

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE MINISTERE DE
L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITÉ MOHAMED BOUDIAF - M'SILA

FACULTÉ : TECHNOLOGIE
DEPARTEMENT : ELECTRONIQUE

N° :



DOMAINE: Sciences et Technologies
FILIERE : Électronique
OPTION : Instrumentation

Mémoire présenté pour l'obtention du
diplôme de Master Académique

Par : Bouharrag Bachir

Chami Akram

Intitulé

**DETECTION ET LOCALISATION DE DEFAUTS DANS
LES SYSTEMES SOLAIRES PHOTOVOLTAÏQUES A
L'AIDE DE RESEAUX DE NEURONE**

Le jury composé de :

Dr. DJERIOUI Mohamed

Université de M'sila

Encadreur

Dr. BRIK Youcef

Université de M'sila

Co-Encadreur

Année universitaire : 2020/2021

Résumé

Les caractéristiques de sortie des panneaux photovoltaïques sont non linéaires et changent avec la température des cellules et le rayonnement solaire. Les méthodes de suivi du point de puissance maximale (MPPT) sont utilisées pour maximiser la puissance de sortie d'un générateur photovoltaïque par un suivi continu du point de puissance maximale (MPP). De toutes les méthodes MPPT trouvées dans la littérature, la perturbation et la surveillance (P&O) est la plus utilisée pour sa simplicité et sa facilité de mise en œuvre ; Cependant, il présente des inconvénients tels qu'une vitesse de réponse lente, une oscillation autour d'un MPP en régime permanent et même un suivi erroné dans des conditions atmosphériques en évolution rapide (notre exemple d'ombrage partiel). Sur cette note, il a été montré que les effets négatifs associés à un tel défaut peuvent être considérablement réduits si des concepts d'intelligence artificielle (IA) sont utilisés. À l'aide d'un réseau de neurones artificiels (RNA), nous détecterons et localiserons l'ombrage partiel.

Mots Clés : Énergie solaire, Photovoltaïque, Les Réseaux de Neurones Artificiels, MLP, RBE.

Abstract

The output characteristics of photovoltaic panels are non-linear and change with cell temperature and solar radiation. Maximum Power Point Tracking (MPPT) methods are used to maximize the output power of a PV array by continuously tracking the Maximum Power Point (MPP). Of all the MPPT methods found in the literature, disturbance and monitoring (P&O) is the most widely used for its simplicity and ease of implementation; However, it has drawbacks such as slow response speed, oscillation around a steady-state MPP, and even erroneous tracking in rapidly changing atmospheric conditions (our example of partial shading). On that note, it has been shown that the negative effects associated with such a defect can be significantly reduced if artificial intelligence (AI) concepts are used. Using an artificial neural network (RNA), we will detect and locate the partial shading.

Keywords: Solar energy, Photovoltaics, Artificial Neural Networks, MLP, RBE.

الملخص

تعتبر خصائص خرج المصفوفات الكهروضوئية غير خطية وتتغير مع درجة حرارة الخلية والإشعاع الشمسي. تُستخدم طرق تتبع نقطة الطاقة القصوى (MPPT) لتعظيم طاقة خرج صفيح PV عن طريق التعقب المستمر لنقطة الطاقة القصوى (MPP). من بين جميع طرق MPPT الموجودة في الأدبيات ، يعتبر الاضطراب والمراقبة (P&O) الأكثر استخدامًا لبساطته وسهولة تنفيذه ؛ ومع ذلك ، فإنه يعرض عيوبًا مثل سرعة الاستجابة البطيئة ، والتذبذب حول MPP في حالة ثابتة ، وحتى التتبع بطريقة خاطئة في ظل الظروف الجوية المتغيرة بسرعة (مثالنا عن التظليل الجزئي). في هذه المذكرة ، تبين أن الآثار السلبية المرتبطة بمثل هذا العيب يمكن تقليلها بشكل كبير إذا تم استخدام مفاهيم الذكاء الاصطناعي (AI). باستخدام الشبكة العصبية الاصطناعية (RNA) سنقوم بالكشف عن التظليل الجزئي وتحديد موقعه.

الكلمات المفتاحية: الطاقة الشمسية ، الخلايا الكهروضوئية ، الشبكة العصبية الاصطناعية MLP ، RBE.

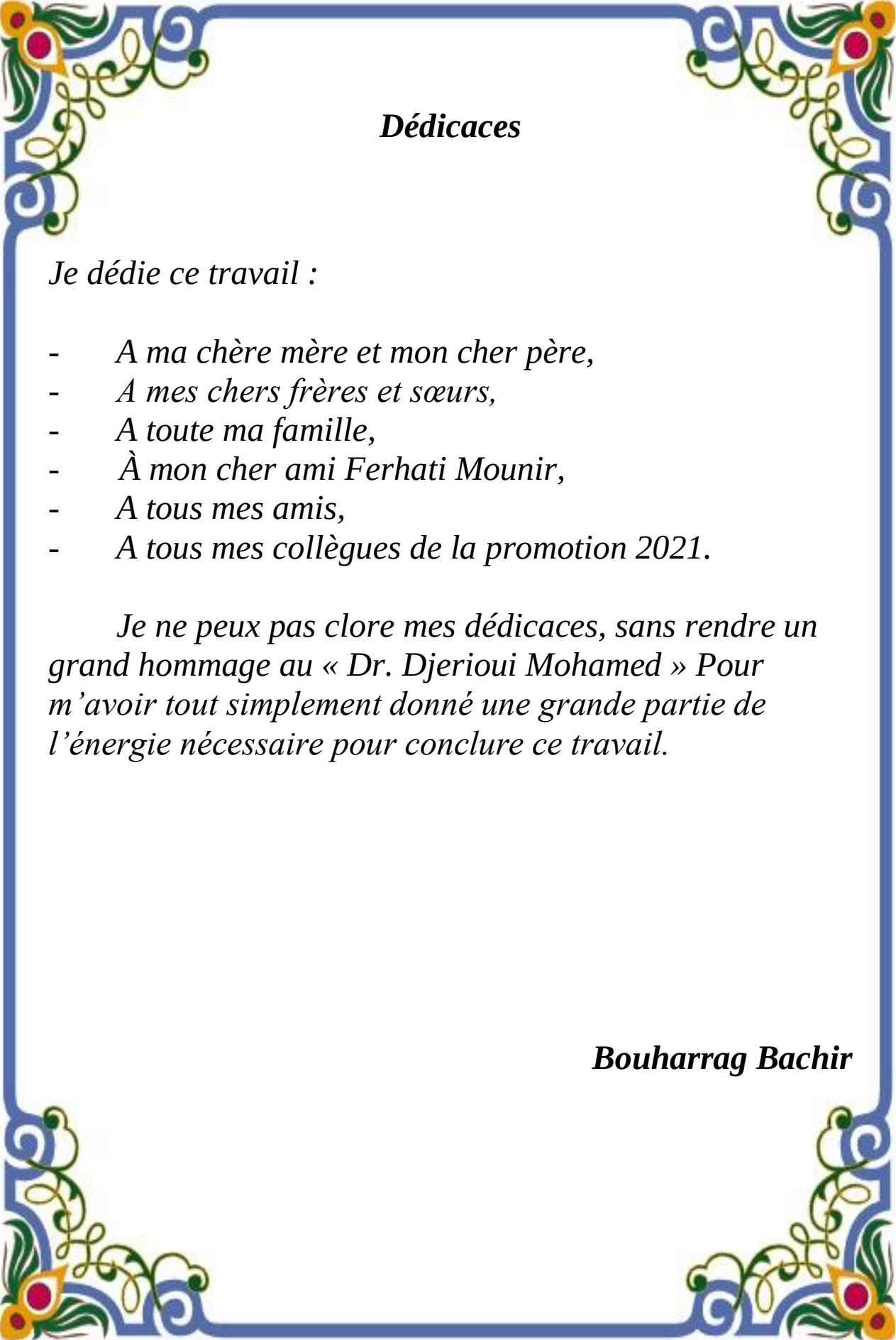
Remerciement

*Nous tenons tout d'abord à remercier Dieu le tout puissant et miséricordieux, qui nous a donné la force et la patience d'accomplir ce Modeste travail. En second lieu, nous tenons à remercier notre encadreur « **Dr. Djerioui***

***Mohamed** » et « **Dr. Berrik Youcef** », son précieux conseil et son aide durant toute la période du travail.*

*Troisièmement: Nous tenons à exprimer nos sincères remerciements et notre gratitude aux deux collègues et aux deux frères, **Elbar Abdenour** et **Mailbi Salaheldin**, pour leur soutien moral, qui nous a beaucoup aidés dans l'accomplissement de ce travail.*

Nos vifs remerciements vont également aux membres du jury pour l'intérêt qu'ils ont porté à notre recherche en acceptant d'examiner notre travail Et de l'enrichir par leurs propositions. Enfin, nous tenons également à remercier toutes les personnes qui ont participé de près ou de loin à la réalisation de ce travail.



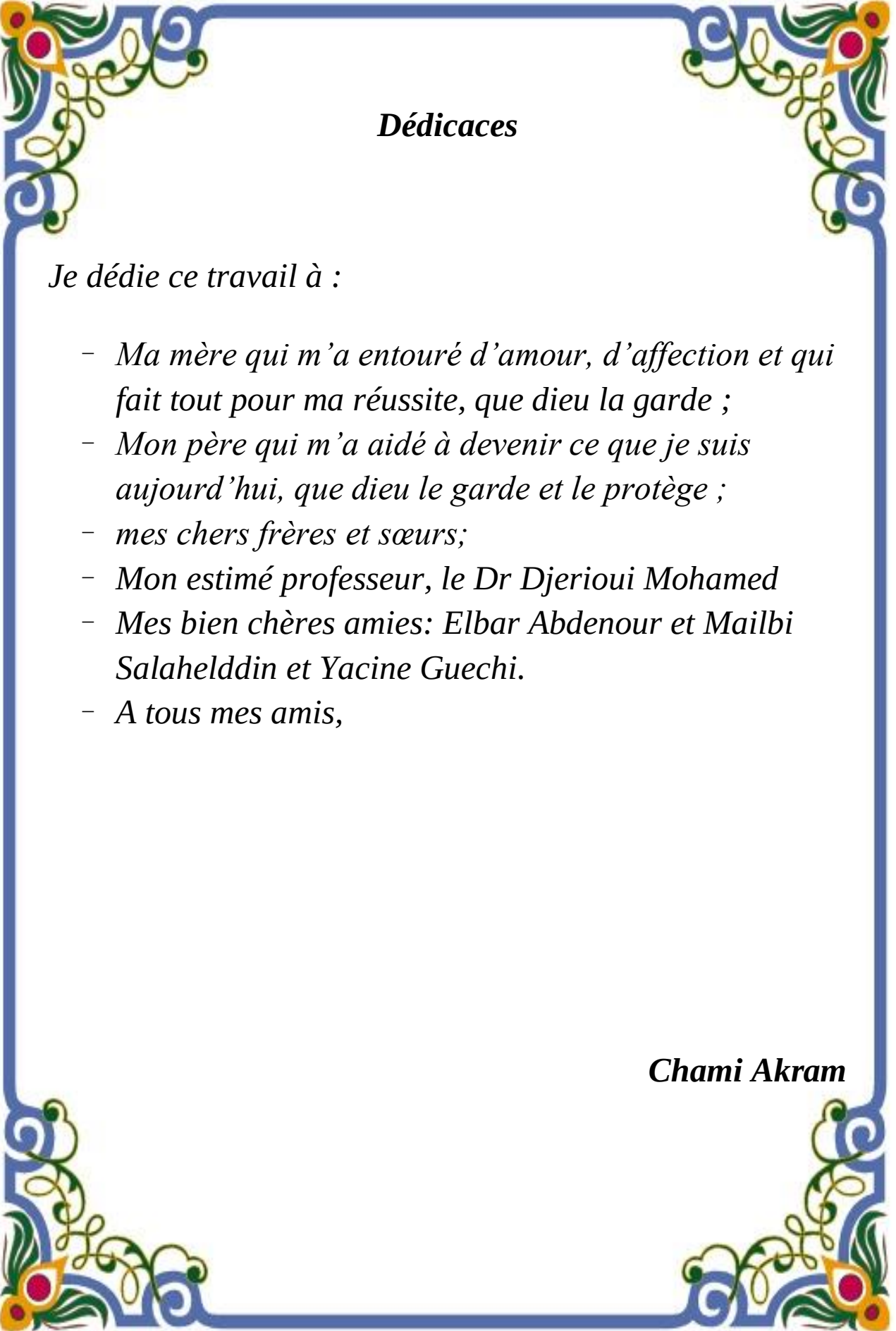
Dédicaces

Je dédie ce travail :

- *A ma chère mère et mon cher père,*
- *A mes chers frères et sœurs,*
- *A toute ma famille,*
- *À mon cher ami Ferhati Mounir,*
- *A tous mes amis,*
- *A tous mes collègues de la promotion 2021.*

Je ne peux pas clore mes dédicaces, sans rendre un grand hommage au « Dr. Djerioui Mohamed » Pour m'avoir tout simplement donné une grande partie de l'énergie nécessaire pour conclure ce travail.

Bouharrag Bachir



Dédicaces

Je dédie ce travail à :

- Ma mère qui m’a entouré d’amour, d’affection et qui fait tout pour ma réussite, que dieu la garde ;*
- Mon père qui m’a aidé à devenir ce que je suis aujourd’hui, que dieu le garde et le protège ;*
- mes chers frères et sœurs;*
- Mon estimé professeur, le Dr Djerioui Mohamed*
- Mes bien chères amies: Elbar Abdenour et Mailbi Salahelddin et Yacine Guechi.*
- A tous mes amis,*

Chami Akram

TABLE DES MATIERES

LISTE DES ABREVIATIONS	I
LISTE DES SYMBOLES.....	II
LISTE DES FIGURES.....	III
LISTE DE TABLEAUX.....	V
INTRODUCTION GENERALE	1
CHAPITRE I GENERALITE SUR LES GENERATEURS PHOTOVOLTAÏQUES	
I.1. Introduction	3
I.2. L'énergie solaire	3
I.2.1. Propriétés de la lumière du soleil	3
I.3. Technologie de conversion d'énergie solaire photovoltaïque	5
I.3.1. La cellule photovoltaïque	5
I.3.2. Les Propriétés des Semi-conducteurs.....	5
I.3.3. Effet photovoltaïque.....	6
I.3.4. Fonctionnement d'une cellule photovoltaïque.....	7
I.3.5. Matériaux utilisés dans les cellules PV	10
I.4. Modélisation d'une cellule photovoltaïque	11
I.4.1. Générateur photovoltaïque idéal	11
I.4.2. Générateur photovoltaïque "réel"	12
I.5. Description générale d'un système de conversion photovoltaïque	13
I.5.1. Le Convertisseurs DC-DC.....	14
I.5.2. Le Principe de fonctionnement du hacheur BOOST	14
I.5.3. Le fonctionnement optimal du générateur photovoltaïque.....	16
I.5.4. Principe de la recherche du point de puissance maximal	17
I.5.5. Gestion de la MPPT	18
I.5.6. Synthèse des différentes MPPT rencontrées dans la littérature.....	19
I.5.7. Principe des commandes "Perturb and Observe" (P&O)	20
I.6. Conclusion.....	23

CHAPITRE II LES RESEAUX DES NEURONES ARTIFICIELS

II.1. Introduction	24
II.2. Réseaux de neurones artificiels	24
II.2.1. Définition	24
II.2.2. Historique	24
II.3. Neurone Biologique	27
II.4. Neurone formel	27
II.5. Fonctions d'activation	28
II.6. Le principe de fonctionnement	29
II.7. Architecture des réseaux de neurones artificiels	30
II.8. L'Apprentissage des Réseaux de Neurones	31
II.8.1. Apprentissage supervisé	31
II.8.2. Apprentissage non supervisé	32
II.9. Quelques Modèles des Réseaux de Neurones Artificiels	32
II.9.1. Les perceptrons multicouches	32
II.9.2. Les réseaux de fonction à base radial (RBF)	33
II.10. Formalisation d'apprentissage	33
II.11. Algorithme de rétro-propagation du gradient	34
II.11.1. Principe	34
II.11.2. Algorithme	35
II.12. Application des réseaux de neurones	36
II.13. Conclusion	36

CHAPITRE III SIMULATION ET RESULTATS

III.1. Introduction	37
III.2. Simulation du système photovoltaïque	37
III.2.1. Caractéristiques électriques des modules photovoltaïques	37
III.2.2. Influence de l'éclairement et la température sur les caractéristiques électriques de GPV	38
III.3. Simulation de la commande MPPT (P&O)	41
III.3.1. Résultats de simulation	41
III.4. Défaut d'ombrage	43
III.4.1. L'ombrage partiel	43
III.4.2. Etude de l'effet de l'ombrage sur un système photovoltaïque	44

III.4.3.	Détection d'ombrage partiel sur les panneaux photovoltaïques	46
III.4.4.	Développement des réseaux de neurones	47
III.4.5.	Simulation	47
III.4.6.	Evaluation	50
III.4.7.	Localisation d'ombrage partiel sur les panneaux photovoltaïques	50
III.5.	Conclusion.....	54
CONCLUSION GENERALE		55
REFERENCES BIBLIOGRAPHIES		57

Liste des abréviations

PV: Panneau Photovoltaïque.

GPV: Générateur Photovoltaïque.

CC : Courant Continu.

DC: Courant Continu (Direct Current).

AC: Courant Alternatif (Alternative Current).

OLED : Diode électroluminescente organique (Organic Light- Emitting Diode).

PPM : Le point de puissance Maximale.

MPPT: Maximum Power Point Tracking.

P&O : la perturbation et l'observation.

INNS : Société internationale des réseaux de neurones (International Neural Network Society).

RNA: Réseau de Neurone Artificiel.

RNN : Réseaux de neurones récurrents (Recurrent neural networks).

MLP : Multi layer perceptron.

PMC : Perceptron multi couche.

RBF : Les réseaux de fonction à base radial (Radial basis Function).

PMC : Perceptron multi couche.

NNCC : Nombres de neurones dans la couche cachée.

Liste des symboles

E: Eclairement (W/m^2).

K : le coefficient de Boltzmann ($1,38 \cdot 10^{-23} \text{ J/K}$) .

U : la tension imposée à la diode.

q : la charge de l'électron = $1.602 \cdot 10^{-19}$.

T : la température absolue en K.

Is : courant de saturation de la diode.

I_{ph} : Courant photonique(A).

Is : Courant de saturation de la diode 1.A : Le facteur de qualité de la diode 1.

Rs : La résistance série.

Rsh : La résistance shunt.

Ns : Nombre de modules dans le panneau en série.

Np : Nombre de modules dans le panneau en parallèle.

P_{max} : La puissance maximale produite PV (W).

V_{max} : Tension qui correspond a la puissance maximale (V).

I_{max} : Courant qui correspond a la puissance maximale (A).

V_{co} : Tension de circuit ouvert.

I_{co} : Courant de court-circuit.

V_{mpp}, I_{mpp} : Tension et courant au point de puissance maximale.

G : Eclairement global incident sur la cellule photovoltaïque (W/m^2).

P_{pv} : puissance de sortie du générateur photovoltaïque.

V_{pv}: tension de sortie du générateur photovoltaïque.

