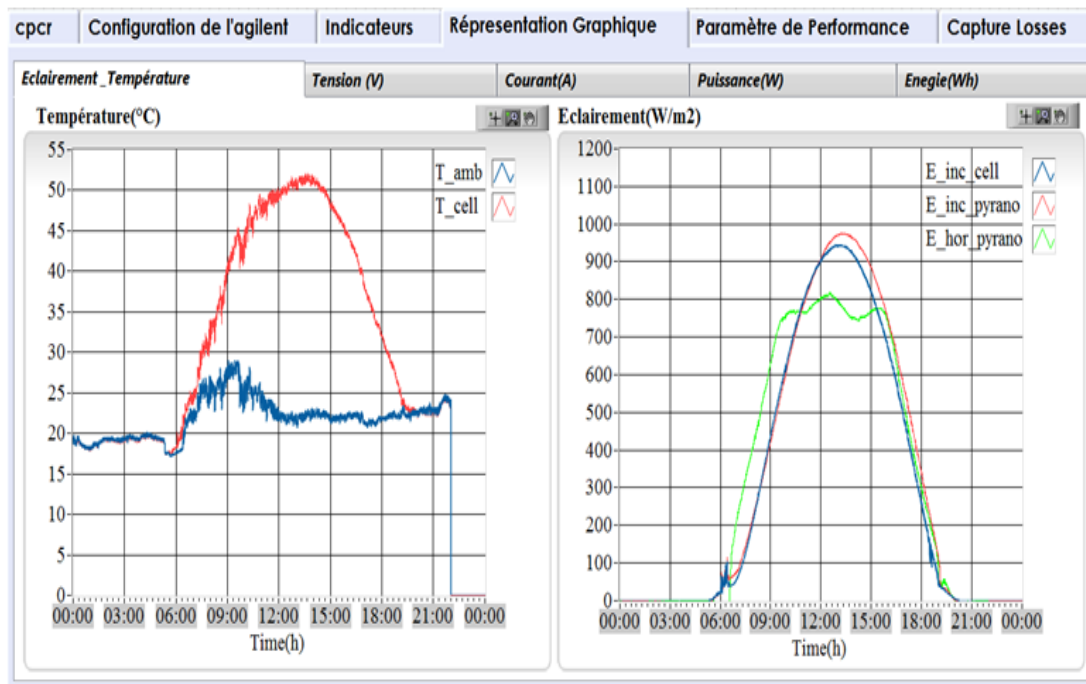


FIGURE VI.1 – a) Affichage des températures, b) Affichage des rayonnements

La figure a) représente la variation de la température ambiante (T_{amb}) ainsi que celle du module (T_{cell}). La température du module est obtenue par la formule empirique suivante :

$$T_{cell} = T_{amb} + 0,03.E_{inc-cell} \quad (VI.1)$$

Les variations journalières des rayonnements mesurées sur le plan du champ photovoltaïque ($E_{inc-cell}$, $E_{inc-pyrano}$) et celles mesurées sur le plan horizontale ($E_{hor-pyrano}$) sont représentées sur la figure b) ci-dessus.

VI.4.0.2 Affichage des grandeurs électriques

Les grandeurs électriques mesurées et simulées, sont représentés respectivement par des graphiques en couleurs rouge et bleu.

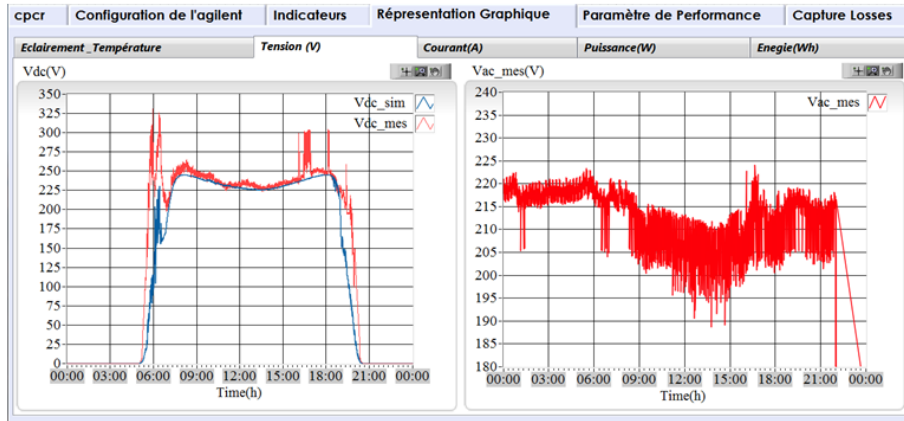


FIGURE VI.2 – Affichage des tensions (mesurées et simulées)

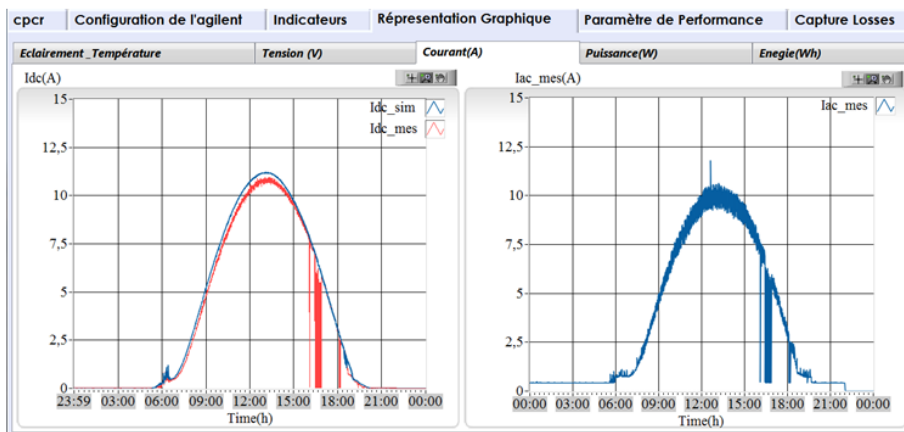


FIGURE VI.3 – Affichage des courants (mesurés et simulés)

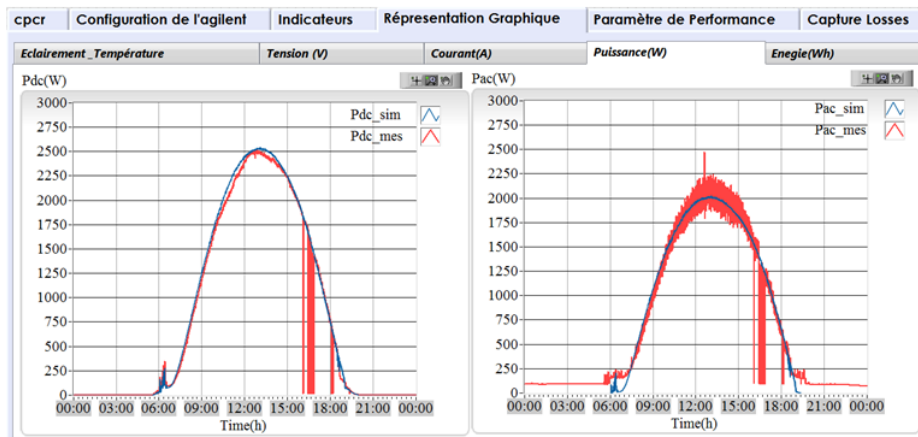


FIGURE VI.4 – Affichage des puissances (mesurées et simulées)

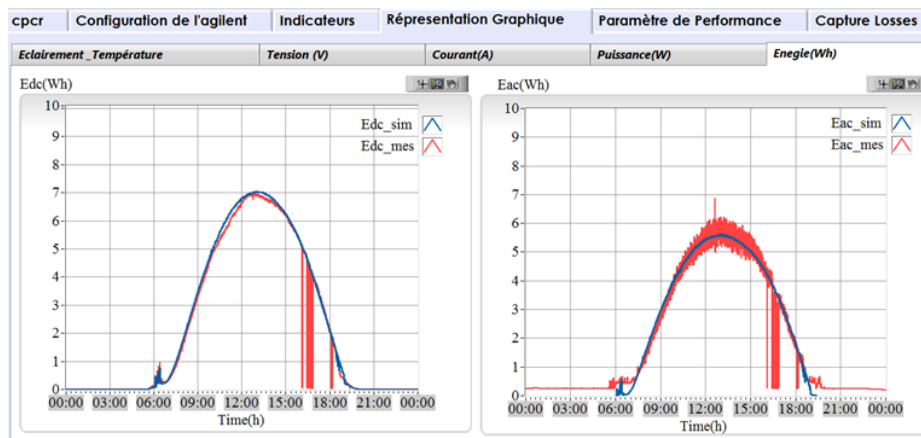


FIGURE VI.5 – Affichage des énergies (mesurées et simulées)

Les énergies instantanées du côté DC (E_{dc}) aussi bien que du côté AC (E_{ac}) sont données par la figure VI.5. Elles sont calculées par les formules suivantes :

$$E_{dc} = P_{dc} \cdot \Delta t \quad (\text{VI.2})$$

$$E_{ac} = P_{ac} \cdot \Delta t \quad (\text{VI.3})$$

Avec Δt : période d'échantillonnage=1 min

VI.5 Module de diagnostic

Afin de diagnostiquer la centrale photovoltaïque d'une manière simple et efficace, un module dédié a été implémenté avec l'interface graphique présentée au paravant. Il permet de suivre en temps réel l'état du système ainsi que de générer un fichier journalier indiquant chaque heure est-ce que le système est défaillant, et cela tout en précisant le type d'anomalie.