Liste des figures

Chapitre I Généralité sur les générateurs photovoltaïques

Figure I. 1	Le spectre du rayonnement solaire sur Terre.....	4
Figure I. 2	Effet photovoltaïque dans une cellule solaire.....	7
Figure I. 3	Structure (image gauche) et diagramme de bande (image droite) d'une cellule photovoltaïque. Les dimensions respectives des différentes zones ne sont pas respectées.....	8
Figure I. 4	Caractéristiques $I=f(V)$ sous obscurité et sous éclairement d'une cellule photovoltaïque.....	9
Figure I. 5	photos de cellules mono-cristalline (a) et poly cristalline (b)	10
Figure I. 6	Modèle simplifié d'une cellule PV	12
Figure I. 7	Modèle de la cellule PV avec prise en compte de perte en tension et courant de fuite	13
Figure I. 8	Étage d'adaptation entre un GPV et une charge	14
Figure I. 9	Le convertisseur BOOST	14
Figure I. 10	Diagramme BOOST en position 1et (b) diagramme BOOST en position 2	15
Figure I. 11	Signaux typiques de convertisseur BOOST	15
Figure I. 12	La caractéristique I-V, P-V et la trajectoire de PPM	17
Figure I. 13	Chaîne élémentaire de conversion photovoltaïque	18
Figure I. 14	Recherche et recouvrement du Point de Puissance Maximale a) suite à une variation d'éclairement, b) suite à une variation de charge, c) suite à une variation de température	19
Figure I. 15	Principe de la première commande MPPT numérique	20
Figure I. 16	Caractéristique PPV (VPV) d'un panneau solaire.	21
Figure I. 17	Algorithme type de la méthode P&O	22

Chapitre II Les Réseaux des Neurones Artificiels

Figure II. 1	Neurone Biologique.....	27
Figure II. 2	Neurone Formel.....	28
Figure II. 3	Réseau de Neurones.....	30

Figure II. 4 Architecture reseau neuronal.....	31
Figure II. 5 Exemple de réseau MLP à une couche cachée avec 5 entrées, 3 neurones dans la couche cachée, et quatre 4 sorties.....	35

Chapitre III Simulation et Résultats

Figure III. 1 Schéma bloc d'un photovoltaïque	37
Figure III. 2 Allure de la puissance en fonction de la tension à ($T=25^{\circ}\text{C}$ $G=1000\text{W/m}^2$)	38
Figure III. 3 Allure du courant en fonction de la tension à ($T=25^{\circ}\text{C}$ $G=1000\text{W/m}^2$)....	38
Figure III. 4 Le courbe P-V pour différentes valeurs d'irradiation à $T=25^{\circ}\text{C}$	39
Figure III. 5 Le courbe I-V pour différentes valeurs d'irradiation à $T=25^{\circ}\text{C}$	39
Figure III. 6 Les courbes P-V pour différentes valeurs de température à $G=1000\text{W/m}^2$	40
Figure III. 7 Les courbes I-V pour différentes valeurs de température $G=1000\text{W/m}^2$..	40
Figure III. 8 schéma block de l'algorithme (P&O).....	41
Figure III. 9 Schéma du convertisseur Boost contrôlé par MPPT	41
Figure III. 10 Allure de la puissance en fonction de temps pour ($T=25^{\circ}\text{C}$, $G=1000\text{W/m}^2$)	42
Figure III. 11 Allure de la tension en fonction de temps pour ($T=25^{\circ}\text{C}$, $G=1000\text{W/m}^2$)	42
Figure III. 12 Allure du courant en fonction de temps pour ($T=25^{\circ}\text{C}$, $G=1000\text{W/m}^2$).	43
Figure III. 13 Défaut d'ombrage partiel	44
Figure III. 14 Schéma bloc de trois modules en série.....	45
Figure III. 15 Caractéristiques (I-V) d'un générateur photovoltaïque sous l'effet d'ombrage.	45
Figure III. 16 Caractéristiques (P-V) d'un générateur photovoltaïque sous l'effet d'ombrage.	45
Figure III. 17 Simulation d'ombrage partiel sur panneaux photovoltaïques	47
Figure III. 18 Simulation dans un environnement Matlab/Simulink d'un système de positionnement d'ombrage partiel pour panneaux photovoltaïques.	51
Figure III. 19 Organigramme de localisation de défaut d'ombrage partiel.	53

Liste de tableaux

Tableau 1	Avantage et inconvénient des cellules photovoltaïques	11
Tableau 2	Analogie entre le neurone Biologie et le neurone Formel.....	28
Tableau 3	Les modèles de fonctions d'activation	29
Tableau 4	La possibilité de changer d'ombrage partiel sur les panneaux photovoltaïques à température constante.	46
Tableau 5	Résultats d'apprentissage de RNA et neuronal-RBF.....	49
Tableau 6	Résultats du test de RNA et neuronal-RBF.....	49
Tableau 7	Signatures de défaut pour un module pv	52

Introduction Générale

La production d'énergie présente un défi de grande importance pour les années à venir. En effet, les besoins énergétiques des secteurs industriels ne cessent d'augmenter. Par ailleurs, les pays en voie de développement auront besoin de plus en plus d'énergie pour mener à bien leur développement. Actuellement, la production mondiale d'énergie dans une grande partie est assurée à partir de sources fossiles. La consommation de ces sources donne lieu à des émissions de gaz à effet de serre et donc une augmentation de la pollution. Un autre danger est qu'une consommation excessive du stock de ressources naturelles réduit le stock de ce type d'énergie d'une façon dangereuse, c'est le cas de notre pays [1].

En revanche, une énergie renouvelable doit se régénérer naturellement et indéfiniment à l'échelle temporelle. Parmi ces énergies, l'énergie issue par le soleil répond actuellement à ces critères. Elle peut ainsi être utilisée directement sous forme thermique et depuis la découverte de l'effet photovoltaïque, convertie en énergie électrique. Ce qui a conduit à la recherche et au développement de la conversion et de stockage des énergies renouvelables [2].

L'énergie solaire photovoltaïque est récemment répandue à travers le monde, elle est en forte croissance depuis quelques années (sa production a été multipliée par neuf depuis l'an 2000) et est reconnue comme étant une technologie moins chère, elle est à la fois saine, partagée par tous les habitants du globe terrestre, inépuisable, pure, gratuite et ne demande pas la création de nouvelles lignes électriques qui demande généralement un lourd investissement. Grâce à ses avantages, de nombreuses études sont menées pour son développement [2].

L'Algérie est un pays riche en énergie solaire par rapport à son taux d'ensoleillement. La superficie immense du Sahara permet une grande exploitation de l'énergie solaire. L'Algérie est supposée avoir une place parmi les pays leaders au parrainage de cette technologie dans les années à venir. Il reste alors à établir une politique sérieuse dans le cadre de l'exploitation de ces immenses potentiels énergétiques. Un pas est lancé dans ce sens après la signature du chef de l'état en 2009 d'un décret qui retranche 0.5% de la fiscalité pétrolière pour le développement des énergies renouvelables [3].

Plusieurs études dans le domaine solaire photovoltaïque ont été faites, qui ont pour objectif d'exploiter le maximum de puissance que peut générer le générateur photovoltaïque et surtout lorsqu'il est soumis à l'ombrage, ce phénomène qui représente l'un des plus grands défis pour la photovoltaïque.

Dans cette mémoire, nous nous intéressons plus particulièrement à la détection et à l'identification des défauts du côté ombrage partiel du système photovoltaïque, c'est-à-dire du côté générateur photovoltaïque. L'objectif de la thèse est de proposer un algorithme en prenant le moins de mesures possible pour respecter les contraintes économiques, un algorithme pour détection et localisation les erreurs qui conduisent à une baisse de production.

Les algorithmes utilisés sont des types de réseaux de neurones artificiels appelés MLP (Multi layer perceptron) et RBF (Radial basis Function), ils sont utilisés pour détecter les ombrages partiels sur les panneaux photovoltaïques, nous avons utilisé de nombreux algorithmes ou techniques pour obtenir les meilleurs résultats et dans les plus brefs délais.

Dans le premier chapitre, une introduction aux systèmes photovoltaïques et une explication du MPPT (Maximum Power Point Tracking) sont données afin d'avoir une idée générale de l'étude menée. Le rôle du deuxième chapitre est de donner une idée des réseaux de neurones artificiels et des types de réseaux de neurones utilisés. Le troisième et dernier chapitre présente la simulation et la modélisation du système photovoltaïque et du contrôle classique (P&O), ainsi que la détection d'ombrage partiel à l'aide des techniques MLP RBF, et la comparaison des résultats, et enfin nous créons un algorithme pour localiser l'ombrage partiel.

Chapitre I

Généralité sur les générateurs photovoltaïques

I.1. Introduction

Le soleil est une source énergétique quasiment illimitée, elle pourrait couvrir plusieurs milliers de fois notre consommation globale d'énergie. L'homme cherche Depuis longtemps à mettre à profit cette énergie importante et diffusée sur l'ensemble de la planète. Pour faire face répondre à la croissance constante des besoins mondiaux en énergie, nourrie par la hausse des revenus et la croissance démographique des économies émergentes, offrir aux populations les plus pauvres l'accès à l'énergie, et permettre d'atteindre les objectifs de la communauté internationale en matière de changement climatique. , il est arrivé à réaliser ce but par le moyen dit cellule photovoltaïque.

Dans ce chapitre, nous allons parler sur les systèmes photovoltaïques en général[2].

I.2. L'énergie solaire

Les combustibles renouvelables et fossiles proviennent de la source d'énergie abondante du soleil. Le soleil, en tant que corps noir avec une température de surface de 5777 K, englobe plusieurs réactions de fusion qui déclenchent son abondante énergie contenue. Ce réacteur à fusion continue est basé sur ses gaz constitutifs, appelés «cuve contenant» retenus par les forces gravitationnelles. L'énergie libérée est vaste en quantité et peut satisfaire les besoins humains de plusieurs milliards de fois où la production d'énergie solaire est estimée à $3,86.10^{12}$ MW. Se déplaçant à près de $1,495.10^{11}$ m, cette énergie potentielle élevée atteint la Terre à un taux constant de $1,37 \text{ kW perm}^2$. Une fois que la lumière directe du soleil a baigné l'atmosphère terrestre, une fraction de celle-ci est bloquée contre la pénétration dans les couches atmosphériques. L'énergie solaire peut être exploitée en utilisant diverses technologies, notamment des capteurs solaires thermiques, des concentrateurs et des cellules solaires pour produire de la chaleur et de l'électricité [4].

I.2.1. Propriétés de la lumière du soleil

Dans l'espace, le spectre solaire ressemble plus au rayonnement d'un corps noir et couvre différentes longueurs d'onde. Cependant, la surface de la Terre absorbe la lumière solaire sélectionnée, régulée par l'atmosphère à une certaine longueur d'onde. La lumière du soleil comprend des photons, de minuscules particules qui transportent les ondes électromagnétiques provenant du soleil et voyageant dans l'espace [4]. Tous les photons atteignant une cellule solaire peuvent être convertis en électricité, à l'exception de ceux avec des niveaux d'énergie inférieurs. Pour une conversion d'énergie

réussie, ceux qui ont des niveaux d'énergie plus élevés doivent réduire leur contenu énergétique à l'énergie d'intervalle en utilisant la thermalisation des porteurs photo générés [4].

Selon la **Figure I.1**, la courbe d'irradiante spectrale solaire couvre une large gamme de longueurs d'onde et forme la distribution du rayonnement extraterrestre. Cependant, l'atmosphère atténue plusieurs parties du spectre et régule le rayonnement solaire délivré à la surface de la Terre par l'élimination des rayons X, par exemple.

La masse d'air (AM) est définie comme le paramètre atmosphérique qui a généralement une forte influence sur le spectre solaire. Cela dépend directement de la distance la plus courte que les rayons du soleil parcourent dans l'atmosphère pour atteindre la surface de la Terre. Par conséquent, à mesure que les angles du soleil se rapprochent de l'horizon, l'intensité solaire atteignant le sol s'affaiblit en raison de la plus grande masse d'air sur le chemin des rayons. Le sommet de l'intensité solaire à la surface de la Terre est généralement supposé être de $1 \text{ kW} / \text{m}^2$, ce qui varie en fonction d'un ensemble de facteurs tels que la nébulosité et les conditions climatiques ainsi que les changements saisonniers [5].

Le rayonnement solaire qui atteint l'espace est très différent de la partie qui atteint la Terre. Dans l'espace, le spectre solaire ressemble plus au rayonnement d'un corps noir et couvre différentes longueurs d'onde; Cependant, la surface terrestre absorbe la lumière solaire sélectionnée, régulée par l'atmosphère à une certaine longueur d'onde [4].

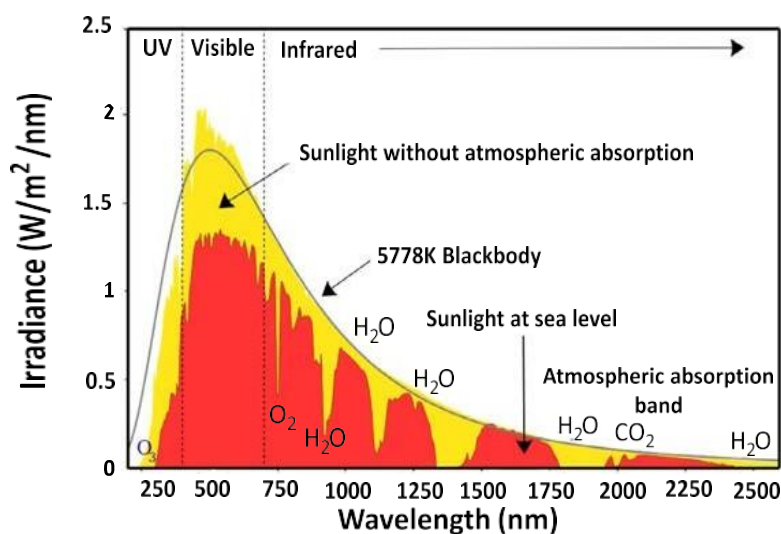


Figure I. 1 Le spectre du rayonnement solaire sur Terre.[4]

I.3. Technologie de conversion d'énergie solaire photovoltaïque

I.3.1. La cellule photovoltaïque

Une cellule photovoltaïque est un composant électronique, qui exposé à la lumière (photons), génère une tension. Le courant obtenu est un courant continu (CC), les semi-conducteurs qui constituent les cellules photovoltaïques sont à base de silicium (Si), de sulfure de cadmium (CdS) ou de tellure de cadmium (CdTe). Elles se présentent sous la forme de deux fines plaques en contact étroit. Ce semi-conducteur est pris en sandwich entre deux électrodes métalliques et le tout est protégé par une vitre [6].

I.3.2. Les Propriétés des Semi-conducteurs

Un Semi-conducteur est un composant dont la conductivité électrique (plus importante que celle des isolants, mais plus faible que celle des métaux) augmente par addition d'impuretés dans sa structure. Le semi-conducteur le plus courant est à base de silicium Si, un élément chimique le plus souvent associé à l'oxygène dans la silice SiO_2 , donc très abondant dans la nature.

Le silicium pur est un semi-conducteur intrinsèque. Les propriétés d'un semi-conducteur peuvent être contrôlées en le dopant par des impuretés. Un semi-conducteur présentant plus d'électrons que de trous est alors dit de type N, tandis qu'un semi-conducteur présentant plus de trous que d'électrons est dit de type P.

Deux types de dopages sont possibles :

- Le dopage de type N (négatif) consiste à introduire dans la structure cristalline semi-conductrice, des atomes étrangers qui ont la propriété de donner chacun électron excédentaire (charge négative), Libre de se mouvoir dans le cristal. C'est le cas du phosphore (P) dans le silicium (Si). Dans un matériau de type N, on augmente fortement la concentration en électrons libres.
- Le dopage de type P (positif) utilise des atomes dont l'insertion dans le réseau cristallin donnera un trou excédentaire. Le bore (B) est le dopant de type P le plus couramment utilisé pour le silicium. Lorsque l'on effectue deux dopages différents (type N et type P) de part et d'autre de la cellule, il en résulte, après recombinaison des charges libres (électrons et trous), un champ électrique constant créé par la présence d'ions fixes positifs et négatifs. Les charges électriques générées par l'absorption du rayonnement pourront contribuer au courant de la cellule PV [7].

1.3.3. Effet photovoltaïque

L'effet photovoltaïque est un processus dans lequel la lumière est convertie en électricité. Elle a été expérimentée pour la première fois en 1839 par Henri Becquerel lorsqu'il a immergé une feuille de platine (Pt) recouverte d'une fine couche de chlorure d'argent dans une solution électrolytique, puis a illuminé la feuille alors qu'elle était connectée à une contre-électrode [8]. Dans la technologie PV, la puissance électrique en courant continu (CC), indiquée en watts (W) ou en kilowatts (kW), est générée à partir de matériaux semi-conducteurs lorsqu'ils reçoivent des photons dans un processus d'éclairage [9]. Fonctionnellement, les éléments PV individuels principalement connus sous le nom de cellules solaires comprennent une jonction p-n dans un matériau semi-conducteur où une absorption de lumière s'est produite. Les cellules solaires n'ont jamais besoin d'être rechargées pour produire à nouveau de l'électricité, comme ce qui se passe dans une batterie. Par conséquent, la production d'énergie électrique se poursuit tant que la lumière est projetée sur une cellule solaire. Une fois l'éclairage interrompu, la production d'électricité est également arrêtée [8,9].

Une cellule solaire est aussi simple qu'une diode semi-conductrice dans laquelle une conception et une fabrication minutieuses ont permis d'obtenir et d'utiliser l'énergie photonique véhiculée par la lumière rayonnante du soleil pour générer de l'énergie électrique de manière efficace. La physique clé d'une simple cellule solaire conventionnelle est illustrée à la Fig. 1.9. Premièrement, l'incident solaire est livré sur la surface supérieure d'une cellule solaire. L'un des contacts électriques de la diode qui est formé par une grille métallique permet à la lumière d'atteindre le semi-conducteur et se trouve entre les lignes de la grille pour être absorbée et par conséquent produire un courant électrique. Afin d'améliorer la quantité de lumière transmise dans le processus, une couche antireflet peut être utilisée entre les lignes de la grille. Lorsqu'un semi-conducteur de type **n** devient un complément à un semi-conducteur de type **p**, formant la jonction métallurgique, la diode semi-conductrice est formée [4].

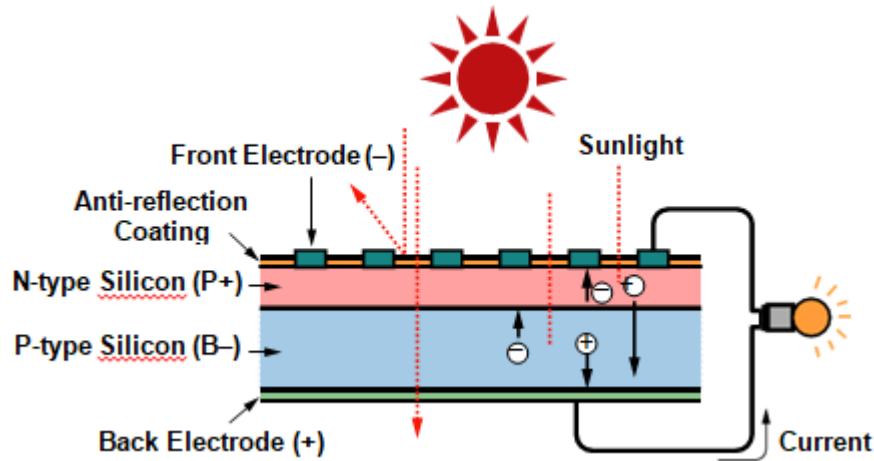


Figure I. 2 Effet photovoltaïque dans une cellule solaire.[10]

Une autre couche métallique fixée à la surface arrière des cellules solaires forme l'autre contact électrique de la diode [10].

I.3.4. Fonctionnement d'une cellule photovoltaïque

Une cellule photovoltaïque est un dispositif qui permet de transformer l'énergie solaire en énergie électrique. Cette transformation est basée sur les trois mécanismes suivants :

- absorption des photons (dont l'énergie est supérieure au gap) par le matériau constituant le dispositif ;
- conversion de l'énergie du photon en énergie électrique, ce qui correspond à la création de paires électron/trou dans le matériau semi-conducteur ;
- collecte des particules générées dans le dispositif.

Le matériau constituant la cellule photovoltaïque doit donc posséder deux niveaux d'énergie et être assez conducteur pour permettre l'écoulement du courant : d'où l'intérêt des semi-conducteurs pour l'industrie photovoltaïque.

Afin de collecter les particules générées, un champ électrique permettant de dissocier les paires électrons / trou créées est nécessaire. Pour cela on utilise le plus souvent une jonction p-n. D'autres structures, comme les hétérojonctions et les Schottky peuvent également être utilisées [7].

Le fonctionnement des cellules photovoltaïques est illustré sur la figure I.3 :

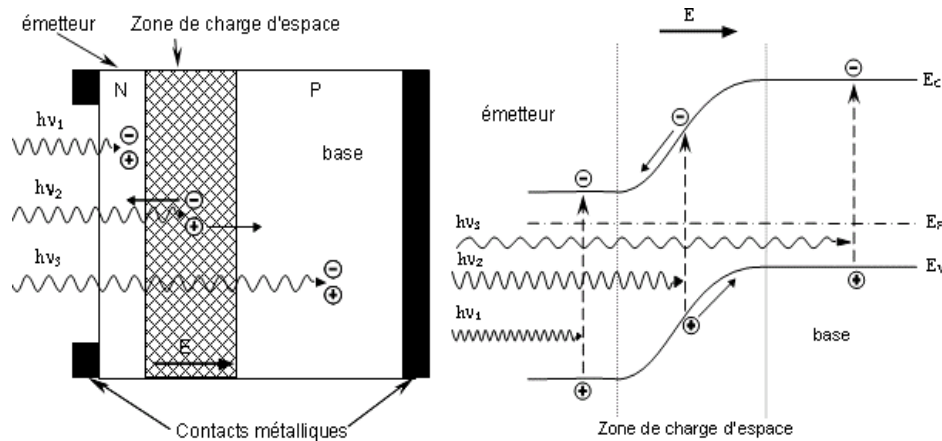


Figure I. 3 Structure (image gauche) et diagramme de bande (image droite) d'une cellule photovoltaïque. Les dimensions respectives des différentes zones ne sont pas respectées [7].

Les photons incidents créent des porteurs dans les zones n et p et dans la zone de charge d'espace. Les photos porteuses auront un comportement différent suivant la région :

- dans la zone n ou p, les porteurs minoritaires qui atteignent la zone de charge d'espace sont "envoyés" par le champ électrique dans la zone p (pour les trous) ou dans la zone n (pour les électrons) où ils seront majoritaires. On aura un photo courant de diffusion ;
- dans la zone de charge d'espace, les paires électrons / trou créées par les photons incidents sont dissociées par le champ électrique : les électrons vont aller vers la région n, les trous vers la région p. On aura un photo courant de génération.

Ces deux contributions s'ajoutent pour donner une photo courant résultant I_{ph} . C'est un courant de porteurs minoritaires. Il est proportionnel à l'intensité lumineuse [11].

Le courant délivré sur une charge par une cellule photovoltaïque éclairée s'écrit :

$$I(V) = I_{ph} - I_{obs}(V) \quad (I-1)$$

Avec : I_{ph} : densité de courant photo généré et I_{obs} : densité de courant d'obscurité.

Pour une cellule photovoltaïque idéale, l'équation (I-3) peut être écrite sous la forme suivante :

$$I(V) = I_{ph} - I_s \left(\exp\left(\frac{qV}{kT}\right) - 1 \right) \quad (I-2)$$

Avec : I_s : courant de saturation de la diode, q : charge élémentaire,

k : constante de Boltzmann, T : température.

Ainsi, dans une cellule photovoltaïque, deux courants s'opposent : le courant d'éclairement et un courant de diode appelé courant d'obscurité qui résulte de la polarisation du composant. La caractéristique d'une cellule sous obscurité est identique à celle d'une diode. Sous éclairage, la caractéristique a l'allure présentée sur la figure **I-V** [11].

A partir de la caractéristique **I(V)** de la cellule photovoltaïque, on déduit les paramètres électriques propres à la cellule et notamment :

I_{cc} : courant de court-circuit (obtenu pour $V=0$) ;

V_{co} : tension en circuit ouvert (obtenu pour $I=0$) ;

I_m : courant à la puissance maximale de fonctionnement de la cellule photovoltaïque ;

V_m : tension à la puissance maximale de fonctionnement de la cellule photovoltaïque ;

η : rendement de conversion;

FF : facteur de forme.

$\eta = (\text{Puissance électrique maximale fournie}) / (\text{Puissance solaire incidente})$

$$\eta = \frac{V_m I_m}{P_i S} = \frac{FF V_{co} I_{co}}{P_i S} \quad (I-3)$$

Avec P_i : puissance d'éclairement reçue par unité de surface ;

S : surface de la cellule photovoltaïque.

FF = (Puissance maximale délivrée sur la charge) / ($V_{co} * I_{cc}$)

$$FF = \frac{V_m I_m}{V_{co} I_{cc}} \quad (I-4)$$

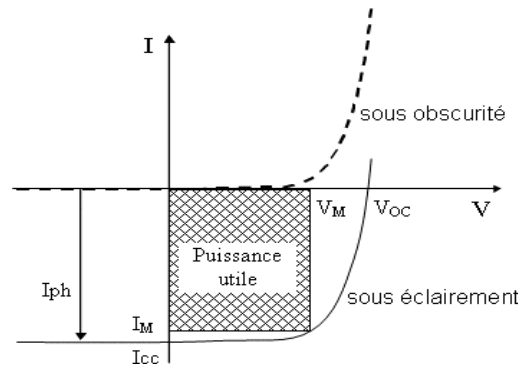


Figure I. 4 Caractéristiques $I=f(V)$ sous obscurité et sous éclairage d'une cellule photovoltaïque.[12]

I.3.5. Matériaux utilisés dans les cellules PV

➤ *Silicium mono-cristallin*

Le silicium cristallin est actuellement l'option la plus populaire pour les cellules commerciales, bien que beaucoup d'autres matériaux soient disponibles. Le terme « cristallin » implique que tous les atomes dans le matériau PV actif font partie d'une structure cristalline simple où il n'y a aucune perturbation dans les arrangements ordonnés des atomes [7].

➤ *Silicium poly-cristallin*

Il est composé de petits grains de silicium cristallin. Les cellules à base de silicium poly cristallin sont moins efficaces que les cellules à base de silicium monocristallin.

Les joints de grains dans le silicium poly-cristallin gênent l'écoulement des électrons et réduisent le rendement de puissance de la cellule. L'efficacité de conversion PV pour une cellule à base de silicium poly cristallin modèle commercial s'étend entre 10 et 14% [7].



(a)



(b)

Figure I. 5 photos de cellules mono-cristalline (a) et poly cristalline (b)

➤ *Silicium amorphe (a-si)*

Le silicium est déposé en couche mince sur une plaque de verre ou un autre support souple. L'organisation irrégulière de ses atomes lui confère en partie une mauvaise semi-conduction. Les cellules amorphes sont utilisées partout où une solution économique est recherchée ou lorsque très peu d'électricité est nécessaire, par exemple pour l'alimentation des montres, des calculatrices, ou des luminaires de secours. Elles se caractérisent par un fort coefficient d'absorption, ce qui autorise de très faibles épaisseurs, de l'ordre du micron. Par contre son rendement de conversion est faible (de 7 à 10 %) et les cellules ont tendance à se dégrader plus rapidement sous la lumière [7].

➤ *Nouvelle technologie*

On utilise de plus en plus de matériaux organiques dans le domaine de

l'optoélectronique, avec des perspectives d'électronique organique voire moléculaire, pour l'éclairage à l'aide de diodes électroluminescentes organiques (OLED : Organic Light- Emitting Diode). Bien que les optimisations des matériaux à mettre en œuvre ne soient pas les mêmes, le domaine du photovoltaïque bénéficie depuis quelques années des avancées technologiques de l'optoélectronique. Ainsi, bien que cette filière soit vraiment récente, les progrès annuels sont spectaculaires. Les matériaux organiques, moléculaires ou polymériques, à base de carbone, d'hydrogène et d'azote, sont particulièrement intéressants en termes d'abondance, de coût, de poids et de mise en œuvre [7].

Le **Tableau 1** présente les avantages et les inconvénients pour les technologies les plus utiliser d'une cellule photovoltaïque.

Type	Silicium mono cristallin	Silicium poly cristallin	Amorphe
Durée de vie	35 ans	35 ans	35 ans
Avantages	Bon rendement en soleil direct	Bon rendement en soleil direct (moins que le mono-cristallin mais plus que l'amorphe)	Souplesse, prix moins élevé que les cristallins, Bon rendement en diffus
Inconvénient	Mauvais rendement en soleil diffus (temps nuageux..) Prix élevé.	Mauvais rendement en soleil diffus (temps nuageux...), prix élevé	Mauvais rendement en plein soleil.

Tableau 1 Avantage et inconvénient des cellules photovoltaïques[7]

I.4. Modélisation d'une cellule photovoltaïque

I.4.1. Générateur photovoltaïque idéal

Une cellule photovoltaïque peut être décrite de manière simple comme une source idéale de courant qui produit un courant I_{ph} proportionnel à la puissance lumineuse incidente, en parallèle avec une diode qui correspond à l'aire de transition **p-n** de la cellule **PV**. Si l'on connecte une charge résistive aux bornes du générateur photovoltaïque, ce dernier y débite une part de courant **I** et le reste, le courant **I_D**, dans la diode. On a alors la relation [12]:

Pour un générateur PV idéal, la tension aux bornes de la résistance est égale à celle aux bornes de la diode

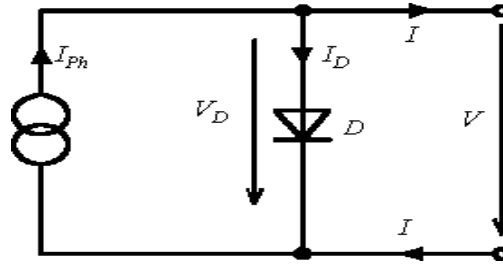


Figure I. 6 Modèle simplifié d'une cellule PV

La diode étant un élément non linéaire, sa caractéristique I-V est donnée par la relation

$$I_D = I_s \left(\exp \left(\frac{V_D}{V_T} \right) - 1 \right) \quad (\text{I-5})$$

Avec

I_s courant de saturation inverse de la diode

$V_T = kT/q$, potentiel thermique

Le courant débité équivaut à :

$$I = I_{ph} - I_D = I_{ph} - I_s \left(\exp \left(\frac{V_D}{V_T} \right) - 1 \right) \quad (\text{I-6})$$

Ce modèle reste théorique et ne rend pas compte du comportement d'une cellule photovoltaïque dans des conditions réelles. Toutefois, il reste valable sous certaines hypothèses (non prise en compte de perte de tension, courant de fuite...). Il existe d'autres modèles, certes théoriques, mais qui rendent plus fidèlement compte du comportement de la cellule photovoltaïque[12].

I.4.2. Générateur photovoltaïque "réel"

Le modèle photovoltaïque précédent ne rendait pas compte de tous les phénomènes présents lors de la conversion d'énergie lumineuse. En effet, dans le cas réel, on observe une perte de tension en sortie ainsi que des courants de fuite. On modélise donc cette perte de tension par une résistance en série R_s et les courants de fuite par une résistance en parallèle R_p [12,13].

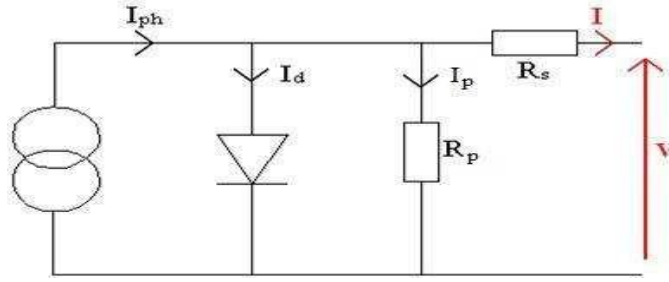


Figure I. 7 Modèle de la cellule PV avec prise en compte de perte en tension et courant de fuite

On a :

$$I = I_{ph} - I_D - I_p \quad (I-7)$$

$$I_p = \frac{V_D}{R_P} = \frac{V + I.R_S}{R_P} \quad (I-8)$$

$$I = I_{ph} - I_D - I_p = I_{ph} - I_s \left(\exp\left(\frac{V_D}{V_T}\right) - 1 \right) - \frac{V + I.R_S}{R_P} \quad (I-9)$$

Nous obtenons une équation implicite en I et U qui peut être résolue grâce à une méthode numérique (la méthode de Newton-Raphson par exemple) [13].

I.5. Description générale d'un système de conversion photovoltaïque

La conception d'un étage d'adaptation permet aujourd'hui de relier aisément un générateur photovoltaïque (GPV) à une charge de type continue (DC), avec un rendement de conversion très élevé. En fait, le concept de cet étage correspond à la modélisation des fonctions basiques idéalisées d'un convertisseur à découpage continu-continu (DC/DC). Ce concept est nommé ainsi à cause des liens que le convertisseur crée entre ses quatre grandeurs électriques sur les ports d'entrée et de sortie qui sont ses courants et ses tensions d'entrée et de sortie.

Un générateur photovoltaïque présente des caractéristiques I-V non linéaires avec de point de puissance maximum 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 générateur photovoltaïque et de la transférer à la charge, la technique utilisée classiquement est d'utiliser un étage d'adaptation entre le générateur photovoltaïque et la charge comme décrit dans la **Figure I.8**.

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 puissance maximale disponible [7].

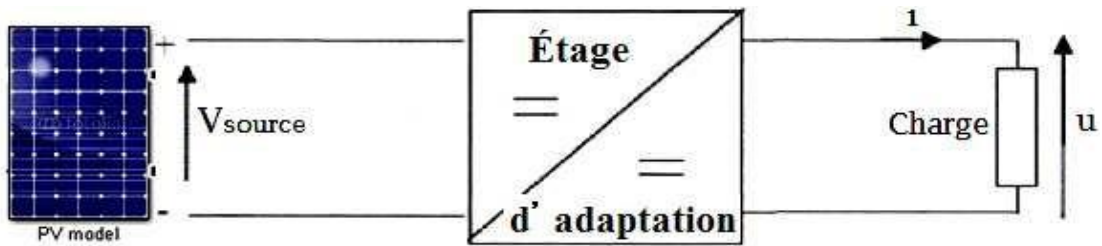


Figure I. 8 Étage d'adaptation entre un GPV et une charge

I.5.1. Le Convertisseurs DC-DC

Le convertisseur BOOST est connu par le nom d'élévateur de tension peut être représenté par le circuit donne par la **Figure I.9**.

C'est un convertisseur direct DC-DC. La source d'entrée est de type courant continu (inductance en série avec une source de tension) et la charge de sortie est de type tension continue (condensateur en parallèle avec la charge résistive). L'interrupteur K1 peut être remplacé par un transistor puisque le courant est toujours positif et que les commutations doivent être commandées (au blocage et à l'amorçage)[7].

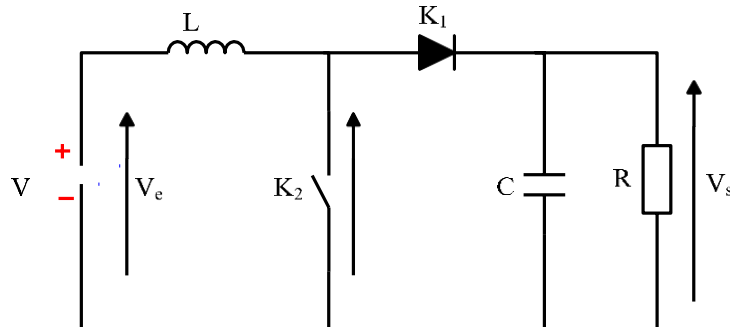


Figure I. 9 Le convertisseur BOOST

I.5.2. Le Principe de fonctionnement du hacheur BOOST

Déterminer le comportement réel de ce convertisseur, nécessite de connaître en détail son modèle mathématique.

Pour cela nous devons faire la représentation du circuit équivalent par les deux états du commutateur et de tirer par la suite le modèle mathématique reliant les variables d'entrée/ sortie. La figure III.3 montre les schémas des circuits équivalents d'un convertisseur survolteur dans les deux cas : l'interrupteur fermé pendant αT et l'interrupteur ouvert pendant $(1 - \alpha) T$ [7].

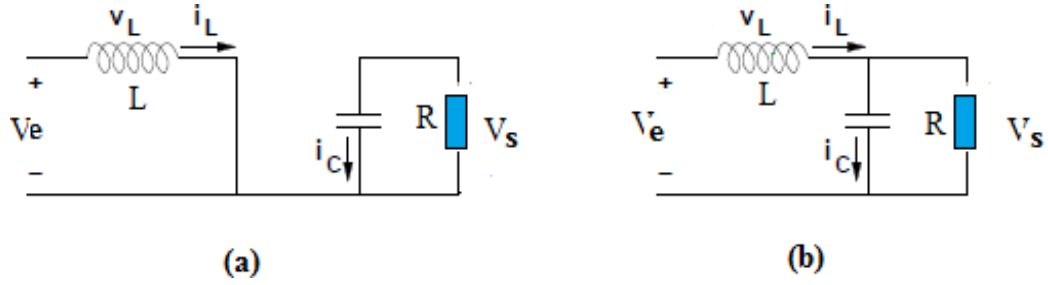


Figure I. 10 Diagramme BOOST en position 1 et (b) diagramme BOOST en position 2

En appliquant les lois de Kirchhoff sur les deux circuits de la figure I.10, on obtient les systèmes d'équations suivants :

- De $[0 \text{ à } \alpha T]$ (état passant) : le MOSFET est en position 1, l'inductance stocke le courant provenant de la source et la capacité maintient la tension de sortie utilisant l'énergie précédemment stockée. Pendant ce temps le courant I_L augmente suivant l'équation suivante : Pour la première période αT :

$$V_e = V_L \quad (\text{I-10})$$

$$I_C = I_L = \frac{V_C}{R} \quad (\text{I-11})$$

- De $[DT \text{ à } T]$ (état bloqué) : le MOSFET est en position 2, Lorsque l'interrupteur s'ouvre, l'interruption de courant dans l'inductance provoque une surtension qui s'ajoute à celle du condensateur.[7]

$$V_L = V_e - V_C \quad (\text{I-12})$$

$$I_C = I_L - I_S = I_L - \frac{V_C}{R} \quad (\text{I-13})$$

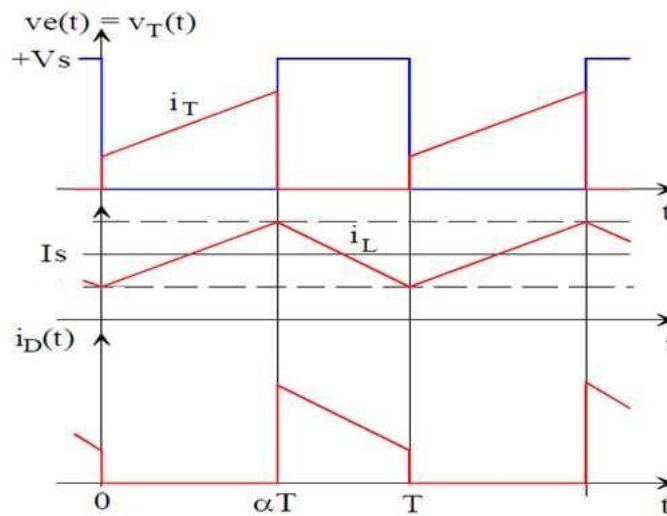


Figure I. 11 Signaux typiques de convertisseur BOOST

Dans un convertisseur bien conçu dans l'état d'équilibre il devrait n'y avoir aucun entraînement significatif sur l'intensité et la tension pendant une période de

commutation. Par conséquent, il est supposé que l'ondulation de commutation est beaucoup plus petite que le DC composantes du courant et de la tension. Cela signifie que le courant et la tension sont les mêmes au début et à la fin d'une période de commutation. C'est la petite approximation d'entraînement et il mène aux suivantes expressions de la tension de l'inducteur et le courant condensateur pendant une période de commutation T [7].

$$\int_0^T V_L dt = 0$$

$$\int_0^T I_C dt = 0 \quad (\text{I-14})$$

Par conséquent, les expressions de la tension d'inductance et le courant du condensateur dans les deux cas de commutation sont évaluées et considéré sur une période de commutation.

$$I_L = \frac{V_S}{R} \frac{1}{1-\alpha} \quad (\text{I-15})$$

$$V_C = V_e \frac{1}{1-\alpha} \quad (\text{I-16})$$

Cependant il est important de dimensionner l'inductance et la capacité pour obtenir les performances données par la figure suivante afin de calculer la valeur de l'inductance.

1.5.3. Le fonctionnement optimal du générateur photovoltaïque

Dans un système électrique comprenant une source et une charge, la recherche du point de fonctionnement optimal par des techniques d'optimisation représente ce qui est le plus important. Dans le cas du photovoltaïque, cette démarche est plus complexe du fait que la caractéristique des cellules dépend fortement de l'ensoleillement et de la température ambiante, entre autres. Il faut trouver un dispositif permettant de fonctionner à tout moment suivant le point de fonctionnement optimal. Ces dernières années plusieurs dispositifs ont été développés, aussi élaborés les uns que les autres. Dans la référence, les auteurs passent en revue les différentes méthodes de maximisation de puissance classées en deux catégories : les méthodes indirectes et les méthodes directes.

Pour le cas de sources énergétiques, cela se traduit par des points de puissance maximum.

Ce type de commande est souvent nommé dans la littérature (Recherche du Point de Puissance Maximum) ou bien (Maximum Power Point Tracking) en anglo-saxon (MPPT).

Le principe de ces commandes est d'effectuer une recherche du point de puissance maximal (PPM) tout en assurant une parfaite adaptation entre le générateur et sa charge de façon à transférer le maximum de puissance [7,14].

I.5.4. Principe de la recherche du point de puissance maximal

✓ Généralités

Un MPPT, de l'anglais (Maximum Power Point Tracking) est un principe permettant de suivre, comme son nom l'indique, le point de puissance maximale d'un générateur électrique non linéaire. En conséquence, pour un même éclairement, la puissance délivrée sera différente selon la charge. Un contrôleur MPPT permet donc de piloter le convertisseur statique reliant la charge (une batterie par exemple) et le panneau photovoltaïque de manière à fournir en permanence le maximum de puissance à la charge chaque instant. La (figure I.12) représente la trajectoire du point de puissance maximale produite par le générateur[7].