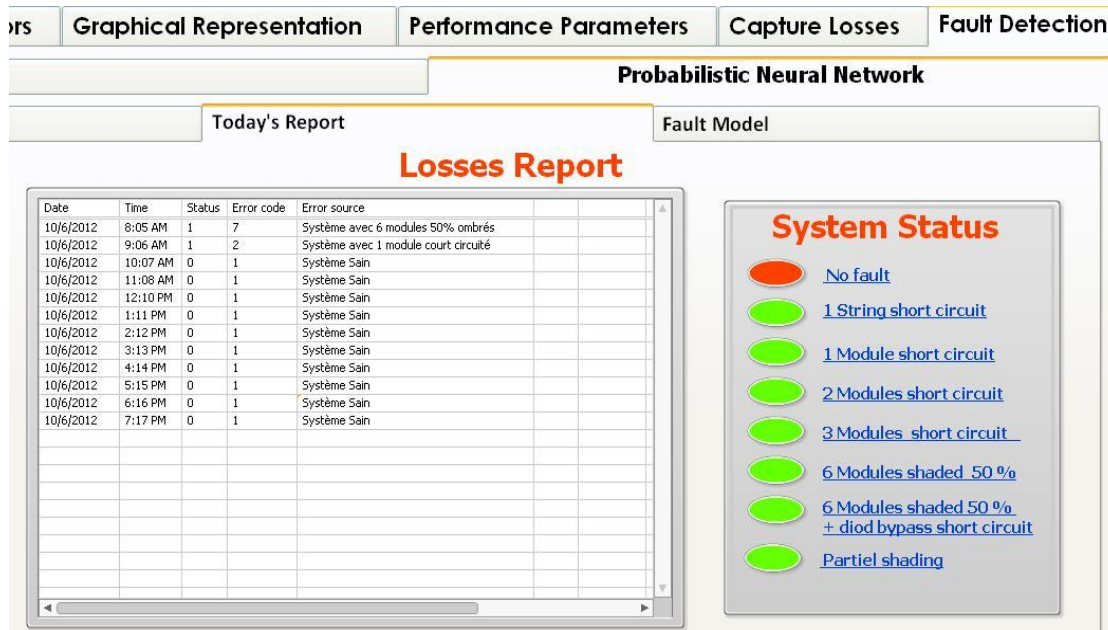


FIGURE VI.6 – Face avant du module de diagnostic

VI.6 Conclusion

Dans cette partie, nous avons représenté l'évolution graphique en temps réel des différentes grandeurs de la centrale photovoltaïque. Ayant les grandeurs mesurées et calculées dans un même graphe, cela nous permet d'avoir un aperçu visuel sur l'état d'évolution du système photovoltaïque.

Aussi nous avons validé expérimentalement la stratégie de supervision appliquée à la centrale photovoltaïque connectée au réseau du CDER ainsi que l'algorithme de détection et de diagnostic des défauts.

Conclusions générales et perspectives

Les travaux présentés dans ce sujet concernent principalement la problématique de la détection et diagnostique des défauts au niveau du générateur photovoltaïque conduisant ce dernier à une baisse de productivité. L'objectif était de proposer une solution en prenant le moins de mesures possibles pour respecter les contraintes économiques.

Avant d'aborder la problématique, l'algorithme d'optimisation non linéaire de Levenberg-Marquard a été adopté pour la modélisation du champ photovoltaïque en identifiant, dans un premier temps, tous les paramètres du module PV utilisé. Une fois la partie générateur PV terminée, nous avons abordé l'étage de conversion DC/DC (Hacheur Boost).

Puis, nous avons étudié l'impact de quelques défauts les plus fréquents sur les performances globales d'une installation photovoltaïque. L'analyse a montré que même en fonctionnement sain, certains algorithmes MPPT présentent un dysfonctionnement quant à la poursuite du point de puissance maximale global. A partir de là, une étude comparative entre les différentes techniques MPPT a été réalisée afin de tester leur capacité à traquer le MPP. La technique d'optimisation par essaim de particules (PSO) a donné des résultats très satisfaisants dans le cas spécifique où la courbe caractéristique de puissance présente des multi pics.

Une étude sur les différents algorithmes de classification a été menée afin de choisir une méthode pour analyser la variation dynamique des lieux du point de puissance maximale en fonctionnement sain et défaillant. La méthode de classification par les réseaux de neurones probabilistes a donné de très bons résultats et a été considérée comme la technique la plus adaptée.

Par la suite, nous avons développé un algorithme de détection et diagnostic des défauts dans un champ photovoltaïque. La principale difficulté dans ce type de

système est leur sensibilité face aux changements des conditions météorologiques qui leur donne ainsi un caractère aléatoire. L'utilisation d'un réseau de neurones ayant des propriétés de classification a permis de localiser les défauts en temps réel avec une très bonne tolérance aux bruits. Ce dernier exige en général l'acquisition d'une base de connaissance des différents défauts susceptible de se produire au sein de la centrale PV.

Ce travail a été conclu par une validation expérimentale de la stratégie de supervision appliquée à la centrale photovoltaïque connectée au réseau du CDER, ainsi que de l'algorithme de détection et diagnostic des défauts.

Ce mémoire représentera une base pour d'éventuels travaux futurs. On propose les perspectives suivantes :

1. Améliorer la capacité de diagnostic par :
 - La considération des défauts accumulés.
 - Affinement de la modélisation du champ photovoltaïque.
2. Poursuivre le diagnostic de l'installation PV en considérant cette fois ci des algorithmes basés sur l'apprentissage non supervisé (Clustering, Carte de Kohonen...).
3. Intégration de la chaîne de conversion dans le module de diagnostic.

Références bibliographiques

- [1] M.F.Shraif, "Optimisation et mesure de chaîne de conversion d'énergie photovoltaïque en énergie électrique", Thèse de Doctorat, Université Paul Sabatier, Toulouse, France, 2002.
- [2] R.Pedrola, "Réalisation de convertisseurs statiques DC/DC avec MPPT de haut rendement et faible puissance spécifique d'énergie PV", Rapport interne LAAS-CNRS, Toulouse, France, 2002.
- [3] Singer, S. and Braunstein A. , "Maximum power transfer from a nonlinear energy source to an arbitrary load", IEEE Proceedings, pp 1-7, 1987.
- [4] Leyva, R. ; Queinnec I. ; Alonso, C. ; Cid-Pastor, A. ; Lagrange D. and Martinez-Salamero L., "MPPT of photovoltaic systems using extremum seeking control", IEEE Trans. on Aerospace and Electronic systems, Vol. 42,No, 1, pp 249-258, Jan 2006
- [5] Angel Cid Pastor "Etude de l'intégrabilité d'une loi de Commande MPPT pour Générateurs Photovoltaïques", Rapport de stage au sein du LAAS, Toulouse, France, Juin 2003.
- [6] Edmundo Romàno, Ricardo Alonso, Pedro Ibanez et alt. "Intelligent PV module for grid-connected PV systems", in IEEE Trans. On Industrial Electronics ,vol. 53, No. 3, pp. 1066–1073, Aug. 2006.
- [7] Suri, M. ; Huld, T. ; Dunlop, E.D. ; Cebecauer, T. ;"Geographic Aspects of Photovoltaics in Europe :Contribution of the PVGIS Website" IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, vol. 1, issue 1, pp. 34 – 41, March 2008
- [8] Dong-Jing Lee, Li Wang ; "Small-Signal Stability Analysis of an Autonomous Hybrid Renewable Energy Power Generation/Energy Storage System Part I : Time-Domain Simulations", IEEE Trans. on En. Conv., vol. 23 , issue : 1 pp. 311 – 320, March 2008
- [9] CEI-IEC International Standard 61724- Photovoltaic system performance monitoring- Guidelines for measurement, data exchange and analysis, Ed. April 1998.