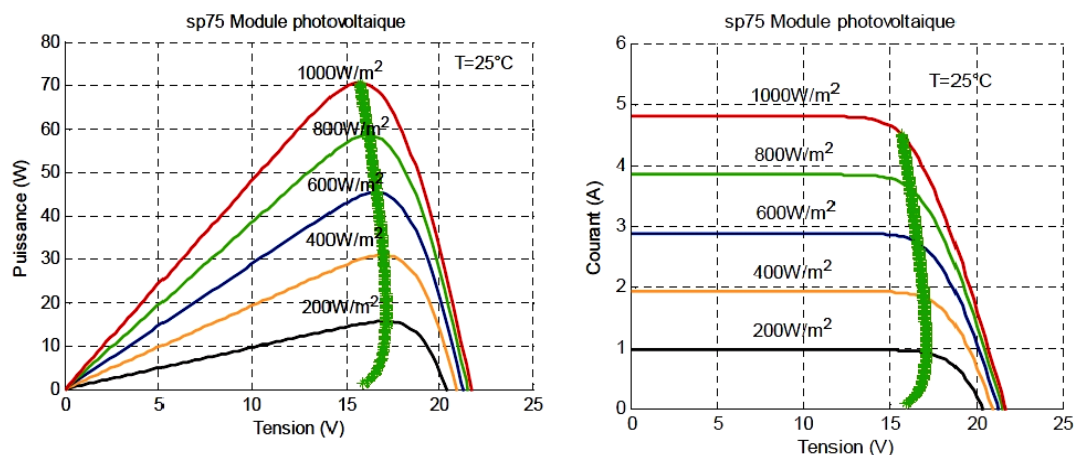


Figure I. 12 La caractéristique I-V, P-V et la trajectoire de PPM.

La figure III.11 présente le schéma de principe d'un module photovoltaïque doté d'un étage d'adaptation DC-DC entre le GPV et la charge de sortie. Cette structure correspond à un système plus communément appelé système autonome. Il permet le plus souvent d'alimenter une batterie servant de stocker l'énergie pour une charge qui ne supporte pas les fluctuations de tension. Cet étage d'adaptation dispose d'une commande MPPT (Maximum Power Point Tracking) qui lui permet de rechercher le PPM que peut fournir un panneau solaire photovoltaïque. L'algorithme de recherche MPPT peut être plus ou moins complexe en fonction du type d'implantation choisi et des performances recherchées. Cependant au final, tous les algorithmes performants doivent jouer sur la variation du rapport cyclique du convertisseur de puissance associé [15].

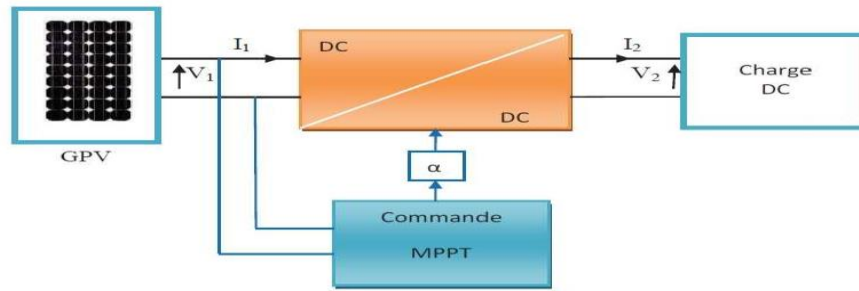


Figure I. 13 Chaîne élémentaire de conversion photovoltaïque.

Pour assurer le fonctionnement d'un GPV à son point de puissance maximale (PPM), des contrôleurs MPPT sont utilisés, ces contrôleurs sont destinés à minimiser l'erreur entre la puissance de fonctionnement et puissance maximale de référence variable en fonction des conditions climatiques basées sur des méthodes optimales [14].

I.5.5. Gestion de la MPPT

La figure III.13 illustre trois cas de perturbations. Suivant le type de perturbation, le point de fonctionnement bascule du point de puissance maximal PPM1 vers un nouveau point P1 de fonctionnement plus ou moins éloigné de l'optimum.

Dans ce cas est pour une variation d'ensoleillement il suffit de réajuster la valeur du rapport cyclique pour converger vers le nouveau point de puissance maximum PPM2. Dans le cas b pour une variation de charge on peut également constater une modification du point de fonctionnement qui peut retrouver une nouvelle position optimale grâce à l'action d'une commande. Enfin dans le dernier cas c de variation de point de fonctionnement peut se produire lié aux variations de température de fonctionnement du GPV. Bien qu'il faut également agir au niveau de la commande [16].

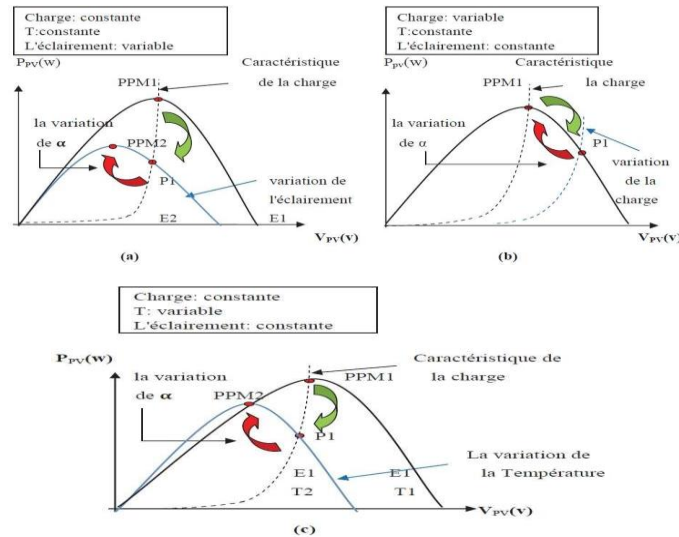


Figure I. 14 Recherche et recouvrement du Point de Puissance Maximale a) suite à une variation d'éclairement, b) suite à une variation de charge, c) suite à une variation de température

I.5.6. Synthèse des différentes MPPT rencontrées dans la littérature

Diverses publications sur les commandes assurant un fonctionnement de type commande MPPT apparaissent régulièrement dans la littérature depuis 1968, date de publication de la première loi de commande de ce genre, adaptée à une source d'énergie renouvelable de type photovoltaïque [16]. Etant donné le grand nombre de publications

dans ce domaine, nous avons fait une classification des différentes MPPT existantes en les regroupant selon leur principe de base. La classification, en plus du principe, s'est effectuée selon des critères comme la précision de la recherche ou sa rapidité pour en faire une évaluation comparative. Seuls les algorithmes qui nous semblent décrire une méthode de recherche spécifique sont reportés dans ce manuscrit et brièvement analysés.

✓ Les premiers types de commande MPPT

L'algorithme mis en œuvre dans les premières commandes MPPT était relativement simple. En effet, les capacités des microcontrôleurs disponibles à l'époque étaient faibles et les applications, surtout destinées au spatial avaient beaucoup moins de contraintes en variation de température et d'éclairement que les applications terrestres. Appliqué initialement au photovoltaïque, son principe a d'abord été décrit par A.F. Boehringer [16]. Cette commande est basée sur un algorithme de contrôle adaptatif, permettant de maintenir le système à son point de puissance maximum (PPM). Ce dernier est décrit en figure I.15 et peut être implanté entièrement en numérique.

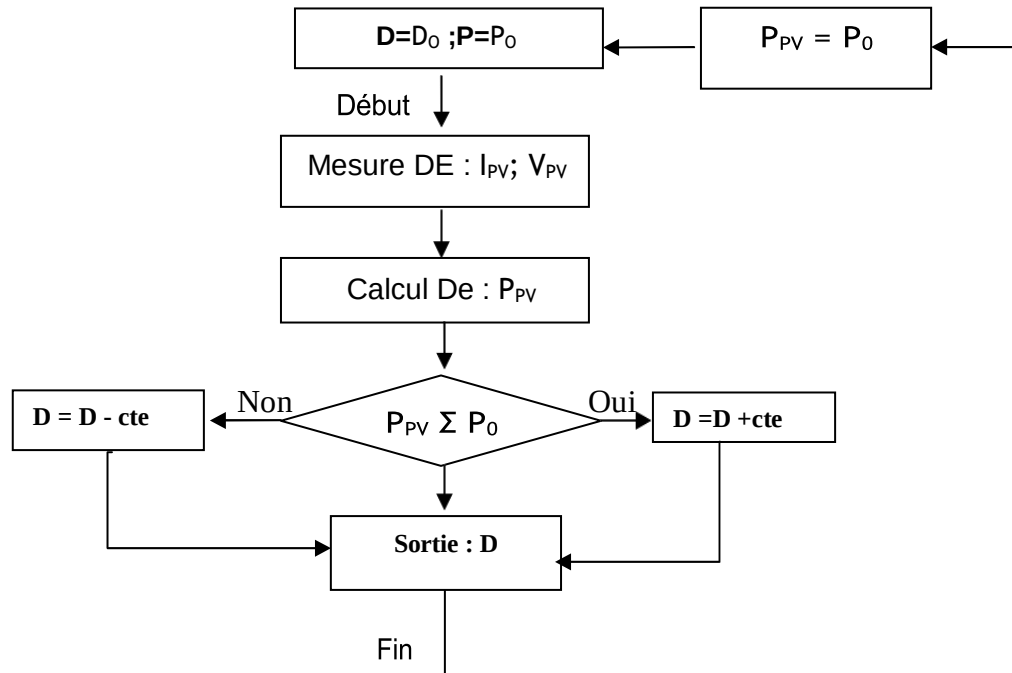


Figure I. 15 Principe de la première commande MPPT numérique [17].

Il consiste à calculer la puissance à l'instant t_i à partir des mesures de I_{PV} et V_{PV} , et de la comparer à celle stockée en mémoire, correspondant à l'instant t_{i-1} . De là, un nouveau rapport cyclique D est calculé et est appliqué au convertisseur statique. Ce principe est toujours valable du point de vue théorique et appliqué de nos jours sur des algorithmes numériques plus performants. Cependant, le temps de réaction a été amélioré ainsi que la précision de la recherche du PPM associée à un certain nombre de précautions pour ne pas perdre le PPM même temporairement[7].

✓ Les commande MPPT à algorithmes performants

Dans la littérature, nous pouvons trouver différents types d'algorithmes effectuant la recherche du PPM. Les trois méthodes les plus couramment rencontrées sont communément appelées respectivement Hill Climbing, Perturb & Observ (P&O) et l'incrément de conductance (IncCond)[7].

I.5.7. Principe des commandes "Perturb and Observe" (P&O)

Le principe des commandes MPPT de type **P&O** consiste à perturber la tension V_{PV} d'une faible amplitude autour de sa valeur initiale et d'analyser le comportement de la variation de puissance P_{PV} qui en résulte [15,17]. Ainsi, comme l'illustre la **Figure I.16**, on peut déduire que si une incrémentation positive de la tension V_{PV} engendre un accroissement de la puissance P_{PV} , cela signifie que le point de fonctionnement se trouve à gauche du PPM. Si au contraire, la puissance décroît, cela implique que le

système a dépassé le PPM. Un raisonnement similaire peut être effectué lorsque la tension décroît. A partir de ces diverses analyses sur les conséquences d'une variation de tension sur la caractéristique $P_{PV}(V_{PV})$, il est alors facile de situer le point de fonctionnement par rapport au PPM, et de faire converger ce dernier vers le maximum de puissance à travers un ordre de commande approprié.

En résumé, 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 PPM[7].

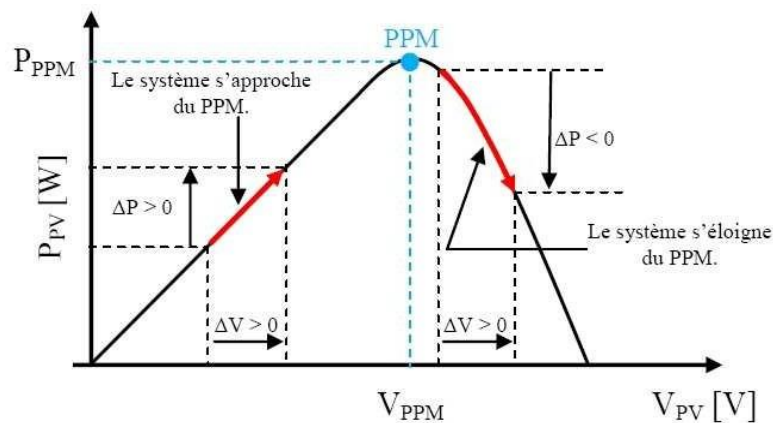


Figure I. 16 Caractéristique PPV (VPV) d'un panneau solaire.

La **Figure I.17** représente l'algorithme classique associé à une commande MPPT de type P&O, où l'évolution de la puissance est analysée après chaque perturbation de tension. Pour ce type de commande, deux capteurs (courant et tension du GPV) sont nécessaires pour déterminer la puissance du PV à chaque instant.

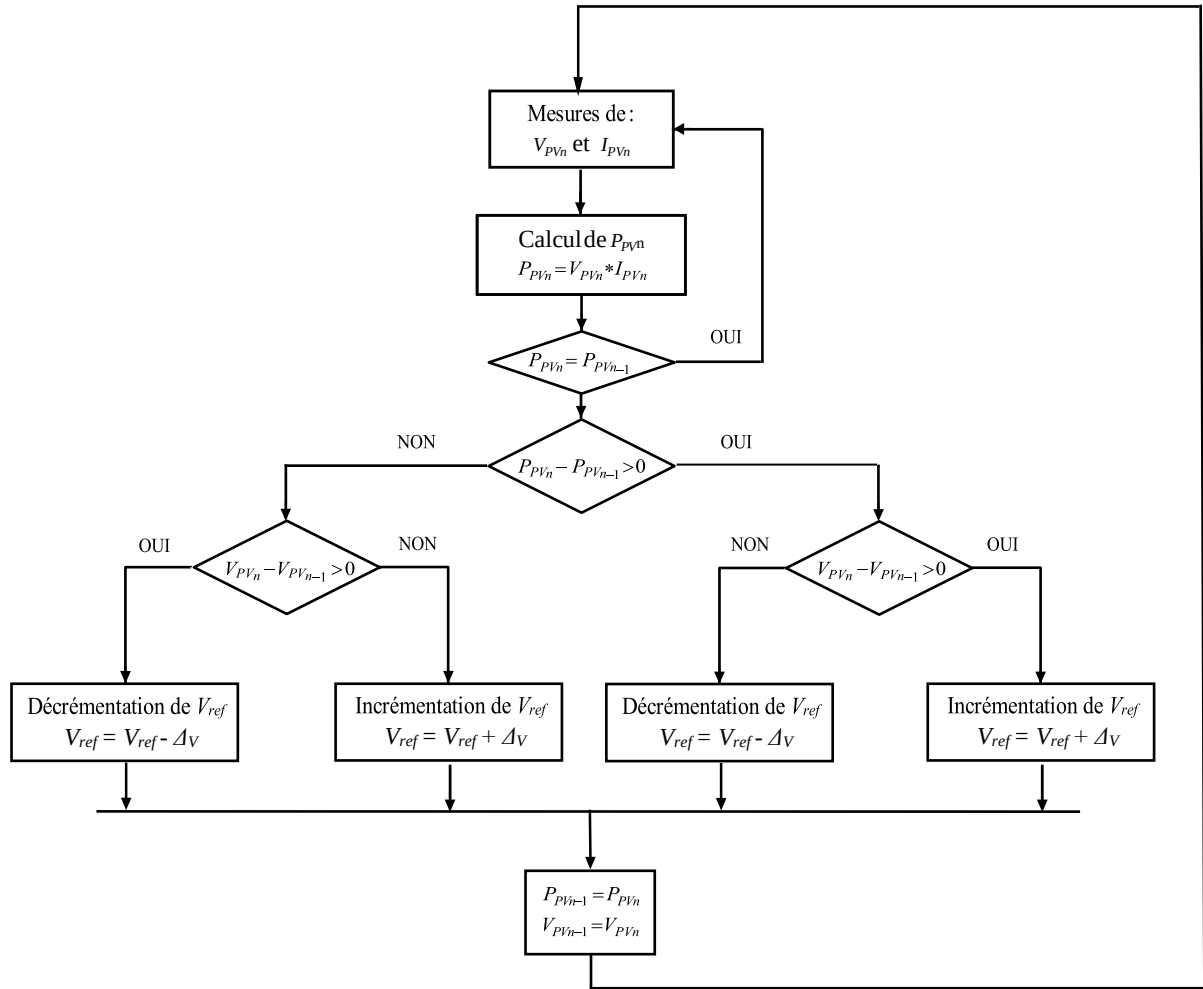


Figure I. 17 Algorithme type de la méthode P&O[19].

Avec :

P_{PVn} : La nouvelle puissance

P_{PVn-1} : L'ancienne puissance dans le temps (t-1)

$$\Delta V = V_{PVn} - V_{PVn-1} \quad (I-17)$$

$$\Delta P = P_{PVn} - P_{PVn-1} \quad (I-18)$$

La méthode P&O est aujourd'hui largement utilisée de par sa facilité d'implémentation, cependant elle présente quelques problèmes liés aux oscillations autour du PPM qu'elle engendre en régime établi car la procédure de recherche du PPM doit être répétée périodiquement, obligeant le système à osciller en permanence autour du PPM, une fois ce dernier atteint. Ces oscillations peuvent être minimisées en réduisant la valeur de la variable de perturbation. Cependant, une faible valeur d'incrément ralentit la recherche du PPM, il faut donc trouver un compromis entre la

précision et la rapidité. Ce qui rend cette commande difficile à optimiser [16].

I.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons rappelé quelques concepts sur le rayonnement solaire, l'énergie solaire et le photovoltaïque, puis expliqué le fonctionnement du photovoltaïque, ses principales caractéristiques et types.

Nous avons également introduit le principe de trouver le point de puissance maximum compte tenu des différentes classifications des commandes MPPT. Nous avons détaillé les différentes méthodes MPPT que nous rencontrons souvent dans la littérature et nous nous sommes concentrés sur l'algorithme P&O. La présence de plusieurs types de commandes MPPT montre que ce domaine de recherche est en constante évolution et qu'il est difficile de trouver une ou plusieurs solutions universelles. Ce chapitre servira de base de comparaison avec l'approche MPPT que nous développerons ci-dessous.

Chapitre II

Les Réseaux des Neurones Artificiels

II.1. Introduction

Un réseau de neurones artificiel est un assemblage de cellules interconnectés chacune d'elles appelée neurone. Chaque neurone fonctionne indépendamment par rapport aux autres d'une manière parallèle ; de telle sorte que l'ensemble forme un système qui permet de réaliser des fonctions bien déterminer où des tâches complexes dans des différents types d'applications. On traite les informations qu'il reçoit par l'entraînement du réseau grâce à des méthodes d'apprentissages et non par sa programmation.

II.2. Réseaux de neurones artificiels

II.2.1. Définition

Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un réseau[18].

II.2.2. Historique

- 1890 : W. James, célèbre psychologue américain introduit le concept de mémoire associative, et propose ce qui deviendra une loi de fonctionnement pour l'apprentissage sur les réseaux de neurones connue plus tard sous le nom de loi de Hebb.
- 1943 : J. Mc Culloch et W. Pitts laissent leurs noms à une modélisation du neurone biologique (un neurone au comportement binaire). Ceux sont les premiers à montrer que des réseaux de neurones formels simples peuvent réaliser des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques complexes (tout au moins au niveau théorique).
- 1949 : D. Hebb, physiologiste américain explique le conditionnement chez l'animal par les propriétés des neurones eux-mêmes. Ainsi, un conditionnement de type pavlovien tel que, nourrir tous les jours à la même heure un chien, entraîne chez cet animal la sécrétion de salive à cette heure précise même en l'absence de nourriture. La loi de modification des propriétés des connexions entre neurones qu'il propose explique en partie ce type de résultats expérimentaux.

✓ *Les premiers succès*

- 1957 : F. Rosenblatt développe le modèle du Perceptron. Il construit le premier neuro- ordinateur basé sur ce modèle et l'applique au domaine de la reconnaissance de formes. Notons qu'à cet époque les moyens à sa disposition sont limités et c'est une prouesse technologique qu'il réussit à faire fonctionner correctement cette machine plus

de quelques minutes.

- 1960 : B. Widrow, un automaticien, développe le modèle Adaline (Adaptative Linear Element). Dans sa structure, le modèle ressemble au Perceptron, cependant la loi d'apprentissage est différente. Celle-ci est à l'origine de l'algorithme de rétropropagation de gradient très utilisé aujourd'hui avec les Perceptrons multicouches. Les réseaux de type Adaline restent utilisés de nos jours pour certaines applications particulières. B. Widrow a créé dès cette époque une des premières firmes proposant neuro-ordinateurs et neuro-composants, la "Memistor Corporation". Il est aujourd'hui le président de l'International Neural Network Society (INNS) sur laquelle nous reviendrons au chapitre Informations pratiques.

- 1969 : M. Minsky et S. Papert publient un ouvrage qui met en exergue les limitations théoriques du perceptron. Limitations alors connues, notamment concernant l'impossibilité de traiter par ce modèle des problèmes non linéaires. Ils étendent implicitement ces limitations à tous modèles de réseaux de neurones artificiels. Leur objectif est atteint, il y a abandon financier des recherches dans le domaine (surtout aux U.S.A.), les chercheurs se tournent principalement vers l'IA et les systèmes à bases de règles.

✓ *L'ombre*

- 1967-1982 : Toutes les recherches ne sont, bien sûr, pas interrompues. Elles se poursuivent, mais déguisées, sous le couvert de divers domaines comme : le traitement adaptatif du signal, la reconnaissance de formes, la modélisation en neurobiologie, etc. De grands noms travaillent durant cette période tels : S. Grossberg, T. Kohonen, ... dont nous reparlerons.

✓ *Le nouveau*

- 1982 : J. J. Hopfield est un physicien reconnu à qui l'on doit le nouveau d'intérêt pour les réseaux de neurones artificiels. A cela plusieurs raisons :

Au travers d'un article court, clair et bien écrit, il présente une théorie du fonctionnement et des possibilités des réseaux de neurones. Il faut remarquer la présentation anticonformiste de son article. Alors que les auteurs s'acharnent jusqu'alors à proposer une structure et une loi d'apprentissage, puis à étudier les propriétés émergentes ; J. J. Hopfield fixe préalablement le comportement à atteindre pour son modèle et construit à partir de là, la structure et la loi d'apprentissage correspondant au résultat escompté. Ce modèle est aujourd'hui encore très utilisé pour

des problèmes d'optimisation.

D'autre part, entre les mains de ce physicien distingué, la théorie des réseaux de neurones devient respectable. Elle n'est plus l'apanage d'un certain nombre de psychologues et neurobiologistes hors du coup.

Enfin, une petite phrase, placée en commentaire dans son article initial, met en avant l'isomorphisme de son modèle avec le modèle d'Ising (modèle des verres de spins). Cette idée va drainer un flot de physiciens vers les réseaux de neurones artificiels.

Notons qu'à cette date, l'IA est l'objet d'une certaine désillusion, elle n'a pas répondu à toutes les attentes et s'est même heurtée à de sérieuses limitations. Aussi, bien que les limitations du Perceptron mise en avant par M. Minsky ne soient pas levées par le modèle d'Hopfield, les recherches sont relancées.

✓ *La levée des limitations*

- 1983 : La Machine de Boltzmann est le premier modèle connu apte à traiter de manière satisfaisante les limitations recensées dans le cas du perceptron. Mais l'utilisation pratique s'avère difficile, la convergence de l'algorithme étant extrêmement longue (les temps de calcul sont considérables).

- 1985 : La rétro-propagation de gradient apparaît. C'est un algorithme d'apprentissage adapté aux réseaux de neurones multicouches (aussi appelés Perceptrons multicouches). Sa découverte réalisée par trois groupes de chercheurs indépendants indique que "la chose était dans l'air". Dès cette découverte, nous avons la possibilité de réaliser une fonction non linéaire d'entrée/sortie sur un réseau en décomposant cette fonction en une suite d'étapes linéairement séparables. De nos jours, les réseaux multicouches et la rétro-propagation de gradient restent le modèle le plus étudié et le plus productif au niveau des applications. Nous lui consacrons quelques chapitres[18].

II.3. Neurone Biologique

Le neurone biologique est une cellule vivante spécialisée dans le traitement des signaux électriques. Les neurones sont liés entre eux par des liaisons appelées **axones**. Ces axones vont eux-mêmes jouer un rôle important dans le comportement logique de l'ensemble. Ces **axones** conduisent les signaux électriques de la sortie d'un neurone vers l'entrée d'un autre neurone où cette entrée est appelée **synapse**. Les neurones font une sommation des signaux reçus en entrée et en fonction du résultat obtenu vont fournir un courant en sortie[19].

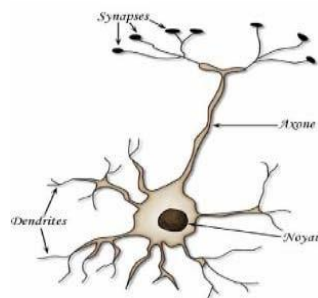


Figure II. 1 Neurone Biologique.

La structure d'un neurone se compose en quatre parties :

- Le corps cellulaire, qui contient le noyau de la cellule nerveuse ; c'est en cet endroit que prend naissance l'influx nerveux qui représente l'état d'activité du neurone.
- Les Dendrites, ramifications tubulaires courtes formant une espèce d'arborescence autour du corps cellulaire ; ce sont les entrées principales du neurone qui captent l'information venant d'autres neurones.
- L'axone, longue fibre nerveuse qui se ramifie à son extrémité ; c'est la sortie du neurone et le support d'information vers les autres neurones.
- La synapse, qui communique l'information, en la pondérant par un poids synaptique, à un autre neurone elle est essentielle dans le fonctionnement du système nerveux.

II.4. Neurone formel

Après avoir vu brièvement le neurone biologique, voyons maintenant son homologue formel.

Le premier neurone formel est apparu en 1943 par les professeurs Mac Culloch

et Pitts, leur modèle peut être représenté par la figure suivante :

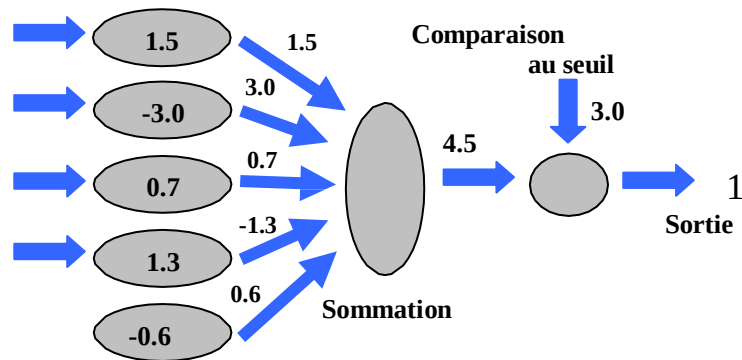


Figure II. 2 Neurone Formel.

Donc, le neurone formel est une modélisation mathématique qui reprend les grands principes du fonctionnement d'un neurone biologique, et particulièrement la sommation des entrées. Cette modélisation est représentée par le tableau suivant qui nous permet d'avoir clairement la transition entre le neurone biologique et le neurone formel[19].

Neurone Biologique	Neurone Formel
Synapses	Poids de Connexion
Axones	Signal de Sortie
Dendrite	Signal d'Entrée
Corps cellulaire	Fonction d'Activation

Tableau 2 Analogie entre le neurone Biologie et le neurone Formel.

Poids de connexion

Un poids d'un neurone représente l'efficacité d'une connexion.

Les entrées

Elles peuvent être :

- Booléennes.
- Binaires (0 1) ou Bipolaire (-1 1).
- Réelles.

II.5. Fonctions d'activation

La fonction de transfert est en général, une fonction non linéaire monotone croissante ; Par ailleurs, les fonctions de transfert sont de qualités diverses : elles peuvent être déterministes, continues, discontinues ou aléatoires [21]. Le **Tableau 2** donne les modèles de fonctions d'activation utilisées.

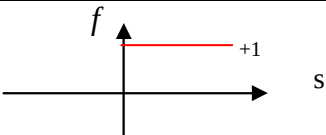
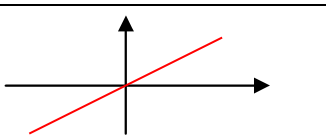
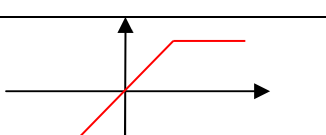
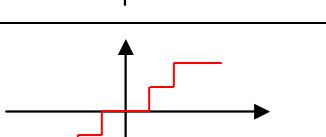
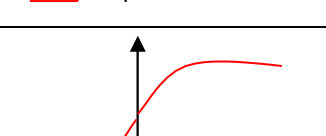
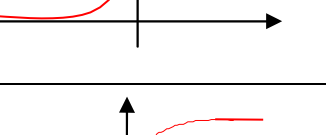
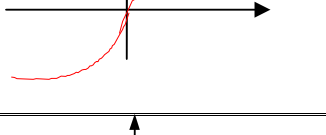
Fonction de Heaviside	
Fonction Linéaire sans saturation	
Fonction linéaire avec seuil	
Fonction a seuils multiples	
Fonction sigmoïde $\frac{1}{1 + e^{-s}} = F1(s)$	
Fonction sigmoïde $f2(s) = \frac{1 - e^{-s}}{1 + e^{-s}}$	
Fonction de stochastique	

Tableau 3 Les modèles de fonctions d'activation [20].

II.6. Le principe de fonctionnement

Le principe du réseau de neurones est de créer un raisonnement statistique. En fonction de ce qu'il a appris par le passé, grâce à une « base » d'apprentissage, il va prendre des décisions par rapport aux données d'entrées qu'il reçoit. Le choix de classification se portera sur la probabilité de ressemblance à une classe qu'il connaît déjà. On appelle aussi ceci l'apprentissage par expérience, le réseau de neurones intervenant comme une aide statistique à la décision.

Principe étape par étape

- données en entrées (flèches noires à gauche sur le **Figure II. 3**),
- analyse des données avec des critères de pondération (cercles et liaisons sur le

graphique),

- choix de classification en sortie avec une probabilité de certitude. (flèche noire à droite sur le **Figure II. 3**)

Le réseau de neurones intervient dans différents domaines de la vie courante : classifier des espèces, reconnaissance de motifs (chèques, cartes postales...), estimation boursière...

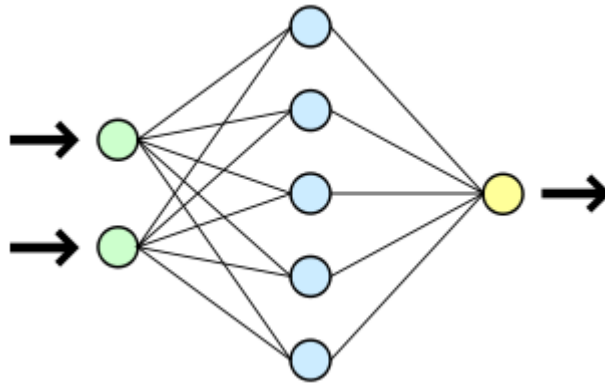


Figure II. 3 Réseau de Neurones.

II.7. Architecture des réseaux de neurones artificiels

Un réseau de neurones peut prendre des formes différentes selon l'objet de la donnée qu'il traite et selon sa complexité et la méthode de traitement de la donnée.

Les architectures ont leurs forces et faiblesses et peuvent être combinées pour optimiser les résultats. Le choix de l'architecture s'avère ainsi crucial et il est déterminé principalement par l'objectif.

Les architectures de réseaux neuronaux peuvent être divisées en 4 grandes familles :

- Réseaux de neurones Feed forwarded.
- Réseaux de neurones récurrents (RNN).
- Réseaux de neurones à résonance.
- Réseaux de neurones auto-organisés.

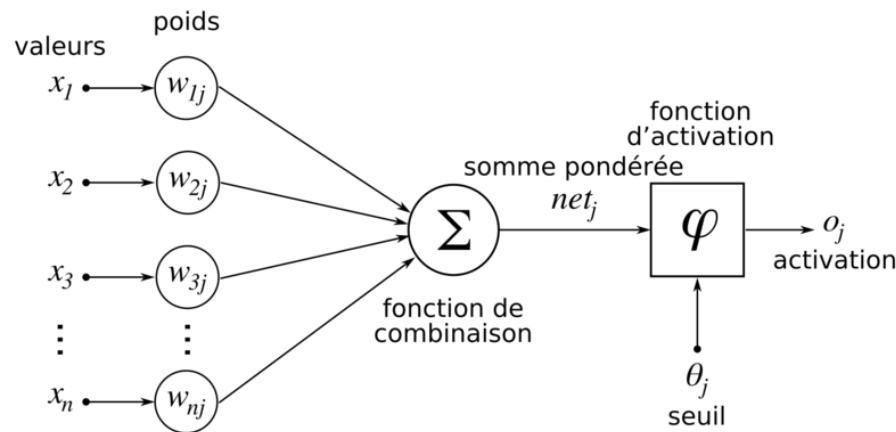


Figure II. 4 Architecture reseau neuronal.

II.8. L'Apprentissage des Réseaux de Neurones

L'apprentissage se conduit avec une méthodologie précise. La première, est la plus simple, connue sous le nom de règle de HEBB, date de 1949. Elle indique que lorsque deux neurones sont excités en même temps, il faut modifier les coefficients synaptiques pour renforcer cette excitation simultanée. La règle de WIDROW HOFF, établie en 1960, indique que la modification de ses coefficients est proportionnelle à l'erreur entre le résultat souhaité et le résultat réel et aux valeurs d'entrée.

La phase d'apprentissage consiste à modifier les poids jusqu'à obtention d'une stabilisation du réseau. C'est-à-dire, jusqu'à ce que le poids ne se modifie plus que d'une façon minime. L'apprentissage mathématique, basé sur ce concept, sert à minimiser une fonction de coûts formulée autour de l'erreur de sortie. Alors l'adaptation commence, par les neurones de la couche de sortie, forcés de la bonne valeur, puis on fait varier légèrement les poids des neurones des couches précédentes : Il y a autant d'algorithmes d'apprentissage que de types de réseau. Mais la question qui se pose, est ce que on est absolument sûr de la stabilité du réseau ? Question classique qui revient à assurer la convergence des algorithmes d'apprentissage utilisés. Les procédures d'apprentissage peuvent se subdiviser, elles aussi, en deux grandes catégories.

II.8.1. Apprentissage supervisé

Dans ce cas, la connaissance a priori de la sortie désirée est nécessaire. On présente au réseau le vecteur d'entrée puis on calcule sa sortie, cette dernière sera comparée avec la sortie désirée, ensuite les poids sont ajustés de façon à réduire l'écart entre elles. Cette procédure est répétée jusqu'à ce qu'un critère de performance soit satisfait.

L'apprentissage supervisé détermine les poids synaptiques à partir d'exemples étiquetés de formes auquel un professeur a associé des réponses ou des cibles désirées également étiquetées et grâce à une stratégie spécifique. Après la phase d'apprentissage et la convergence des calculs, il n'est plus nécessaire, en général, de mémoriser le jeu d'apprentissage. Ces algorithmes sont particulièrement dédiés aux problèmes de classification des données bruitées ou incomplètes [20].

II.8.2. Apprentissage non supervisé

Ne nécessite pas « d'enseignant » externe et se base uniquement sur les valeurs d'entrée sans fournir de réponse désirée. Le réseau s'auto organise de façon à optimiser une fonction de coût [21].

L'apprentissage non supervisé copie le fonctionnement du cerveau humain qui retrouve les informations par association. On présente à l'entrée du réseau des exemples connus et le réseau s'organise lui-même autour d'attracteurs qui correspondent à des configurations stables du modèle dynamique non linéaire associé au réseau. L'apprentissage est accompli à l'aide de règles qui changent ou adaptent le poids des coefficients synaptiques en fonction des exemples présentés à l'entrée et dans certains cas en fonction des sorties désirées.

II.9. Quelques Modèles des Réseaux de Neurones Artificiels

Il existe plusieurs modèles de réseaux de neurones artificiels dans ce paragraphe en va citer quelques uns à titre d'exemple.

II.9.1. Les perceptrons multicouches

✓ *Le perceptron monocouche*

Historiquement c'est le premier RNA (Réseaux de Neurones Artificiels), c'est le Perceptron de Rosenblatt. C'est un réseau simple, puisque il ne se compose que d'une couche d'entrée et d'une couche de sortie. Cependant, il peut aussi être utilisé pour faire de la classification et pour résoudre des opérations logiques simples (telle "ET" ou "OU"). Sa principale limite est qu'il ne peut résoudre que des problèmes linéairement séparables.

✓ *Les perceptrons multicouches*

Les perceptrons multicouches (Multi Layer Perceptron) appartient aux réseaux multicouches, donc ils ne possèdent pas de boucle de retour, ils sont « Feed- forward ». Ce sont une extension du perceptron monocouche, avec une ou plusieurs couches cachées entre l'entrée et la sortie. Chaque neurone dans une couche est connecté à tous

les neurones de la couche précédente et de la couche suivante (sauf pour les couches d'entrée et de sortie) et il n'y a pas de connexions entre les cellules d'une même couche. Les fonctions d'activation utilisées dans ce type de réseaux sont principalement les fonctions à seuil ou sigmoïdes. Il peut résoudre des problèmes non linéairement séparables et des problèmes logiques plus compliqués, et notamment le fameux problème du XOR.

II.9.2. Les réseaux de fonction à base radial (RBF)

Les réseaux de neurones RBFs ou (Radial basis Function en anglais). Ils sont principalement utilisés pour résoudre des problèmes d'approximation de fonctions dans des espaces de grandes dimensions. Ils sont lus adaptés, en raison d'apprentissage local. Ce type d'apprentissage peut rendre le processus d'entraînement bien plus rapide que dans le cas d'une MLP, qui apprend de façon globale [22,23].

Le réseau RBF fait partie des réseaux de neurones supervisés. Il est constitué de trois couches une couche d'entrée qui retransmet les entrées sans distorsion, une seule couche cachée qui contient les neurones RBF qui sont généralement des fonctions gaussiennes et une couche de sortie dont les neurones sont généralement animés par une fonction d'activation linéaire. Chaque couche est complètement connectée à la suivante et il n'y a pas de connexions à l'intérieur d'une même couche. La différence fondamentale par rapport au Perceptron est que le réseau de neurones de type RBF permet d'introduire une contrainte de couverture de la zone d'activation du neurone. Il devient alors possible d'apporter au réseau de neurones, au moment de sa conception, de l'information sur le système considéré. Comme un PMC, un RBF peut être utilisé dans la prédiction, l'identification, la classification ..., mais les réseaux RBF diffèrent des réseaux PMC, du fait que les fonctions d'activation des nœuds de la couche cachée sont des fonctions gaussiennes [23][24].

II.10. Formalisation d'apprentissage

Pour un réseau multicouches a « m » entrées et « n » sorties, composé de L couches (couches cachées et couche de sortie), la somme de la j^{ème} unité cachée est[25] :

$$S_j^L = \sum_{i=1}^n W_{ji}^L X_i + \theta_j^L \quad (\text{II- 1})$$

L : indice de la couche cachée.

W : poids de la connexion ième entrée.

θ_j^L : biais ou la valeur de seuil interne du neurone

f :est la fonction d'activation de ce neurone j tel que

$$I_j = f^L(S_j^L) = f^L(\sum_{i=1}^n W_{ji}^L X_i + \theta_j^L) \quad (\text{II- 2})$$

Les équations de la couche de sortie sont :

$$S_K^R = \sum_{j=1}^n W_{Kji}^R I_j + \theta_K^R \quad (\text{II- 3})$$

$$R_K = f_K^R(S_K^R) \quad (\text{II- 4})$$

K : numéro de neurone de la couche de sortie.

L'objectif de rétro-propagation est l'adaptation des paramètres W_{ij} de telle façon qu'on minimise la fonction de coût donnée par :

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{K=1}^T E = \frac{1}{2} \sum_{K=1}^T (\delta)^2 \quad (\text{II- 5})$$

Avec :

$$\delta_K = Y_K - R_K \quad (\text{II- 6})$$

Ou :

Y_K : la sortie désirée.

R_K : la sortie actuelle du réseau.

T : longueur de l'ensemble d'apprentissage.

Il existe un ensemble de règles bien définies qui permet de réaliser l'adaptation des poids constitue des algorithmes d'apprentissage du réseau. A titre d'exemple on peut citer : apprentissage par la règle de Hebb, apprentissage par la correction d'erreur.

Dans la suite de ce chapitre, nous allons donner une description pour l'algorithme de rétro-propagation des erreurs qui est généralement utilisé pour l'apprentissage de perceptron multicouche.