- [10] S. Vergura, E. Natangelo "Labview-Matlab integration for analyzing energy data of PV plants", ICREPQ 2010, March, 23-25, 2010, Granada, Spain.
- [11] S. Vergura, E. Natangelo, "Labview Interface for Data Analysis of PV Plants", IEEE-ICCEP 2009, 9-11 June, 2009, Capri, Italy, pp. 236-241.
- [12] Long BUN, "Détection et Localisation de Défauts pour un Système PV", Thèse de Doctorat, Université De Grenoble, France, 2011.
- [13] K.-H. Chao, S.-H. Ho and M.-H. Wang, "Modeling and fault diagnosis of a photovoltaic system", Electric Power Systems Research, vol. 78, pp. 97-105, 2008.
- [14] S. Stettler, P. Toggweiler, E. Wiemken, W. Heydenreich, A. C. de Keizer, et al., "Failure detection routine for grid-connected PV systems as part of the PVSAT-2 project," in Proceedings of the 20th European Photovoltaic Solar Energy Conference et Exhibition, Barcelona, Spain, 2005, pp. 2490–2493.
- [15] S. K. Firth, K. J. Lomas and S. J. Rees, "A simple model of PV system performance and its use in fault detection", Solar Energy, vol. 84, pp. 624-635, 2010.
- [16] A. Chouder and S. Silvestre, "Automatic supervision and fault detection of PV systems based on power losses analysis," Energy Conversion and Management, vol. 51, pp. 1929-1937, 2010.
- [17] D. Stellbogen, "Use of PV circuit simulation for fault detection in PV array fields," in Photovoltaic Specialists Conference, 1993.
- [18] Vladimir N. Vapnik. "The Nature of Statistical Learning Theory", Springer, 1995.
- [19] Bernhard E. Boser, Isabelle M. Guyon, et Vladimir N. Vapnik. "Training algorithm for optimal margin classifiers", Dans Proceedings of the Fifth Annual ACM Workshop on Computational Learning Theory, pages 144–152, Univ of California, Berkeley, United States, 1992.
- [20] L.H. Chiang, M.E. Kotanchek, et A.K. Kordon. "Fault diagnosis based on fisher discriminant analysis and support vector machines", Computers and Chemical Engineering, 28(8) :1389–1401, 2004.
- [21] Sylvain Verron, Teodor Tiplica, et Abdessamad Kobi. "Fault diagnosis with bayesian networks : Application to the tennessee eastman process", Dans IEEE International Conference on Industrial Technology, Mumbai, India, 2006.
- [22] Antoine Cornuéjols, Laurent Miclet, et Yves Kodratoff. Apprentissage artificiel : concepts et algorithmes. Eyrolles, 2002.
- [23] R. O. Duda, P. E. Hart, et D. G. Stork. Pattern Classification 2nd edition. Wiley, 2001.

- [24] Thomas M. Cover et Joy A. Thomas. Elements of Information Theory. John Wiley and Sons, 1991.
- [25] Gérard Dreyfus, Jean-Marc Martinez, Mannuel Samuelides, Mirta Gordon, Fouad Badran, Sylvie Thiria, et Laurent Hérault. Réseaux de neurones : Méthodologie et applications. Eyrolles, 2 ème édition, 2004.
- [26] T.M. Cover et P.E. Hart. "Nearest neighbor pattern classification", IEEE Transactions on Information Theory, 13 :21–27, 1967.
- [27] D.E. Rumelhart, G.E. Hinton, et R.J. Williams. "Learning representations by backpropagating errors", Nature, 323(6088) :533–536, 1986.
- [28] W. De Soto, S. A. Klein and W. A. Beckman, "Improvement and validation of a model for photovoltaic array performance," Solar Energy, vol. 80, pp. 78-88, 2006.
- [29] C.-H. Li, X.-J. Zhu, G.-Y. Cao, S. Sui and M.-R. Hu, "Dynamic modeling and sizing optimization of stand-alone photovoltaic power systems using hybrid energy storage technology," Renewable Energy, vol. 34, pp. 815-826, 2009.
- [30] N. Femia, G. Petrone, G. Spagnuolo and M. Vitelli, "Optimization of perturb and observe maximum power point tracking method," Power Electronics, IEEE Transactions on, vol. 20, pp. 963-973, 2005.
- [31] A. O. Zue and A. Chandra, "Simulation and stability analysis of a 100 kW grid connected LCL photovoltaic inverter for industry," in Power Engineering Society General Meeting, 2006. IEEE, 2006, p. 6 pp.
- [32] A. Goetzberger, J. Knobloch and B. Voà, Crystalline silicon solar cells : John Wiley et Sons, 1998.
- [33] E. L. Meyer and E. E. v. Dyk, "Assessing the Reliability and Degradation of Photovoltaic Module Performance Parameters," IEEE TRANSACTIONS ON RELIABILITY, vol. 53, pp. 83-92, 2004.
- [34] Esram T, Chapman PL. "Comparison of photovoltaic array maximum power point tracking techniques". Energy Convers IEEE Trans 2007 ;22 :439–49.
- [35] E. Ortiz-Rivera and F. Peng, "Analytical model for a photovoltaic module using the electrical characteristics provided by the manufacturer data sheet" in Power Electronics Specialists Conference, 2005. PESC '05. IEEE 36th, pp. 2087–2091, June 2005.
- [36] D. King, W. Boyson, J. Kratochvil, "Photovoltaic Array Performance Model". SAND2004-3535. Sandia National Laboratories 2004.
- [37] A. Cid bastor, "conception et réalisation de modules photovoltaïques électroniques", Thèse de doctorat l'institut national des sciences appliquées de Toulouse 2006.

- [38] D. F. Specht, "Probabilistic neural networks", *Neural networks*, vol. 3, no. 1, p. 109–118, 1990.
- [39] P. Burrascano, "Learning vector quantization for the probabilistic neural network", *IEEE Transactions on Neural Networks/a Publication of the IEEE Neural Networks Council*, vol. 2, no. 4, p. 458-461, 1991.
- [40] M. W. Kim et M. Arozullah, "Generalized probabilistic neural network based classifiers", in *Neural Networks, 1992. IJCNN., International Joint Conference on*, vol. 3, p. 648–653, 2002.
- [41] D. K. Kim, D. H. Kim, S. K. Chang, et S. K. Chang, "Modified probabilistic neural network considering heterogeneous probabilistic density functions in the design of breakwater", *KSCE Journal of Civil Engineering*, vol. 11, no. 2, p. 65-71, mars 2007.
- [42] LabVIEW User Manuel. National Instruments.2012

Annexe A

La logique floue

A.1 Introduction

Bien que des progrès aient été effectués dans le domaine de l'informatique et de l'intelligence artificielle, la machine reste toujours incapable de raisonner, reconnaître quelque chose, ou même mener une discussion comme le fait un être humain qui peut parfois être hésitant dans telle ou telle autre situation.

Pour cela, les chercheurs dans le domaine de l'intelligence artificielle essaient de se rapprocher le plus possible du raisonnement humain et de maîtriser les incertitudes ce qui nous mène à la théorie de la logique floue.

Le concept de la logique floue fut introduit en 1965 à Berkeley par le professeur Lotfi Zadeh qui posa la théorie des sous-ensembles flous permettant ainsi d'éviter le passage brusque d'un état à un autre. En 1973, il introduit la notion de variables linguistiques. En 1974, Mamdani réalise un contrôleur flou pour moteur à vapeur. En 1980 le chercheur japonais Sugeno applique le principe de la logique floue sur des problèmes de réglage et de commande.

La théorie de la logique floue est une théorie proposée pour traiter tout ce qui est subjectif et/ou incertain. En effet, la variable booléenne qui ne peut prendre que l'une des deux valeurs vrai ou faux (0 et 1) en logique classique est mal adaptée à la plupart des phénomènes. Donc, l'idée était de remplacer l'appartenance $[0,1]$ à un sous-ensemble classique par un degré d'appartenance pouvant prendre toutes les valeurs comprises entre 0 et 1. On parle donc d'une logique pondérée, c'est-à-dire une logique à plusieurs niveaux. La figure suivante montre les différentes étapes d'un système utilisant la logique floue.

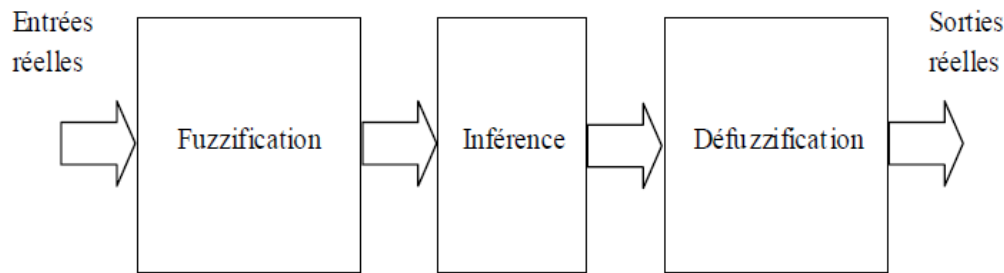


FIGURE A.1 – Schéma synoptique d'un système flou

A.2 Variables linguistiques

Lorsqu'on veut décrire une situation ou un phénomène on utilise souvent des termes flous, dans le genre, quelque, beaucoup, peu élevé, très élevé, grand, petit, moyen, lent, rapide, à peu-prêt...etc. En logique floue, ce genre d'expression est appelé "variables linguistiques".