II.11. Algorithme de rétro-propagation du gradient

II.11.1.Principe

La rétro-propagation du gradient consiste à propager « à l'envers » (de la couche de sortie vers la couche d'entrée) l'erreur obtenue sur les exemples de la base d'apprentissage. On utilise pour cela l'erreur quadratique « le carré de la différence entre ce qu'on obtient et ce qu'on désire ».

Si on calcule la dérivée partielle de l'erreur quadratique par rapport aux poids des connexions (gradient), il est possible de déterminer la contribution des poids à

l'erreur générale, et de corriger ces poids de manière à se rapprocher du résultat souhaité. La correction par itération en corrige plus ou moins fortement les poids par l'intermédiaire d'un coefficient.

Après un certain nombre d'itérations, où on n'est satisfait du classement des exemples de notre base d'apprentissage, on fixe les poids qui constituent aussi des frontières entre les classes[19].

II.11.2.Algorithme

Définition du réseau

Soit un réseau multicouche définit par:

- Une couche d'entrée à m cellules d'entrées. Ces cellules ne sont pas de neurones mais simplement des entrées $x_i = e_i$ du réseau.
- Une couche cachée qui contient n neurones qui ont une fonction d'activation y_j
- Une couche de sortie à p neurones qui ont une fonction d'activation z_k .
- $n \times m$ connexions entre la couche d'entrée et la couche cachée, chacune pondérée par v_{ji} .
- $m \times p$ connexions entre la couche cachée et la couche de sortie, chacune pondérée par w_{kj}

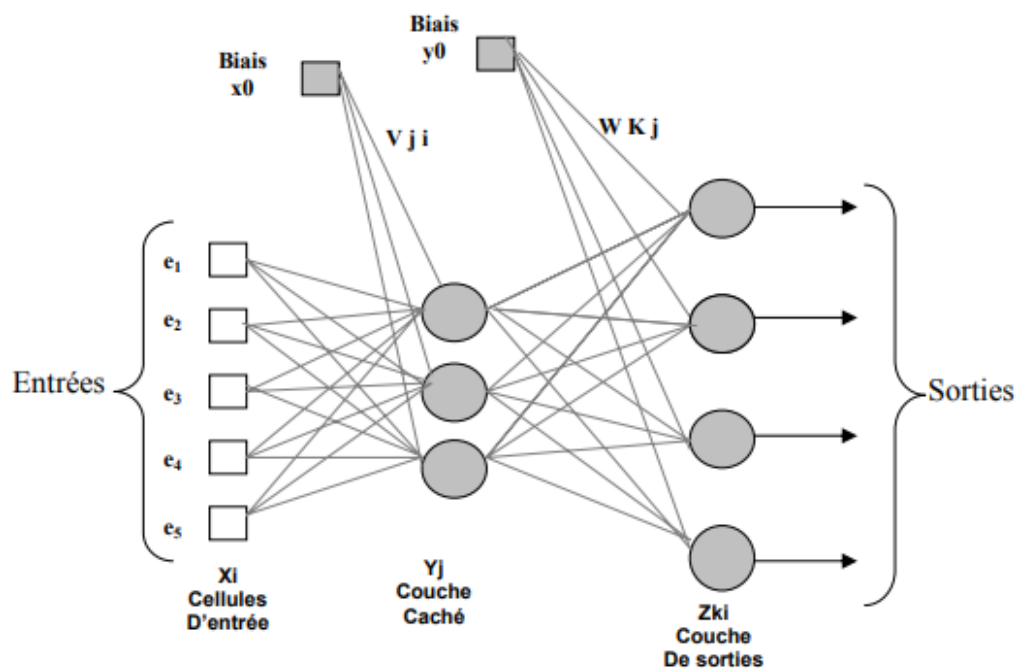


Figure II. 5 Exemple de réseau MLP à une couche cachée avec 5 entrées, 3 neurones dans la couche cachée, et quatre 4 sorties[19].

II.12. Application des réseaux de neurones

Les réseaux de neurones servent dans aujourd'hui à toutes sortes d'applications dans divers domaines. On peut cité par exemples :

- Autopilotage des avions.
- Système de guidage des automobiles.
- Lecture automatique des chèques bancaires et d'adresses postales.
- Production des systèmes de traitement signal et pour la synthèse de la parole.
- Les réseaux de neurones ils sont utilisés aussi pour les systèmes de vision par ordinateur.
- Ils sont utilisés en robotique et en télécommunication.
- Ils sont aussi utilisés dans les domaines de finance.
- Ils sont utilisés pour les diagnostics médical.

II.13. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons essayé de donner en bref une description sur les réseaux de neurones artificiels, et aussi les différents types d'architectures et de modèle qui existent. Nous avons aussi présenté une définition de l'apprentissage des réseaux de neurones, puis une description générale de l'algorithme de rétro-propagation, et aussi les domaines d'utilisation des réseaux de neurones.

Chapitre III

Simulation et Résultats

III.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous présenterons une étude de modélisation et de simulation d'un système photoélectrique adapté avec une commande numérique MPPT «perturbation et observation». Ce système se compose d'un générateur photoélectrique, d'un convertisseur booster DC / DC, et d'un contrôleur MPPT en «perturbation et observation». en plus de la charge. Nous avons également travaillé pour répondre aux normes de performance en traitant le problème de l'ombrage partiel lors des changements climatiques. Pour atteindre cet objectif, plusieurs technologies ont été proposées allant des méthodes traditionnelles à l'intelligence artificielle Le contrôle, la modélisation et la simulation de l'énergie ont été réalisés à l'aide du logiciel MATLAB / Simulink.

III.2. Simulation du système photovoltaïque

- **Schéma bloc :**

La **Figure III.1** illustre le bloc schématique de SIMULINK du système photovoltaïque.

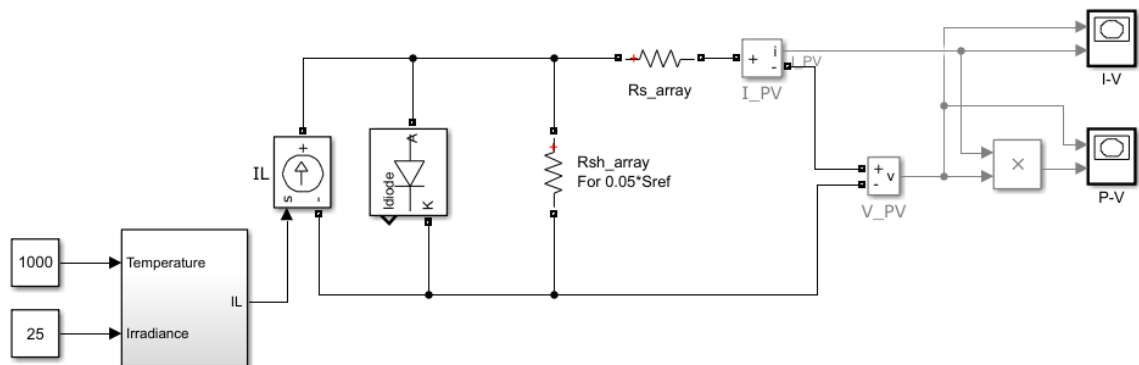


Figure III. 1 Schéma bloc d'un photovoltaïque

III.2.1. Caractéristiques électriques des modules photovoltaïques

Il existe plusieurs indicateurs permettant de mesurer les performances des modules PV. La puissance crête (W_c) est un des indicateurs les plus significatifs, elle représente la puissance électrique maximale que le panneau peut fournir dans les conditions de mesures normalisées, c'est-à-dire lorsqu'il est connecté à une charge optimale, lorsque la température à la jonction des cellules est de 25 °C et lorsqu'il reçoit du soleil à une puissance de 1000W/m² (ceci correspond approximativement à une exposition perpendiculaire aux rayons du soleil le midi par temps clair).

La caractéristique courant-tension ($I=f(V)$) illustre la variation du courant de sortie en fonction de la tension de sortie. Elle représente aussi un indicateur important

permettant de mesurer les performances des modules PV. A partir de cette caractéristique on peut tracer la caractéristique puissance-tension ($P=f(V)$).

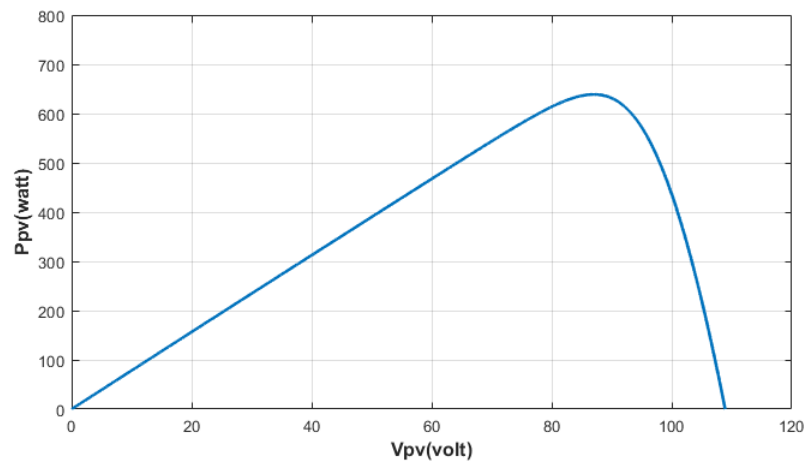


Figure III. 2 Allure de la puissance en fonction de la tension à ($T=25^{\circ}\text{C}$ $G=1000\text{W/m}^2$)

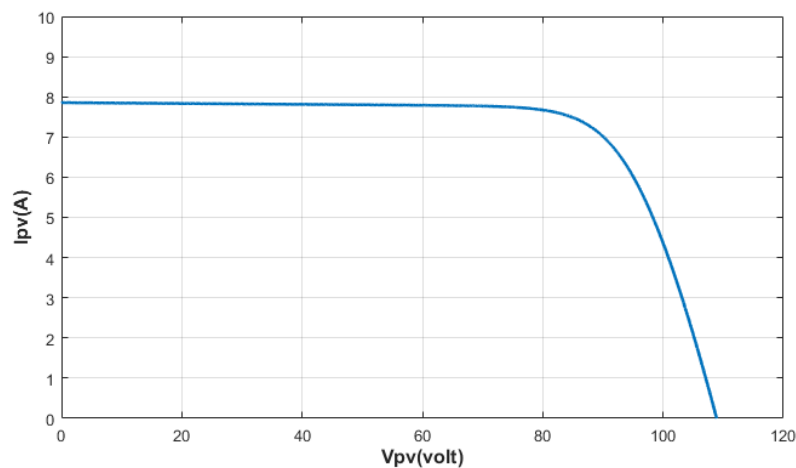


Figure III. 3 Allure du courant en fonction de la tension à ($T=25^{\circ}\text{C}$ $G=1000\text{W/m}^2$)

III.2.2. Influence de l'éclairement et la température sur les caractéristiques électriques de GPV

Les résultats de la simulation du système photoélectrique dans les conditions de changement d'intensité lumineuse et de température sont représentés par les nombres suivants. Ces chiffres représentent le courant et la puissance du générateur PV en termes de tension.

- **Influence de l'ensoleillement**

Les graphes suivants représentent les caractéristiques $P(V)$ et $I(V)$ respectivement d'un générateur photovoltaïque pour une température constante ($T=25^{\circ}\text{C}$) et un ensoleillement variable.

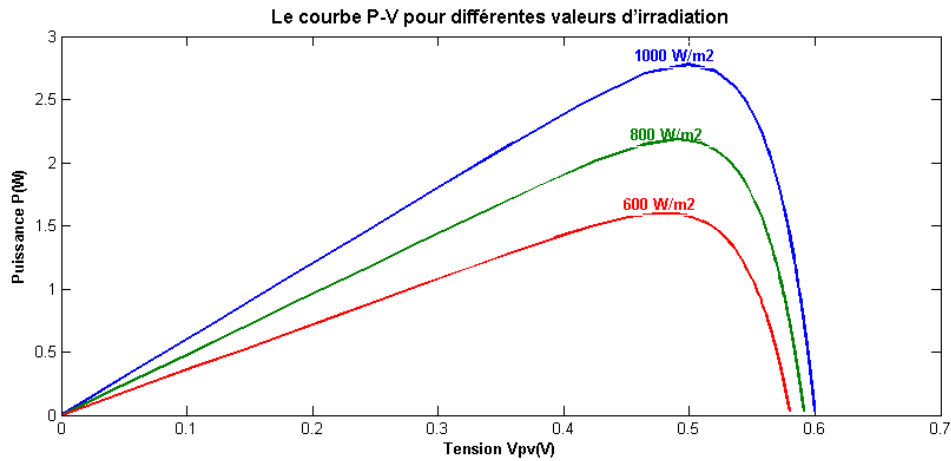


Figure III. 4 Le courbe P-V pour différentes valeurs d'irradiation à $T=25^{\circ}\text{C}$

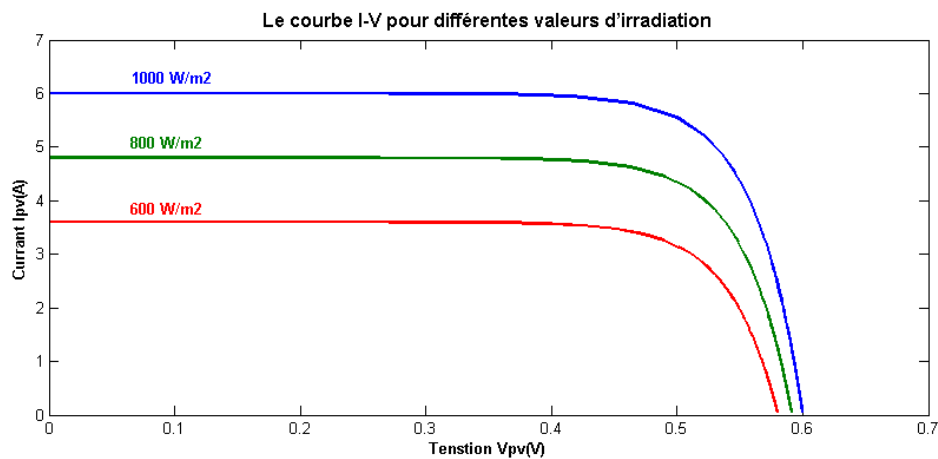


Figure III. 5 Le courbe I-V pour différentes valeurs d'irradiation à $T=25^{\circ}\text{C}$

Il est clair 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, mais reste quasiment identique même à faible éclairement.

Ceci implique donc que :

- La puissance optimale de la cellule (P_{max}) est pratiquement proportionnelle à l'éclairement.
- Les points de puissance maximale se situent à peu près à la même tension.

• Influence de la température

Les graphes suivants représentent les caractéristiques $P(V)$ et $I(V)$ respectivement d'un générateur photovoltaïque pour différentes températures à une irradiation constante.

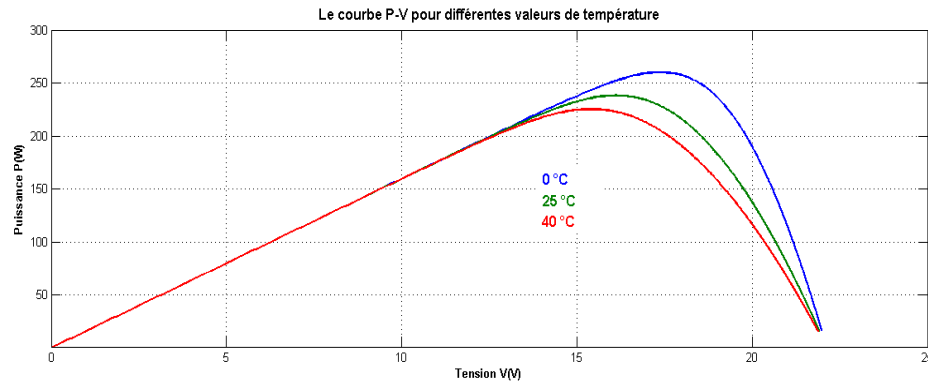


Figure III. 6 Les courbes P-V pour différentes valeurs de température à $G=1000\text{W/m}^2$

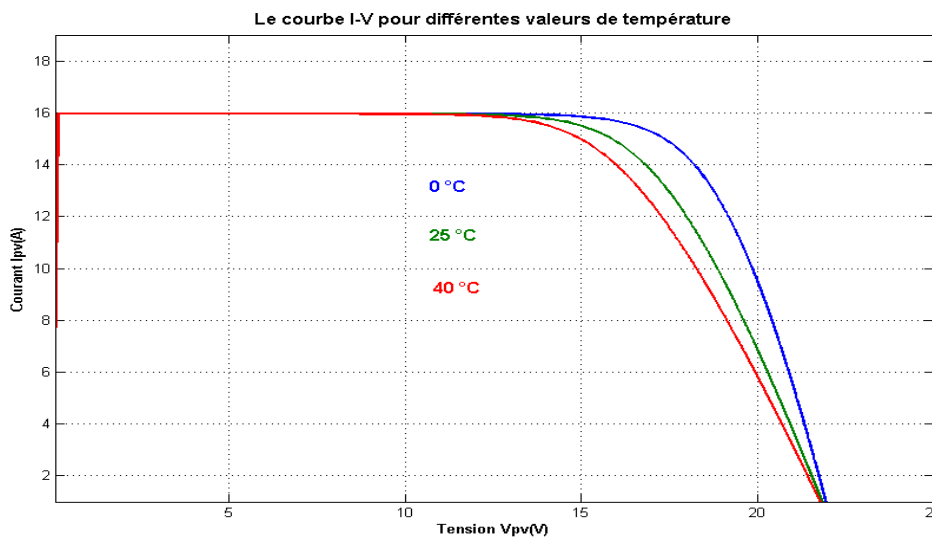


Figure III. 7 Les courbes I-V pour différentes valeurs de température $G=1000\text{W/m}^2$

- ✚ D'après les figures (III.4) et (III.5), On remarque que la tension maximale V_{pp} correspondante à la puissance maximale ne varie que très peu en fonction de l'éclairement, contrairement au courant I_m qui augmente fortement avec l'éclairement.
- ✚ D'après les figures (III.6) et (III.7), On remarque que l'augmentation de la température entraîne une diminution de la tension de circuit ouvert, ainsi qu'une diminution de la puissance maximale.

Ces figures montrent clairement la dépendance du courant de sortie I et de la tension V de sortie de la température et de l'éclairement et traduisent une dépendance de la puissance de ces deux paramètres.

- ✚ La puissance de sortie est considérablement réduite pour une insolation décroissante.
- ✚ La puissance de sortie est réduite par une augmentation de la température de panneau.

III.3. Simulation de la commande MPPT (P&O)

Les conditions idéales conventionnelles sont très rarement remplies dans la pratique, et la variation de ces conditions est aléatoire et imprévisible. Le changement de l'ensoleillement et de la température influe directement sur les caractéristiques courant-tension et puissance-tension. C'est pour cela l'intégration d'une commande MPPT est obligatoire.

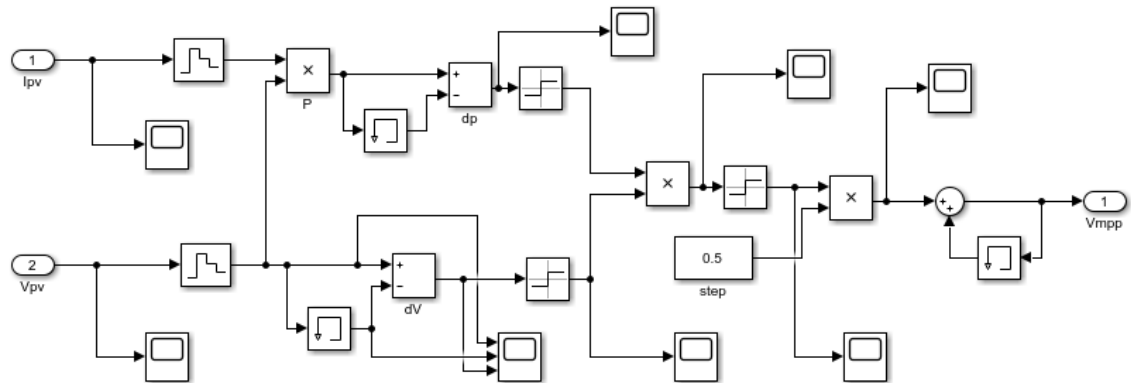


Figure III. 8 schéma block de l'algorithme (P&O)

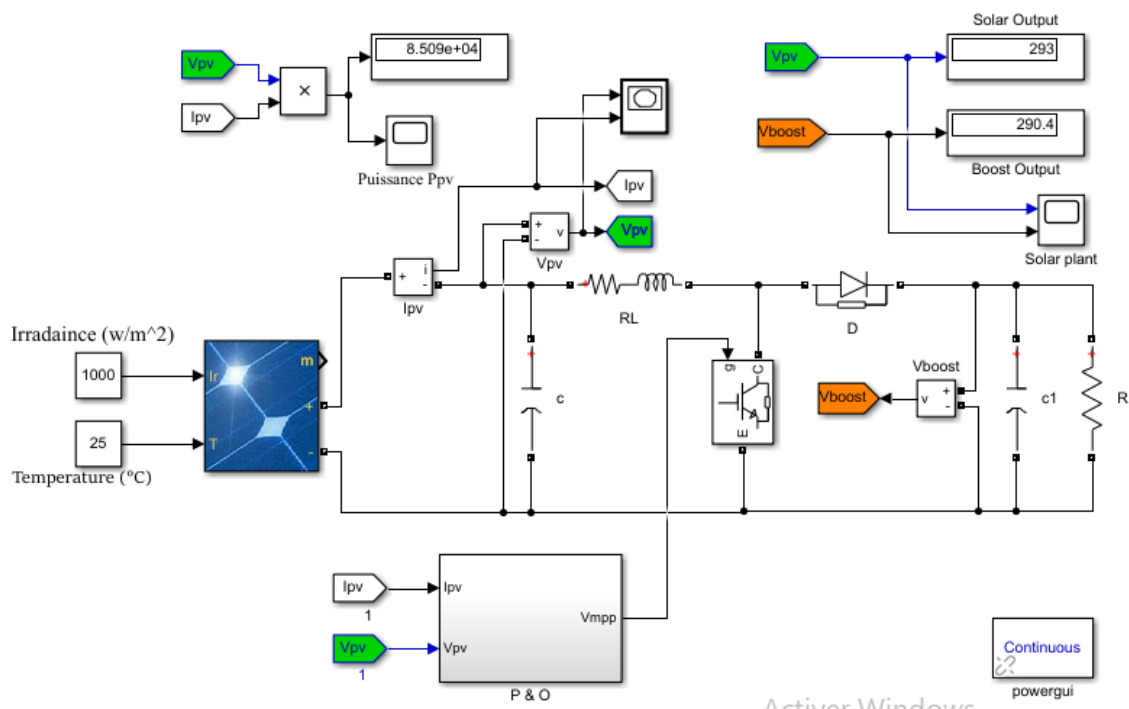


Figure III. 9 Schéma du convertisseur Boost contrôlé par MPPT

III.3.1. Résultats de simulation

Les figures suivantes représentent les résultats de simulation de l'association panneau-convertisseur DC-DC pour $G=1000 \text{ W/m}^2$ avec $T=25^\circ \text{C}$:

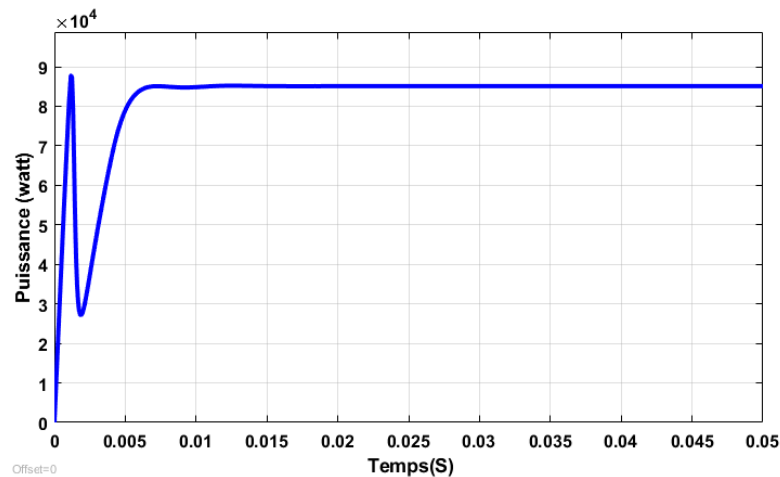


Figure III. 10 Allure de la puissance en fonction de temps pour ($T=25^{\circ}\text{C}$, $G=1000\text{W/m}^2$)

De la **Figure III.10** on remarque que la puissance met un temps de **0.01S** en régime transitoire, caractérisé par des oscillations faibles pour se stabiliser à la valeur maximale **85KW**. Régime permanent.

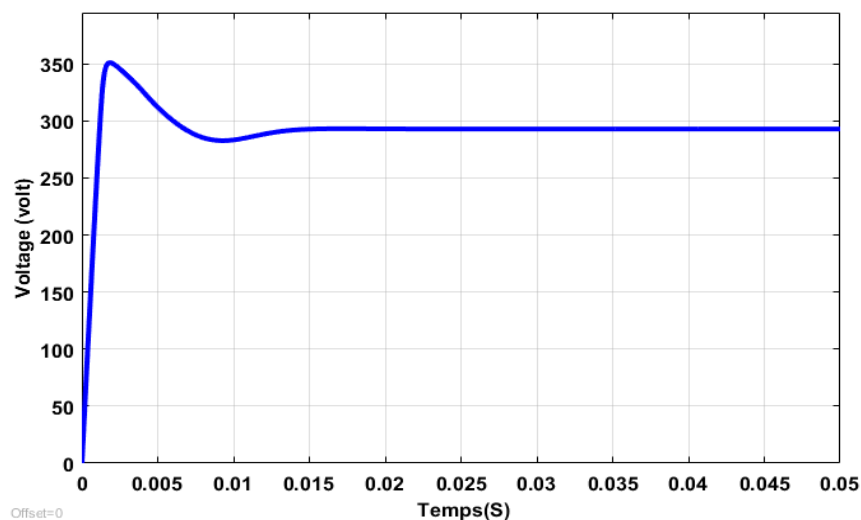


Figure III. 11 Allure de la tension en fonction de temps pour ($T=25^{\circ}\text{C}$, $G=1000\text{W/m}^2$)

D'après la **Figure III.11**, on remarque que : la tension passe par un régime transitoire dure **0.01S**, caractériser par une augmentation jusqu'à la valeur **350 V**, puis elle se stabilise à la valeur maximale **293 V**, dans le régime permanent.

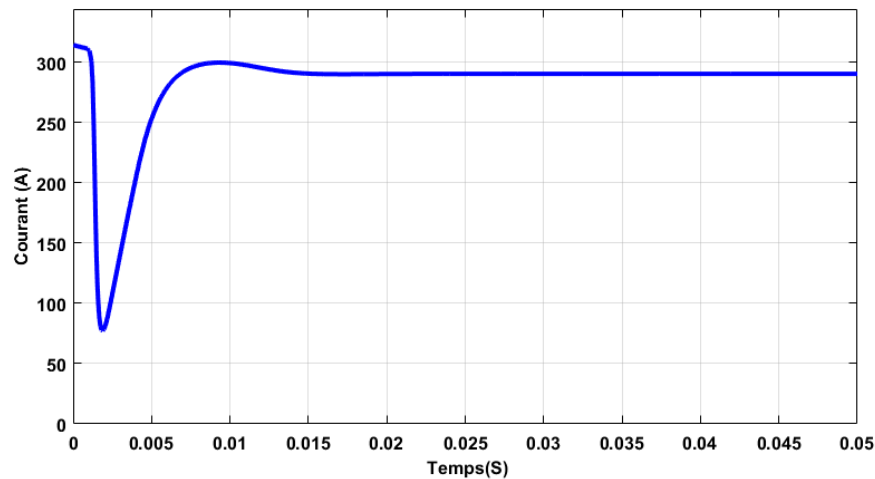


Figure III. 12 Allure du courant en fonction de temps pour ($T=25^{\circ}\text{C}$, $G=1000\text{W/m}^2$).

De la **Figure III.12**, on remarque que pendant la période de $[0 \text{ à } 0.01]$ le courant augmente brusquement puis il diminue avec des oscillations importantes, puis il se stabilise à la valeur maximale **290 A**.

III.4. Défaut d'ombrage

On distingue deux types d'ombrage : l'ombrage total et l'ombrage partiel. L'ombrage total empêche tout le rayonnement d'atteindre les cellules photovoltaïques, par contre l'ombrage partiel empêche seulement le rayonnement d'atteindre une partie de la cellule photovoltaïque (une cheminée, un arbre, poussière, Neige,...)[26].

III.4.1. L'ombrage partiel

L'ombrage partiel est souvent inévitable en milieu urbain car dans certaines conditions, on ne peut pas garantir une irradiation homogène sur la totalité du générateur PV (ombres partielles sur le générateur PV, liées par exemple à des feuilles d'arbre tombées à l'automne, ombres d'infrastructures de bâtiments, des poussières sur l'ensemble des cellules..) [24,25]. Il est considéré comme le défaut le plus couramment rencontré dans un générateur PV, ce défaut minimise fortement la puissance de sortie et rend parfois la commande des convertisseurs inefficace, Car la puissance délivrée par le générateur peut présenter plusieurs maximums[26,27]. Cela peut se produire, en particulier, lorsque les diodes de protections (diodes by-pass) des cellules PV se mettent en conduction.

Ainsi, lorsqu'une ou plusieurs cellules d'un générateur PV sont éclairées différemment par rapport à ses proches voisines, un comportement dégradé apparaît pour le générateur PV, les cellules recevant moins d'énergie doivent dissiper le surplus de courant délivré par celles qui sont les plus éclairées, créant ainsi des échauffements

(haut spot) si le module n'est pas protégé de manière adéquate. Et Pour éviter la surchauffe de la cellule et les points chauds, les diodes de dérivation sont placées dans des boîtes de connexion, ce qui limite la tension inverse de la cellule ombrée, et ce qui limite la température. Néanmoins, si la distribution des diodes de dérivation n'est pas appropriée ou il ya un mauvais fonctionnement de ces diodes, la cellule ombrée peut surchauffer, pouvant aller jusqu'à la destruction d'une partie du générateur PV si le défaut persiste. Ces phénomènes ont une incidence directe sur la production d'énergie et la puissance délivrée par le générateur peut alors fortement chuter par rapport à la puissance produite sous un éclairage homogène. En résumé, ce défaut doit être évité le plus possible sous peine de détériorer rapidement un générateur PV. Jusqu'à présent, pour éviter des détériorations définitives, des diodes de protection sont placées sur les générateurs PV de forte puissance (diode by-pass). Cependant, ces protections sont coûteuses en perte du rendement[28,29].

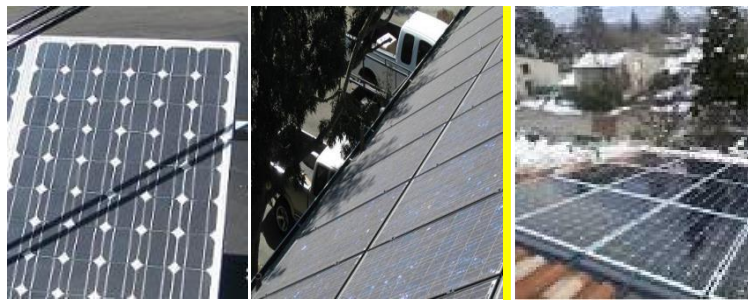


Figure III. 13 Défaut d'ombrage partiel

III.4.2. Etude de l'effet de l'ombrage sur un système photovoltaïque

Dans le but de pouvoir visualiser les caractéristiques (I-V) et (P-V) sous l'effet de l'ombrage il faudra faire la schématisation électrique de ce phénomène, en modélisant le GPV, la diode et la variation de l'insolation. Pour cela l'environnement Matlab/simulink est convenable à faire cette simulation.

Cette architecture représente l'assemblage de trois générateurs PV en série, la borne négative est reliée à la borne positive du deuxième GPV. Les deux modules sont connectés en parallèle avec deux diodes Bypase, celle-ci protège le GPV des tensions inverse. Pour mesurer la tension au borne du GPV nous introduisant un voltmètre au bornes de ce dernier, le courant produit par les deux GPV sera mesurer par un ampèremètre introduit en série avec les des deux générateurs. Ceux-ci nous permettront de calculer la puissance produite par l'ensemble. La source de voltage contrôlée par une rampe sert à faire varier la tension d'entrée produite. Les deux GPV sont soumis à des conditions météorologiques différents (1000 ,600 et 200 w/m²) et une température

constante $T=25^{\circ}$. Les résultats de simulation sous Simulink pour ces conditions sont donnés sur les figures suivantes :

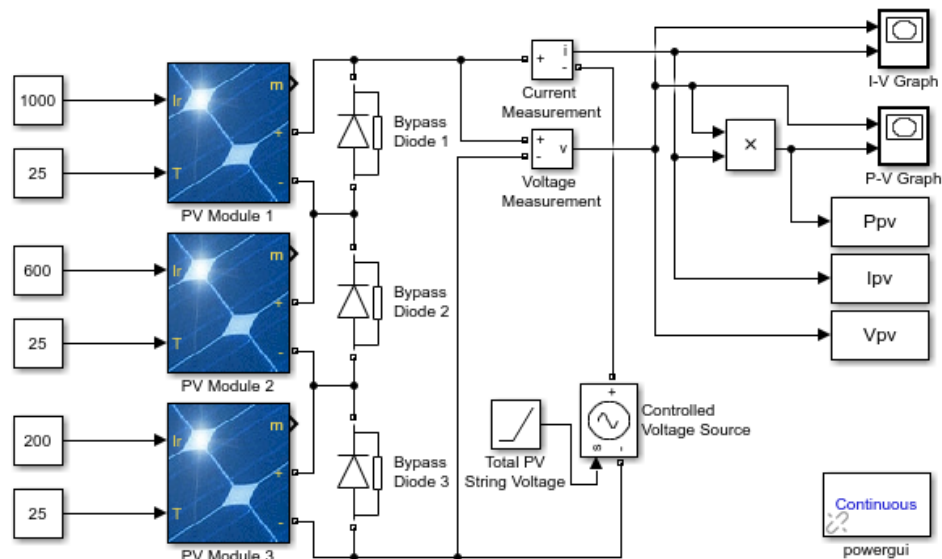


Figure III. 14 Schéma bloc de trois modules en série.

- Les résultats :

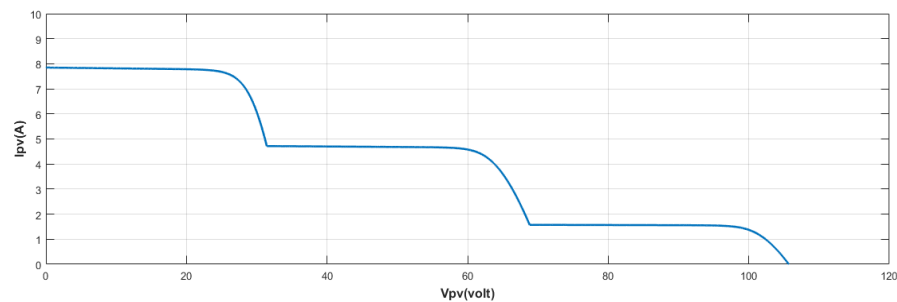


Figure III. 15 Caractéristiques (I-V) d'un générateur photovoltaïque sous l'effet d'ombrage.

Sur cette figure, nous observons l'émergence de trois points de puissance maximale respectivement aux Insolation $G = 1000 \text{ W} / \text{m}^2$, $600 \text{ W} / \text{m}^2$ et $200 \text{ W} / \text{m}^2$, et nous observons que l'ombrage affecte deux G_{pv} en même temps avec une insolation différente.

Les mêmes remarques sont valables pour la Caractéristiques ci-dessous.

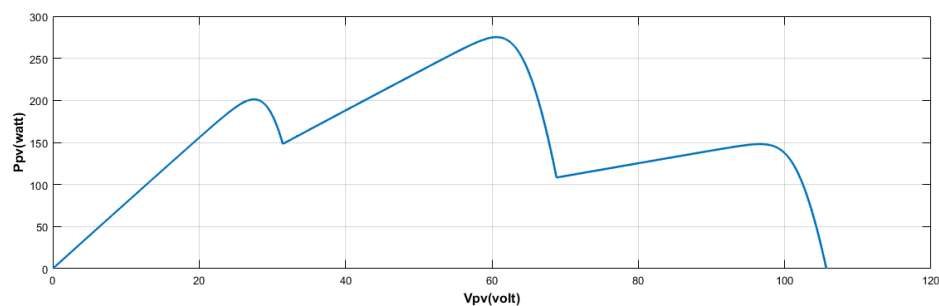


Figure III. 16 Caractéristiques (P-V) d'un générateur photovoltaïque sous l'effet d'ombrage.

Nous avons simulé les propriétés (I, V) et (P, V) de la pose en série de trois Gpv en série, dans des conditions d'ombrage. Sous l'environnement matlab / simulink.

Définir l'ombrage sur les caractéristiques du panneau fait une grande différence sur le facteur de forme. En conséquence, les performances GPV sont affectées.

Notez également que le taux d'augmentation de l'ombrage décale le point de puissance maximum vers les tensions inférieures correspondantes.

Nous déduisons de cette étude que l'ombrage affecte directement le rendement d'un système PV. Le taux de perte de puissance augmente avec l'augmentation de nombre de modules ombrés.

Et pour améliorer les performances des générateurs photovoltaïques et résoudre le problème de l'ombrage, nous utilisons des techniques d'intelligence artificielle.

III.4.3. Détection d'ombrage partiel sur les panneaux photovoltaïques

Parmi les méthodes de détection de l'ombrage partiel sur les panneaux photovoltaïques figurent les techniques d'intelligence artificielle et les neurones. Pour préparer ces neurones, nous devons leur fournir des données passées pour plusieurs types de sites d'observation pour la formation et l'apprentissage (apprentissage automatique), et pour obtenir ces données, nous avons fait: Un modèle dans l'environnement MATLAB /. SIMULINK qui simule le problème de l'ombrage partiel sur les panneaux photovoltaïques.

Nous voulons détecter l'ombrage partiel sur les panneaux PV, donc pour entraîner les neurones, les données doivent contenir les résultats d'ombrage sur chaque panneau PV existant, et les résultats sont la puissance, la tension et le courant pour chaque panneau PV (P_{pv} , V_{pv} , I_{pv}) dans son état normal et pendant l'ombrage partiel.

Nous mettons trois panneaux photovoltaïques en série connectés à une charge comme le montre la figure 17, puis à chaque fois nous changeons l'intensité du rayonnement sur l'un des panneaux photovoltaïques et conservons les résultats dans chaque cas.

	Température (°C)	Ir1 (W/m ²)	Ir2 (W/m ²)	Ir3 (W/m ²)	y
Cas 1	25	1000	1000	1000	1
Cas 2	25	600	1000	1000	2
Cas 3	25	600	600	1000	3

Tableau 4 La possibilité de changer d'ombrage partiel sur les panneaux photovoltaïques à température constante.

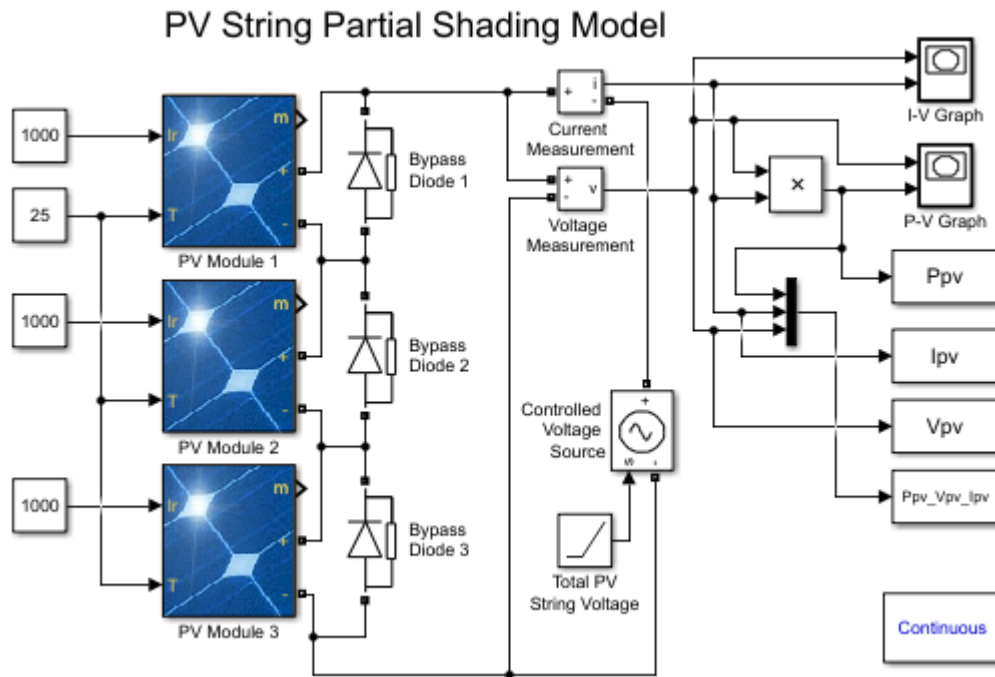


Figure III. 17 Simulation d'ombrage partiel sur panneaux photovoltaïques

III.4.4. Développement des réseaux de neurones

Les réseaux de neurones artificiels (RNAs), sont des outils de l'intelligence artificielle, capables d'effectuer des opérations de classification. Le processus d'apprentissage est donc une phase très importante pour la réussite d'une telle opération. Une des qualités de ce type de technique, est leur adéquation pour la mise au point de systèmes de surveillance modernes, capables de s'adapter à d'éventuelles extensions et reconfigurations multiples.