A.3 Ensembles flous et fonctions d'appartenance

Pour pouvoir traiter les variables linguistiques dans un calculateur utilisant la logique floue, une définition de ces variables linguistiques à l'aide de fonctions d'appartenance s'impose. Pour cela, on définit un sous-ensemble flou A de X par une fonction d'appartenance qui associe à chaque élément, variable linguistique x de X , une valeur comprise entre 0 et 1, avec laquelle x appartient à A :

$$A = (x, \mu_A(x) / x \in X \quad (\text{A.1})$$

$$\mu_A : x \rightarrow [0, 1] \quad (\text{A.2})$$

Il existe plusieurs formes de fonctions d'appartenance, les plus utilisées sont :

- La fonction triangulaire.
- La fonction trapézoïdale.
- La fonction gaussienne.
- La fonction sigmoïde.

A.4 Opérateurs flous

Il existe une logique binaire pour les ensembles classiques et une logique avec des degrés de vérité pour les sous-ensembles flous. Les opérateurs sur les sous-

ensembles flous sont créés tout en respectant certaines propriétés pour retrouver les opérations de base de la logique booléenne telles que l'union ou l'intersection.

– Union :

L'union de deux sous-ensembles flous A et B de G est un sous- ensemble flou. Sa fonction d'appartenance est donnée par :

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max[\mu_A(x), \mu_B(x)]; \forall x \in G \quad (\text{A.3})$$

– Intersection :

L'intersection de deux sous-ensembles flous A et B de G est un sous- ensemble flou. Sa fonction d'appartenance est donnée par :

$$\mu_{A \cap B}(x) = \min[\mu_A(x), \mu_B(x)]; \forall x \in G \quad (\text{A.4})$$

– Complément (négation) :

Le complément d'un sous-ensemble flou A de G est un ensemble flou noté \bar{A} dont la fonction d'appartenance est donnée par :

$$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x); \forall x \in G \quad (\text{A.5})$$

– Inclusion :

On dit qu'un sous- ensemble flou A est inclus dans un sous- ensemble flou B si :

$$\forall x \in G : \mu_A(x) \leq \mu_B(x) \quad (\text{A.6})$$

Et on notera alors : $A \subset B$

A.5 Fuzzification

La fuzzification est le premier traitement dans un processus utilisant la logique floue.

Ce traitement consiste à pondérer les fonctions d'appartenance des entrées aux divers sousensembles. Ces sous-ensembles sont aussi appelés "variables linguistiques".

A.6 Règles d'inférence

On appelle règles d'inférences l'ensemble des différentes règles qui relient les variables floues d'entrées aux variables floues de sorties d'un système. Ces règles se présentent sous la forme :

Si condition 1 et /ou condition 2 (et/ou...) alors action sur les sorties.

A.7 Défuzzification

Les méthodes d'inférences donnent une fonction d'appartenance pour la variable de sortie. C'est donc une information floue qu'il faut transformer en grandeur physique et c'est le rôle de la défuzzification.

Ils existent plusieurs méthodes de défuzzification, mais pas de règles permettant de conclure sur le choix de la meilleure méthode. La méthode utilisée dans ce mémoire est :

- Méthode de la somme pondérée :

Dans cette méthode, on calcule individuellement les sorties relatives à chaque règle selon le principe de la moyenne des maxima, puis on réalise leur moyenne pondérée.

Annexe B

Méthodes d'optimisation non linéaire

L'estimation des paramètres d'un modèle se fait en optimisant un critère de performance dans le but d'approcher la sortie du système par celle du modèle. Ce critère de performance est une fonction de l'écart(ou résidu) entre la sortie réelle du système et celle du modèle.

B.1 Méthode du gradient

Cette méthode consiste à rechercher le minimum du critère par l'utilisation des dérivées du critère par rapport à chacun des paramètres. La procédure itérative à la recherche du minimum est présentée par l'équation aux récurrences suivante :

$$\theta^{i+1} = \theta^i - \lambda_i J'(\theta^i) \quad (\text{B.1})$$

avec $J'(\theta^i)$ le gradient à l'itération i et λ_i coefficient correcteur du pas de descente. La méthode du gradient présente l'intérêt d'être simple à mettre en oeuvre. Lorsque le point initial est situé loin du point optimum, cette méthode permet de diminuer rapidement la valeur du critère. En contrepartie, la convergence devient de plus en plus lente en se rapprochant du minimum car le vecteur gradient tend à osciller.

B.2 Méthode de Gauss-Newton

Cette méthode consiste à rechercher le minimum du critère par l'utilisation des dérivées premières et secondes du critère par rapport à chacun des paramètres. La procédure itérative à la recherche du minimum est présentée par l'équation aux

réurrences suivante :

$$\theta^{i+1} = \theta^i - \lambda_i [J''(\theta^i)]^{-1} J'(\theta^i) \quad (\text{B.2})$$

avec $J''(\theta^i)$ la matrice des dérivées secondes du critère, dite le Hessien. La méthode de Gauss-Newton s'avère particulièrement efficace lorsqu'on se trouve dans le voisinage du minimum, mais se montre fragile dans sa convergence par rapport au choix du vecteur initial.

B.3 Méthode de Levenberg-Marquardt

Les deux méthodes précédentes présentent l'inconvénient (que quelques variantes contournent) de ne pas converger lorsque le point initial est loin du minimum recherché.

L'algorithme Levenberg-Marquardt lève cet inconvénient en proposant un compromis entre la méthode du gradient (robuste mais lente à l'approche du minimum) et celle de Newton (peu robuste loin du minimum mais très efficace près). Cette méthode consiste à rechercher le minimum du critère par l'utilisation des dérivées premières et secondes du critère par rapport à chacun des paramètres.

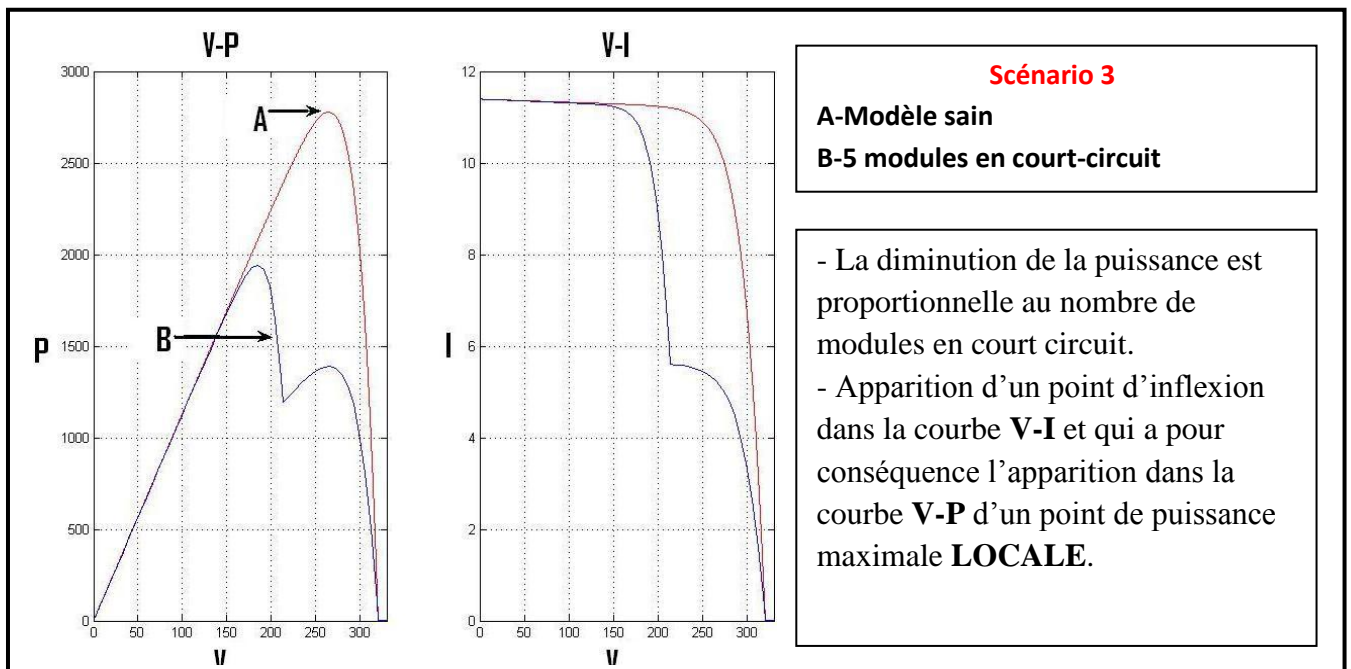
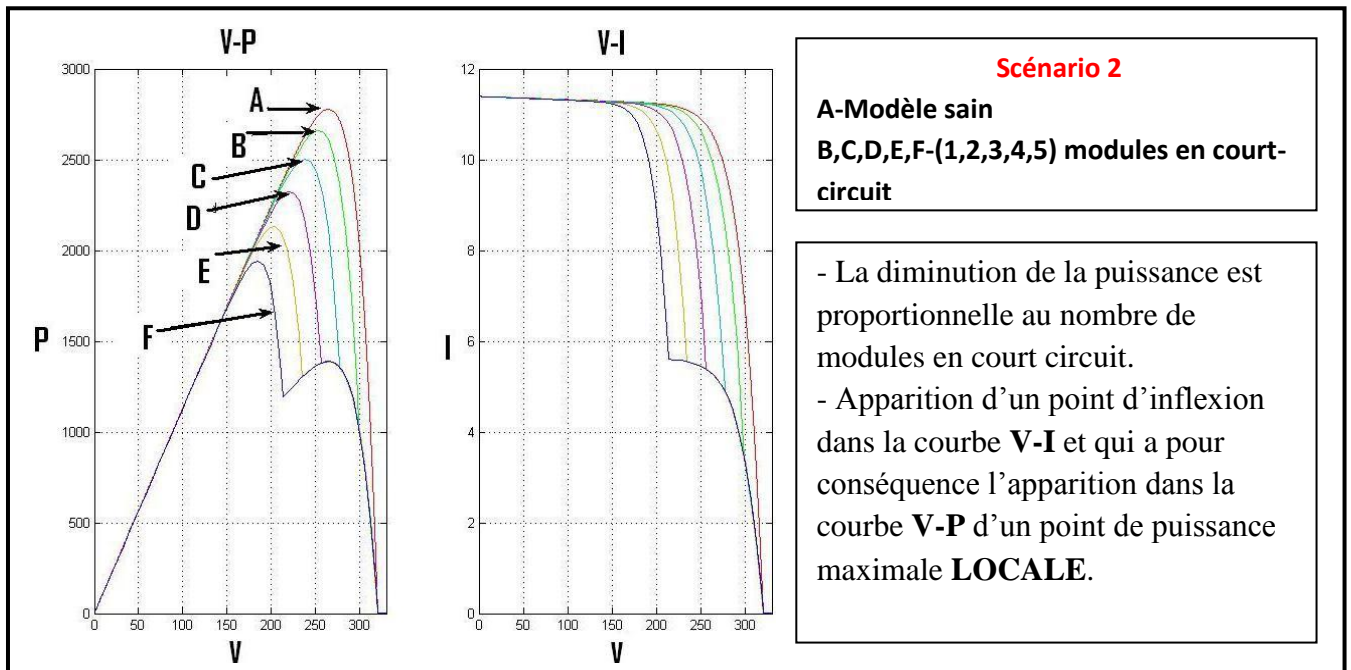
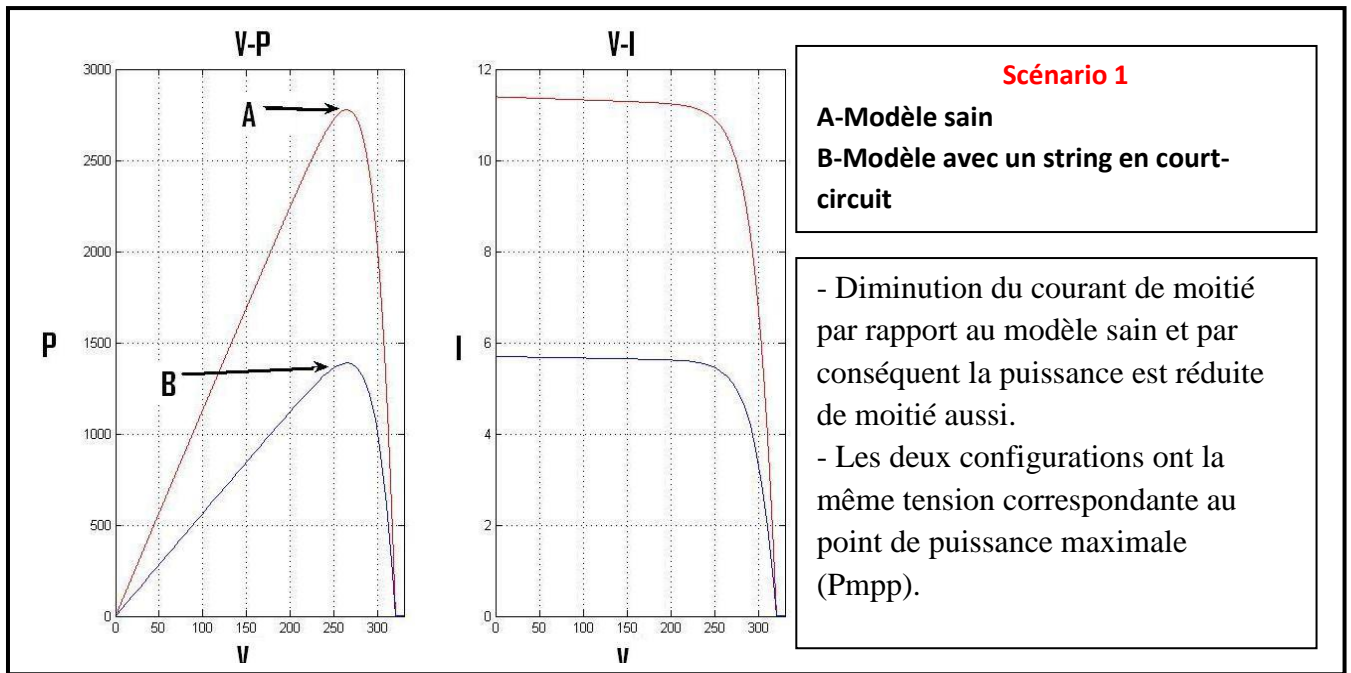
La procédure itérative à la recherche du minimum est présentée par l'équation aux récurrences suivante :

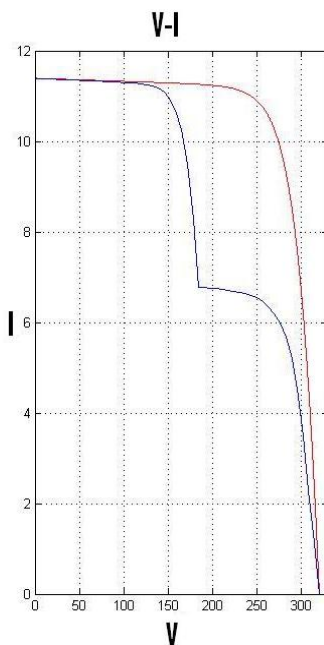
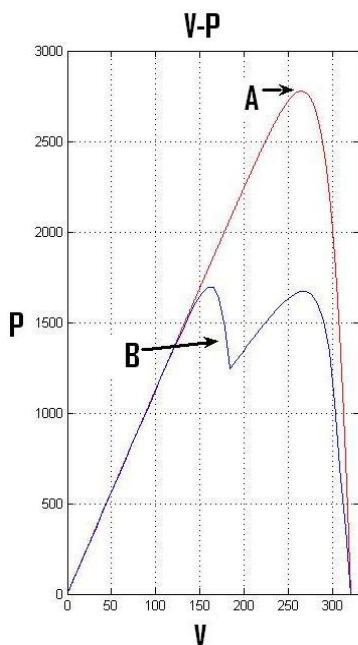
$$\theta^{i+1} = \theta^i - [J''(\theta^i) + \lambda_i I]^{-1} J'(\theta^i) \quad (\text{B.3})$$

Avec λ_i un coefficient strictement positif permettant de contrôler la direction de recherche du minimum de J . λ_i est réduit à chaque itération réussie et au contraire λ_i est augmenté à chaque itération non convergente. Cette méthode conjugue les deux méthodes précédentes, pour les valeurs élevées de λ_i , la méthode est proche du gradient, à contrario, la méthode est proche de Gauss-Newton pour les faibles valeurs de λ_i . Le critère quadratique est calculé à partir de l'écart entre la sortie du processus et la sortie du modèle.

Annexe C

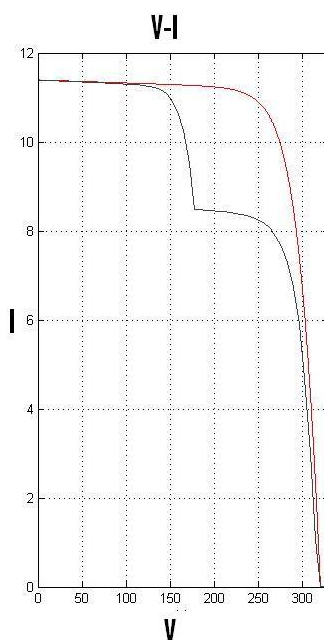
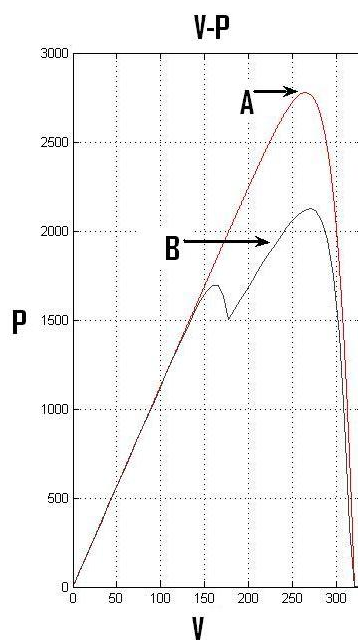
Impact des défauts sur la courbe caractéristique I-V





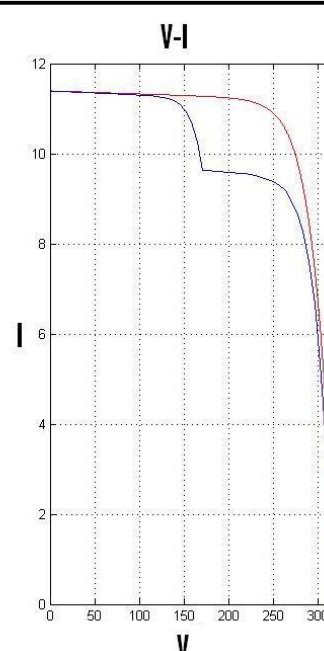
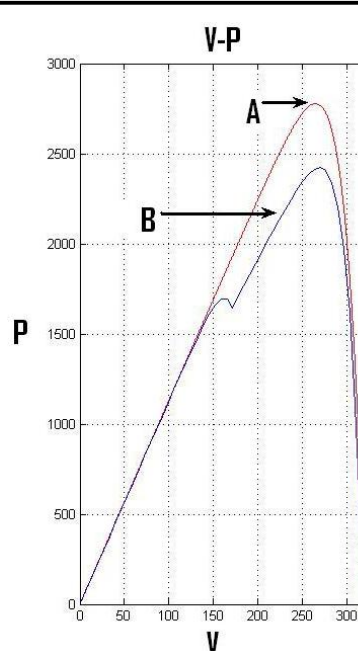
Scénario 4
A-Modèle sain
B-6 modules 20% ombrés.

Une grosse diminution au niveau de la puissance avec apparition de deux points de puissance maximale qui sont pratiquement au même niveau.



Scénario 5
A-Modèle sain
B-6 modules 50% ombrés.

Apparition d'un phénomène très important dans les systèmes photovoltaïques et qui est avoir un point de puissance maximale **LOCALE** suivi d'un autre **GLOBALE** (Voir chapitre IV).

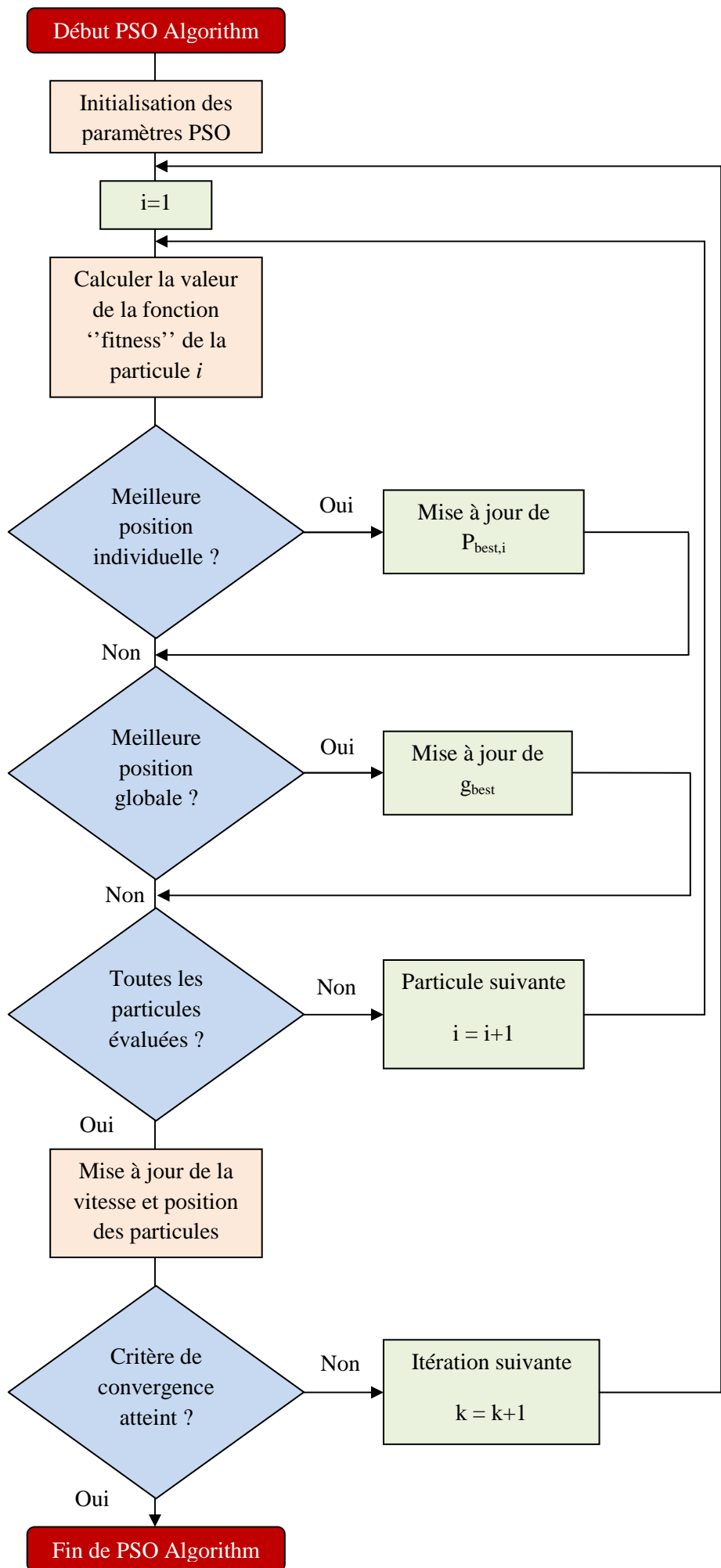


Scénario 6
A-Modèle sain
B-6 modules 70% ombrés.

C'est les mêmes remarques que le Scénario précédent .

Annexe D

Algorithme d'optimisation par essaim de particule



Annexe E

Reconnaissance des formes : Fenêtre de Parzen

E.1 Principes de l'apprentissage non paramétrique

Il n'est pas toujours possible de modéliser les fonctions de densité sous forme paramétrique surtout dans les cas de distributions complexes ou multimodales (avec plusieurs maxima locaux), l'apprentissage non paramétrique consiste à estimer ces densités directement à partir des échantillons d'apprentissage. Une technique sera étudiée : la méthode des fenêtres de Parzen.

E.2 Estimation de la densité

La probabilité qu'un point x se trouve à l'intérieur d'une région R est donnée par :

$$P = \int_R p(x') dx' \quad (\text{E.1})$$

Ainsi, P peut être considérée comme une forme lissée de la fonction de densité $p(x)$. Soit un ensemble de n échantillons aléatoires indépendants distribués selon $p(x)$; la probabilité que k d'entre eux tombent dans R suit une loi binomiale :

$$P_k = \binom{n}{k} P^k (1 - P)^{n-k} \quad (\text{E.2})$$

Or, si n est grand, k/n est un bon estimateur de la probabilité P , et donc aussi pour la fonction de densité lissée de $p(x)$. De plus, si $p(x)$ est continue et si R est suffisamment petit, alors :

$$\int_R p(x') dx' \cong p(x)V \quad (\text{E.3})$$

où V est le volume de R , i.e. $V = \int_R dx'$, En conséquence, on peut déduire l'estimateur suivant pour $p(x)$:

$$p(x) \cong \frac{k/n}{V} \quad (\text{E.4})$$

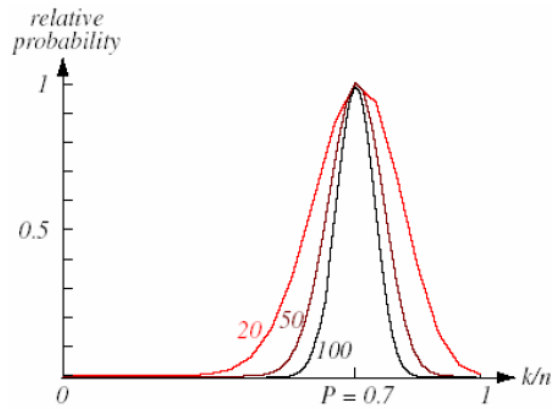


FIGURE E.1 – Estimation de la densité

E.3 Fonction fenêtre hypercube

Une fonction fenêtre est une fonction de densité; elle satisfait donc $\phi(u) \geq 0$ et $\int \phi(u) du = 1$.

Comme fonction fenêtre, on peut considérer un hypercube de dimension d , centré en 0, soit :

$$\phi(u) = 1 \text{ si } |u_j| \leq 1/2 \text{ sinon } 0 \quad (\text{E.5})$$

E.4 Principe des fenêtres de Parzen

On considère, des régions R_n de type hypercubes d'arêtes h_n et de dimension d , le volume de R_n est égal à $V_n = h_n^d$.

Le nombre d'échantillons qui tombent dans une région R_n centrée en x est égal à :

$$k_n = \sum_{i=1}^n \phi\left(\frac{x - x_i}{h_n}\right) \quad (\text{E.6})$$

Par conséquent, la densité de $p(x)$ peut être estimée à l'aide de :

$$p_n(x) = \frac{k_n/n}{V_n} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{V_n} \phi\left(\frac{x - x_i}{h_n}\right) \quad (\text{E.7})$$

E.5 Généralisation des fenêtres de Parzen

L'approche peut être généralisée à d'autres fonctions fenêtres $\phi(x)$ ayant la propriété d'une fonction de densité : $\phi(u) \geq 0$ et $\int \phi(u) du = 1$, Si on considère toujours que $V_n = h_n^d$, alors $p_n(x)$ possède les mêmes propriétés.

Soit la fonction $\delta_n(x)$ définie par :

$$\delta_n(x) = \frac{1}{V_n} \phi\left(\frac{x}{h_n}\right) \quad (\text{E.8})$$

Alors $p_n(x)$ peut être écrite comme une moyenne :

$$p_n(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \delta_n(x - x_i) \quad (\text{E.9})$$

L'équation E.9 peut être interprétée comme une moyenne pondérée où chaque x_i contribue à l'estimation de $p(x)$ avec un poids qui dépend de sa distance à x .

E.6 Influence de la largeur de fenêtre

h_n influence à la fois l'amplitude et la largeur de $\delta_n(x)$

- si h_n est trop petit, l'apprentissage sera trop sensible aux échantillons (problème de sur-apprentissage).
- si h_n est trop grand, l'apprentissage produira des régions de décision avec trop peu de résolution.

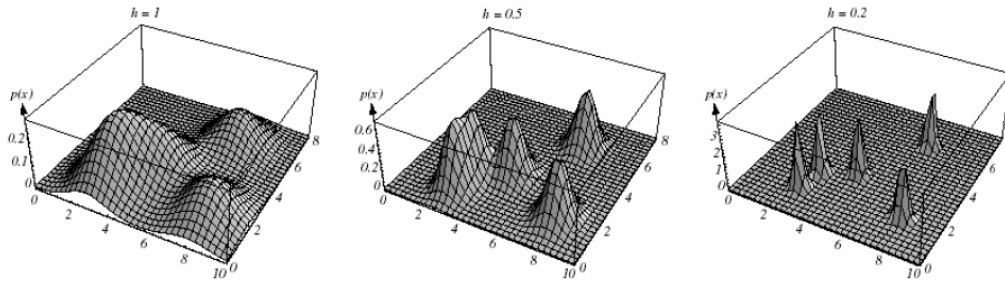


FIGURE E.2 – Influence de la largeur de fenêtre

E.7 Conditions de convergence

Examinons sous quelles conditions $p_n(x)$ converge vers $p(x)$:
supposons que $p_n(x)$ a comme moyenne $\mu_n(x)$ et comme variance $\sigma_n^2(x)$, on peut dire que $p_n(x)$ converge vers $p(x)$ si et seulement si les deux conditions suivantes sont réunies : $\lim_{n \rightarrow \infty} \mu_n(x) = p(x)$ et $\lim_{n \rightarrow \infty} \sigma_n^2(x) = 0$

Des travaux ont été menés dans ce sens et ont montré que pour satisfaire les deux dernières conditions, on peut choisir :

$$V_n = V_o / \sqrt{n} \quad (\text{E.10})$$

la théorie des fenêtres de Parzen établit donc une relation entre la largeur de la fenêtre et le nombre d'échantillons d'apprentissage, mais le choix de V_o dépend du problème traité (et parfois même de la valeur de x !).

Annexe F

Fiches techniques

Nous donnons dans cet annexe les caractéristiques des différents dispositifs qui ont été utilisés dans la simulation et dans le développement du banc d'essai :

- Spécification du module PV isofoton 106/15 utilisé.
- Spécification de l'onduleur Ingecon Sun 2.5 utilisé.
- Agilent 34970A, Gamme de système d'acquisition de données.

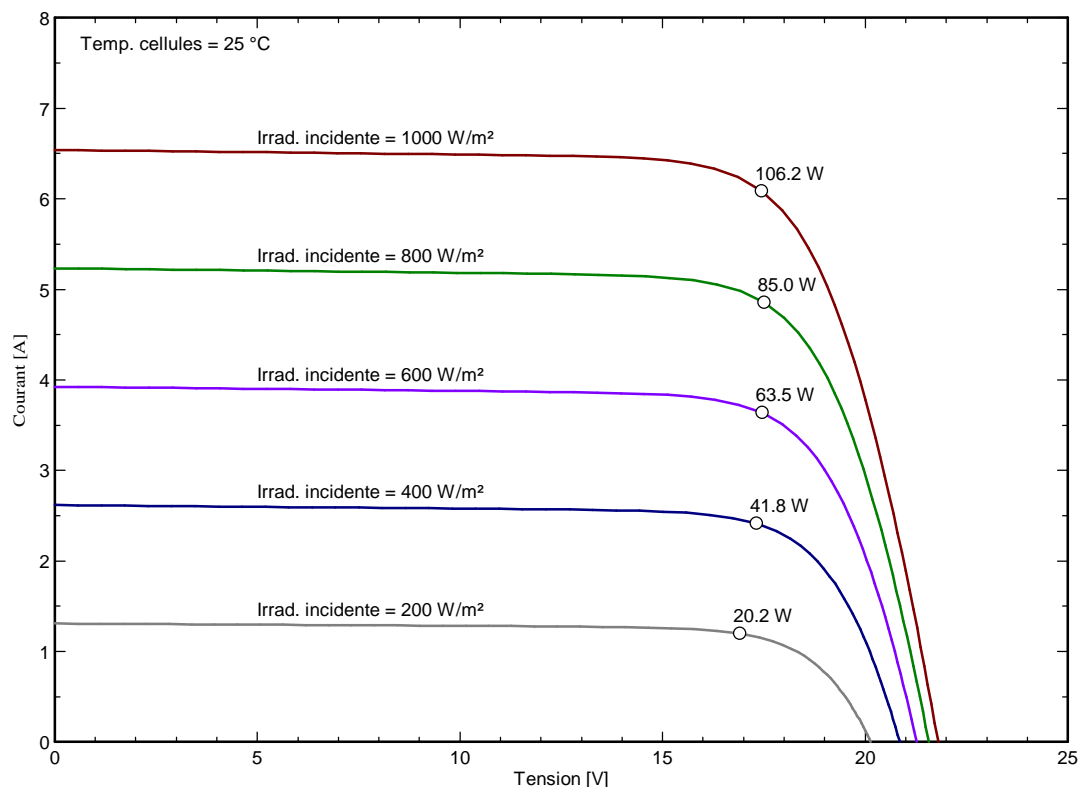
Caractéristiques d'un module PV

Fabricant, modèle : **Isofoton, I_106**
 Disponibilité : Disponible jusqu'à 2005
 Source des données : Manufacturer

Puissance STC (fabricant)		Pnom	106 Wc	Technologie	Si-mono	
Dimensions module (L x H)		0.652 x 1.308 m ²		Surface brute module	Smodule	0.85 m ²
Nombre de cellules		2 x 36		Surf. sensible (cellules)	Scellules	0.75 m ²
Spécifications pour le modèle (fabricant ou données mesurées)						
Température de référence	TRef	25 °C		Irradiance de référence	GRef	1000 W/m ²
Tension de circuit ouvert	Vco	21.8 V		Courant de court-circuit	Isc	6.54 A
Tension au point de puiss. max.	Vmpp	17.4 V		Courant au point de puiss. max.	Impp	6.10 A
=> puissance maximale	Pmpp	106.1 W		Coeff. de temp. sur Isc	mulsc	2.3 mA/°C
Paramètres du modèle à 1 diode						
Résistance parall.	Rparall	200 ohm		Courant de saturation diode	IoRef	3 nA
Résistance série	Rserie	0.24 ohm		Coeff. de tempér. Vco	μVco	0 mV/°C
				Facteur de qualité diode	Gamma	1.10
Paramètres de polarisation inverse, pour comportements ombrages partiels ou mismatch						
Caractéristique inverse (noir)	BRev	3.20 mA/V ²		(facteur quadratique par cellule)		
Nbre de diodes by-pass par module		2		Tension des diodes by-pass		-0.7 V

Résultats du modèle pour les conditions standard (STC: T=25°C, G=1000 W/m ² , AM=1.5)						
Tension au point de puiss. max.	Vmpp	17.4 V		Courant au point de puiss. max.	Impp	6.09 A
Puissance maximale	Pmpp	106.2 Wc		Coeff. de temp. sur puissance	μPmpp	-0.43 %/°C
Efficacité(/ Surf. module)	Eff_mod.	12.4 %		Facteur de remplissage	FF	0.745
Efficacité(/ Surf. cellules)	Eff_cell.	14.2 %				

Module PV: Isofoton, I_106



Caractéristiques d'un onduleur réseau

Fabricant, modèle : **Ingeteam, Ingecon Sun 2.5**

Disponibilité : Prod. depuis 2002

Source des données : Manufacturer 2012

Caractéristiques d'entrée (côté champ PV)

Mode d'opération		MPPT		
Tension MPP minimale	Vmin	150 V	Puissance PV nominale	Pnom DC 2.8 kW
Tension MPP maximale	Vmax	450 V	Puissance PV maximale	Pmax DC 3.3 kW
Tension PV max. absolue	Vmax array	550 V	Courant PV maximum	I _{max} DC N/A A
Tension min. pour P _{Nom}	Vmin P _{Nom}	160 V	Puissance seuil	P _{thresh.} 20 W
Comportement à Vmin/Vmax		Limitation	Comportement à P _{nom}	Limitation

Caractéristiques de sortie (côté réseau AC)

Tension du réseau	Unom 230 V	Puissance AC nominale	Pnom AC 2.7 kWac
Fréquence du réseau	Freq 50/60 Hz	Puissance AC maximale	Pmax AC 2.7 kWac
	Monophasé	Courant AC nominal	Inom AC 12.0 A
Efficacité maximale	Max Eff. 94.7 %	Courant AC maximum	I _{max} AC 12.0 A
Efficacité moyenne européenne	Euro Eff. 93.8 %		

Remarques et Caractéristiques techniques

Surveillance isolation champ, Interr. CC interne,
Interr. AC interne,

Technologie: LF Transfo, IGBT

Protection: IP 65

Contrôles: LCD 64x128

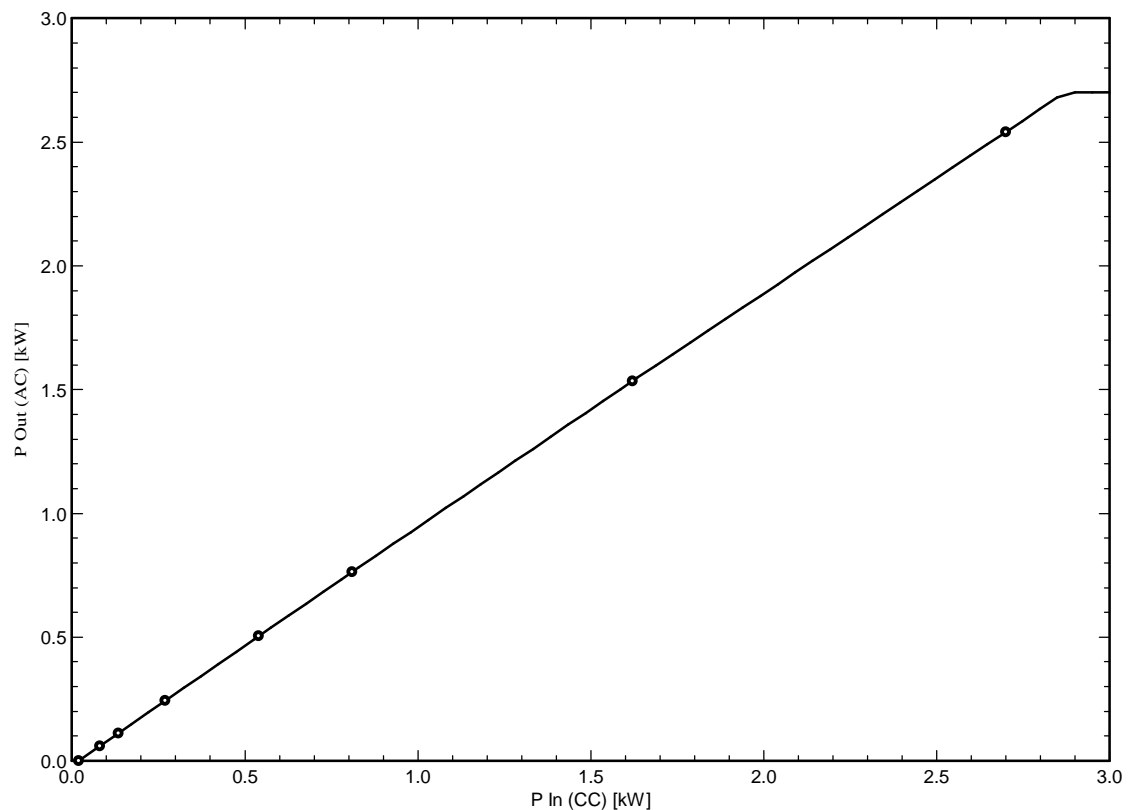
Dimensions: Largeur 360 mm

Hauteur 470 mm

Profondeur 320 mm

Poids 43.30 kg

Diagramme d'entrée/sortie





Agilent 34970A Gamme de système de commutation/ acquisition de données

Fiche produit
34970A
34972A



La performance Agilent reconnue pour un prix abordable

- Châssis à 3 logements intégrant un multimètre numérique 6 ½ chiffres et 8 modules enchâssables de commutation et de commande en option
- Mesure et convertit 11 signaux d'entrée différents : température avec thermocouples, RTD et thermistances ; tension dc/ac ; résistance 2 et 4 fils ; fréquence et période ; courant dc/ac
- Options E/S Gigabit LAN, USB, GPIB ou RS-232 pour une connexion aisée à votre PC
- Interface Web graphique pour la surveillance et la commande par pointer-cliquer (34972A)
- Prise en charge des clés USB pour copier/enregistrer les données dans des applications autonomes (34972A)
- Inclut le logiciel BenchLink Data Logger pour configurer et commander les tests, afficher les résultats et collecter des données en vue d'une analyse approfondie



Agilent Technologies

Plus de puissance et plus de flexibilité

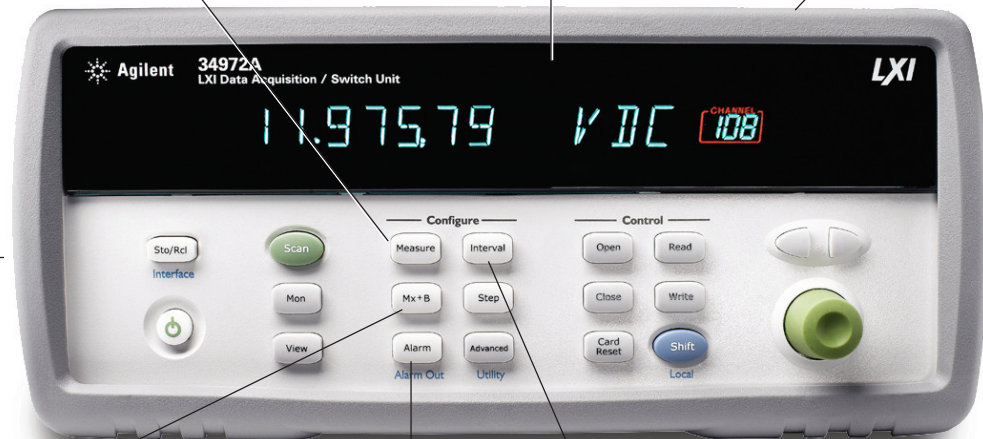
Le multimètre numérique 6 ½ chiffres (22 bits) interne mesure 11 fonctions sans conditionnement externe des signaux

Panneau avant intuitif avec menus autoguidés et orientés tâche

La mémoire rémanente de 50 000 mesures conserve les données après l'arrêt de l'alimentation

Le mode d'affichage de l'écran vous permet de surveiller les tests en cours

Fonction d'échelle pour convertir les entrées brutes en unités définies par l'utilisateur



Limites alarme haute/basse sur chaque voie d'entrée, plus 4 sorties d'alarme TTL

Horloge temps réel sur batterie pour cadencer les scrutations et horodater les mesures

34972A



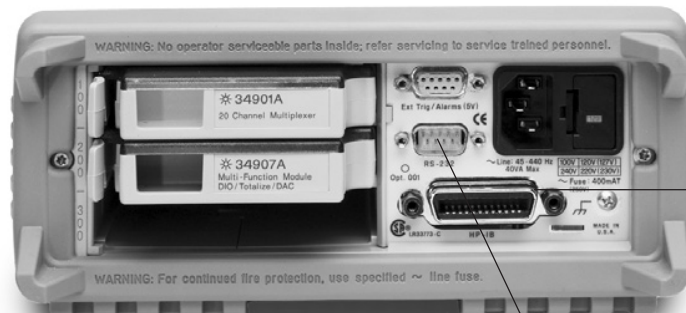
USB

Port mémoire USB pour enregistrement/transfert des données vers une cle USB

LAN et USB intégrés pour la connexion instantanée à un PC

- Offre jusqu'à 96 points de croisement de matrice ou 120 voies unipolaires
- 8 modules enfichables de commutateur et commande, au choix
- Agilent BenchLink Data Logger 3 Pilotes Agilent VEE, IVI-C, IVI-COM et National Instrument[®] LabView inclus

34970A



GPIB

34970A : Les Interfaces GPIB et RS-232 sont intégrées