Les différents types des RNAs sont des réseaux de processeurs élémentaires fortement connectés fonctionnant en parallèle. Chaque processeur calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. A chaque liaison neurone-neurone a associé un poids. Le développement d'un réseau de neurones se fait en plusieurs étapes : le choix de l'architecture puis l'identification des paramètres de cette architecture. Cette dernière phase connue sous le nom d'apprentissage est n'est autre que l'identification des paramètres d'un modèle non-linéaire, par une méthode itérative de modification des poids des connections. Nous avons donc opté pour un apprentissage supervisé. Dans notre application on va utiliser deux types d'architectures de RNA, le réseau de neurones multicouche PMC (ou Multi-layer Perceptron MLP) ainsi que les réseaux de neurones à fonctions radiales de base neuronal-RBF (Radial Basis network RBF), qu'on doit adopter dans notre travail.

III.4.5. Simulation

❖ *Apprentissage et généralisation*

L'apprentissage est le processus d'ajustement des poids pour une classification optimale. Pour déterminer le nombre de couches cachées et le nombre de neurones correspondant à chacune d'entre elles, on a augmenté progressivement le nombre de couches et les nombres de neurones correspondants jusqu'à atteindre la précision voulue. Dans cette étape, nous avons utilisé une base de données issue d'une simulation sous Matlab, constituée de 603 échantillons, qui forment un ensemble de 3 variables Ppv, Ipv, Vpv. Le nombre de neurones d'entrée est donc de 3.

L'algorithme d'apprentissage le plus couramment utilisé est celui de la rétro propagation de l'erreur. Dans notre travail, deux architectures sont abordées, les réseaux de neurones artificiels de type MLP et les réseaux de neurones de type neuronal-RBF. L'architecture du réseau de neurones de deux types choisis (MLP et neuronal-RBF) a les caractéristiques :

➤ **Caractéristiques de neuronal-RBF**

- Couche d'entrée : 3 neurones (3 paramètres).
- Couche de sortie : un neurone, classification multi-classes (03 classes).
- Les couches cachées : une seule couche
- La fonction d'activation : RBF

➤ **Caractéristiques de MLP**

- Couche d'entrée : 3 neurones (3 paramètres).
- Couche de sortie : un neurone, classification multi-classes (03 classes).
- Les couches cachées : multicouches
- La fonction d'activation : sigmoïde et linéaire.

L'objectif est de valider les techniques de MLP et de RBF neuronal dans une étude comparative appliquée à la détection d'ombrage partiel dans le but d'une classification multi-catégorie. Les classes sont : classes 1 : Il n'y a pas d'ombrage sur aucun des panneaux solaires, classes 2 : Détection d'ombrage dans l'un des panneaux solaires, et classes 3 : Détection d'ombrage dans de nombreux panneaux solaires.

❖ *Résultats d'apprentissage*

Les réseaux MLP et neuronal-RBF sont testés et validés en utilisant l'algorithme d'apprentissage de Levenberg-Marquardt et fonction d'activation (sigmoïde et linéaire) pour les réseaux de neurones artificiels de type MLP. Les résultats de l'apprentissage dans la base de données sont de 403 vecteurs de dimension 3 sont présentés dans le

tableau 5. Les paramètres tels que les différents nombres de neurones dans la couche cachée (NNCC), nombre d'itération, le temps d'apprentissage et le taux de reconnaissance pour les trois classes auparavant.

Réseau	NNCC	Nombre d'itération	Temps d'apprentissage (sec)	Taux de reconnaissance
MLP	4-2-1	5000	27.2	92.12 %
	6-4-1	5000	45.2	99.98 %
	8-4-1	5000	56.18	<u>100 %</u>
Neuronal-RBF	443	443	20.64	<u>100 %</u>

Tableau 5 Résultats d'apprentissage de MLP et neuronal-RBF.

On remarque une amélioration positive de taux de reconnaissance quand y a une association des neurones ou des couches cachées donne un meilleur résultat en termes de taux de reconnaissance. Le réseau de RBF présenté des meilleurs résultats en termes de taux de reconnaissance et de temps d'apprentissage. Donc, nous concluons que les réseaux des neurones de type RBF meilleur et plus efficace dans cette application.

❖ *Résultats de test*

Dans un but de validation de réseau choisis, une base de données destinée aux tests, constituée de 200 vecteurs de dimension 3, est utilisée pour les réseaux choisis. Une évaluation des performances de ces réseaux en matière de taux de reconnaissance est donc effectuée. **Le tableau 6** montre ces résultats de test obtenus.

Réseau	NNCC	Nombre d'itération	Temps de test (sec)	Taux de reconnaissance
MLP	4-2-1	5000	0.1	35 %
	6-4-1	5000	0.125	84.5 %
	8-4-1	5000	0.1	<u>85.5 %</u>
Neuronal-RBF	443	443	0.125	<u>95.7 %</u>

Tableau 6 Résultats du test de MLP et neuronal-RBF.

A travers les résultats de simulation obtenus dans les tests de validation des deux techniques MLP et neuronal-RBF, on déduit les résultats suivants :

- Le temps d'apprentissage de la méthode MLP augmente avec l'association des neurones et couches cachées. Le temps d'apprentissage de réseau neuronal-RBF nécessite moins de temps que la méthode MLP.
- Le taux de reconnaissance du réseau neuronal-RBF est meilleur et parfois similaire que celle du réseau MLP.

III.4.6. Evaluation

Il apparaît clairement que les deux modèles étudiés MLP et neuronal-RBF présentent en général de très bons résultats, avec des taux de reconnaissance acceptables sur le plan décisionnel et plus de 90% et ils présentent une bonne adéquation de deux algorithmes testés pour ce type d'application. Par conséquent une diminution en matière de temps d'apprentissage dont l'utilisation du réseau neuronal-RBF est bien évidente, ce qui se voit clairement en comparant les **tableaux 5** et **6**. Le modèle neuronal-RBF est plutôt mieux placé du point de vue temps d'apprentissage et même de taux de reconnaissance, ce qui lui confère l'avantage d'une intégration dans un système de contrôle dynamique. L'enrichissement de la base de données peut faire une amélioration en matière de taux de reconnaissance, ce qui laisse envisager son intégration dans un système de surveillance en continu permettant la collecte en permanence des données supervisées par un expert.

Etant donné que le modèle neuronal-RBF est retenue comme étant le meilleur choix, elle est appliquée dans ce cadre pour effectuer une classification multi-classe. L'impact de ce résultat est important sur les plans, aussi bien technique (temps d'apprentissage plus faible), qu'économique (nombre réduit de capteurs). Les caractéristiques affichées dans les **tableaux 5** et **6** soulignent l'intérêt théorique et pratique de deux modèles pour ce type d'application.

III.4.7. Localisation d'ombrage partiel sur les panneaux photovoltaïques

La localisation de défaut consiste souvent en un test logique qui nous permet d'isoler le défaut. L'objectif donc de cette partie est de développer un algorithme de localisation de défauts (défaut d'ombrage) qui joue le rôle d'un superviseur dans un champ photovoltaïque.

Cet algorithme est implémenté sous MATLAB /SIMULINK et les résultats obtenus sont commentés

✓ Procédure

Pour localiser le défaut, nous examinerons et analyserons les puissances, tensions et courants obtenus afin d'identifier les symptômes potentiels qui permettent de retracer l'emplacement du défaut.

Puis nous identifierons 3 groupes de défauts à partir de la base de connaissance du comportement défectueux du champ photoélectrique, traiterons les symptômes afin de classer le défaut dans l'ensemble des défauts qui lui correspondent.

Nous appliquerons l'algorithme de localisation d'ombrage partiel aux panneaux photovoltaïques dans un environnement MATLAB /SIMULINK et à trois panneaux photovoltaïques à titre d'exemple d'application.

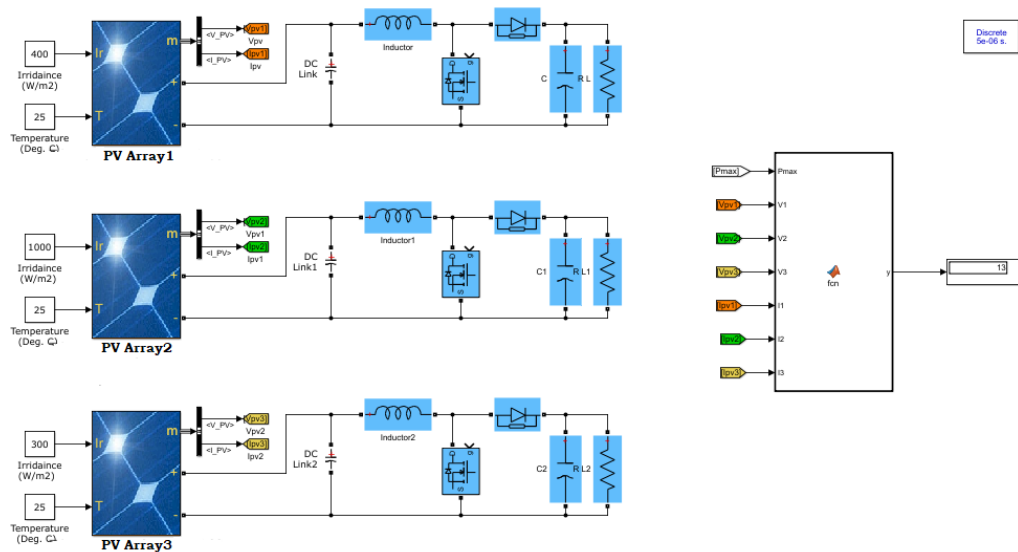


Figure III. 18 Simulation dans un environnement Matlab/simulink d'un système de positionnement d'ombrage partiel pour panneaux photovoltaïques.

Et pour compléter ce travail, la sortie de l'algorithme utilisé doit exprimer l'emplacement de l'ombrage partiel sur les panneaux photovoltaïques, et pour cela nous avons développé le tableau 7 qui précise un numéro ou un code pour chaque type d'ombrage.

La sortie de l'algorithme dépend de l'emplacement de l'ombrage et du nombre de panneaux photovoltaïques.

Dans cet exemple, nous n'avons que trois panneaux photovoltaïques et nous pouvons en ajouter beaucoup plus tout en nous assurant que l'algorithme fonctionne bien et donne des résultats précis.

Le Tableau 7 présente le tableau de signatures de défauts pour un module.

Toutes les possibilités de sites d'ombrage	Sortie de l'algorithme de localisation d'ombrage
Il n'y a pas d'ombrage sur les panneaux photovoltaïques	000
Il y a de l'ombrage sur le premier panneau photovoltaïque	001
Il y a de l'ombrage sur le deuxième panneau photovoltaïque	010
Il y a de l'ombrage sur les premier et deuxième panneaux photovoltaïques	011
Il y a de l'ombrage sur le troisième panneau photovoltaïque	100
Il y a de l'ombrage sur les premier et troisième panneaux photovoltaïques	101
Il y a de l'ombrage sur les deuxième et troisième panneaux photovoltaïques	110
Il y a de l'ombrage sur tous les panneaux photovoltaïques (1er, 2e et 3e	111

Tableau 7 Signatures de défaut pour un module PV

L'algorithme utilisé pour localiser l'ombrage partiel sur les panneaux photovoltaïques est basé sur la comparaison des puissances de sortie des panneaux photovoltaïques (P_{pv1} , P_{pv2} , P_{pv3}) avec la puissance de référence (P_{ref}) qui représente la puissance maximale du panneau photovoltaïque sans aucun ombrage (état normal). Le fonctionnement de cet algorithme est illustré dans l'organigramme suivant (Figure III.19).

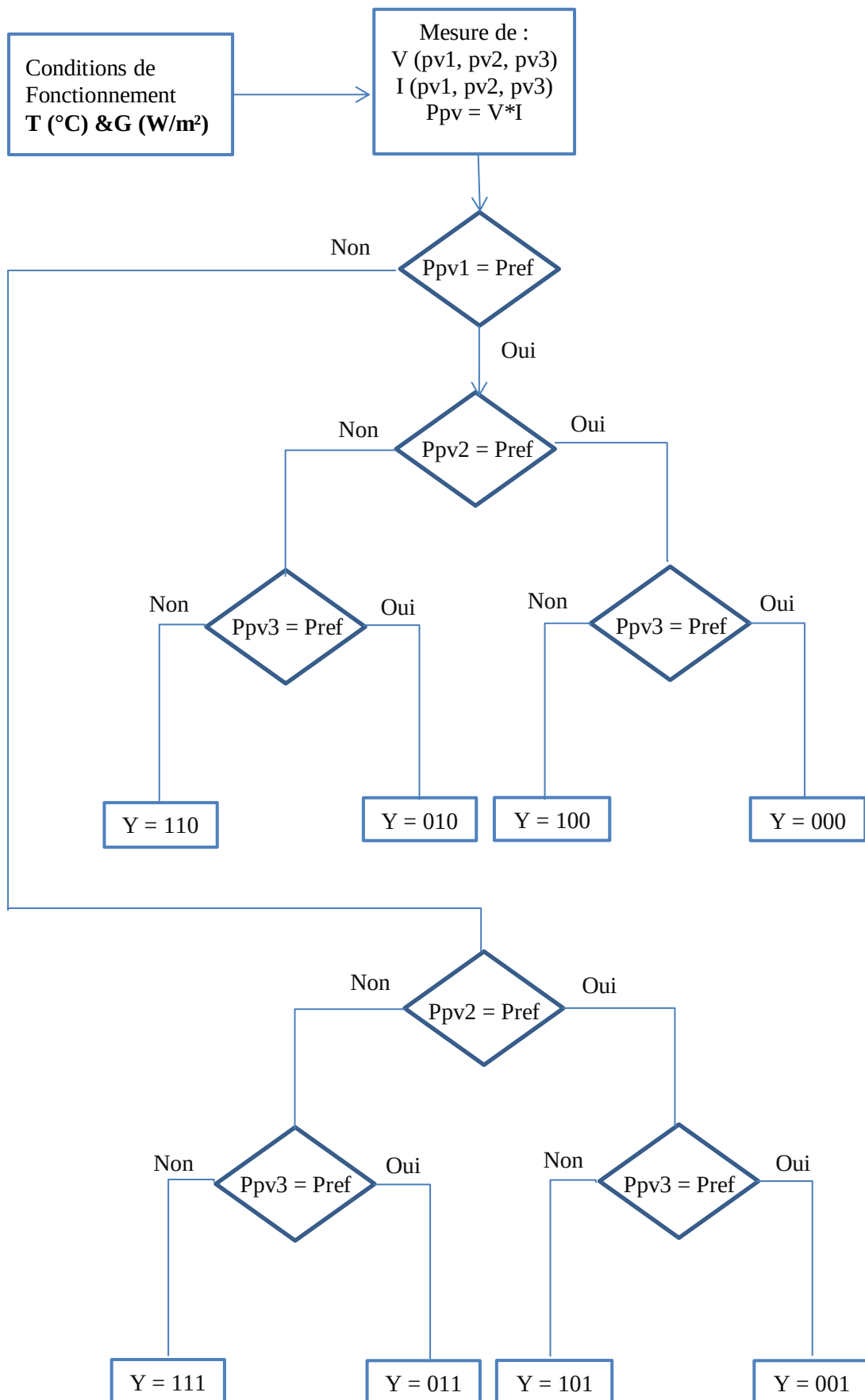


Figure III. 19 Organigramme de localisation de défaut d'ombrage partiel.

III.5. Conclusion

Ce troisième et dernier chapitre a fait l'objet d'une étude en simulation concernant la mise en œuvre de deux techniques d'apprentissage statistique MLP et neuronal-RBF appliquées dans le domaine de la détection d'ombrage partiel. Cette étude a permis la validation et l'évaluation des performances de chacune de ces méthodes présentées. Une étude comparative dans le but d'un choix décisif de la méthode la mieux adaptée à l'application a été effectuée. Les paramètres liés au taux de reconnaissance et le temps d'apprentissage sont les deux critères de comparaison. La discussion des résultats obtenus, a permis d'opter pour la technique neuronal-RBF retenue pour ses qualités et avantages adaptés au problème posé. Après le succès de la détection d'ombrages partiels sur des panneaux photovoltaïques, nous avons discuté du travail d'un algorithme pour localiser cet ombrage, qui a fourni des résultats précis et satisfaisants.

Conclusion Générale

Conclusion Générale

Le travail de recherche présenté dans ce mémoire porte sur l'étude des réseaux de neurones artificiels et à base radiale : MLP et neuronal-RBF respectivement, appliquée à la reconnaissance de formes dans le domaine de la détection et de la localisation de l'ombrage partiel sur les panneaux photovoltaïques. Dans l'objectif de découvrir laquelle des techniques est la plus efficace, dans ce domaine à partir d'une étude comparative. A cet effet, notre modeste travail peut être considéré comme une contribution aux solutions proposées, pour résoudre des problèmes d'intérêt stratégique à préoccupation nationale, utilisant des outils modernes à base de techniques avancées.

Cette étude a été structurée autour de trois chapitres essentiels. Le premier consacré à une introduction générale au domaine des panneaux photovoltaïques, il a permis de présenter des généralités ainsi que les différentes méthodes de contrôle et de surveillance employées. Dans le second, Nous avons parlé de la théorie de ces méthodes citées auparavant (MLP et neuronal-RBF) de la classification multi-classe de données à apprentissage statistique supervisé. Nous avons traité de la définition et les caractéristiques de ces méthodes et leur mode de fonctionnement. Enfin le troisième et dernier chapitre, a fait l'objet d'une étude en simulation concernant la mise en œuvre de ces deux modèles d'apprentissage statistique appliqués dans le domaine de la détection et de la localisation de l'ombrage partiel sur les panneaux photovoltaïques. Cette étude a permis la validation et l'évaluation des performances de chacune des méthodes présentées. Une étude comparative dans le but d'une sélection de la méthode la mieux adaptée à l'application proposée a été effectuée. Les paramètres liés au taux de reconnaissance et temps d'apprentissage, ont été les facteurs pertinents qui ont permis d'évaluer les méthodes étudiées.

Pour ce faire, nous avons pris une base de données à partir d'une simulation utilisant le logiciel Matlab/Simulink.

Les réseaux de neurones artificiels et à fonctions à base radiales sont les réseaux choisis pour cette application. La classification supervisée obtenue en combinant les deux techniques de reconnaissance de formes appliquées au domaine de la détection et de la localisation de l'ombrage partiel sur les panneaux photovoltaïques. Les deux méthodes exposées lors de cette étude présentent de bonnes performances en matière de taux de reconnaissance. Un intérêt d'usage et d'application de ces techniques dans ce domaine est donc bien justifié. Donc pour cela on trouve une validation et une bonne

adéquation de la classification multi- classes pour un modèle intelligent telle que l'algorithme d'apprentissage et de généralisation. Le réseau neuronal-RBF est le mieux placé pour cette application. Le modèle MLP ne dispose pas en fait de règles bien présentes pour fixer le nombre de neurones cachés (et donc la complexité du modèle), ce qui présente un souci majeur pour l'obtention d'une architecture optimale. Le temps de calcul imparti à la phase d'apprentissage est très court, ce qui lui confère l'avantage d'une intégration dans un système de surveillance dynamique. Il faut toutefois souligner le fait que le principal souci pour l'application de ce type de modèle, est l'obtention d'un réseau « optimal ».

Plusieurs perspectives peuvent être envisagées, d'une part concernant la méthode de classification, qui peut être complémenté avec l'utilisation d'autres algorithmes en parallèle, d'autres part concernant l'entrée du système en ajoutant de nouveaux capteurs en entrée pour des paramètres non mesurable en continu; des capteurs logiciels entre autres.

Références Bibliographiques

Références Bibliographies

- [1] K. Helali, “Modélisation d’une cellule photovoltaïque : Etude comparative,” 2012.
- [2] I. M. Abdelmoumene and K. M. Abderrahmane, “Poursuite du point de puissance maximale d’un système photovoltaïque,” Mémoire de Master, 2016.
- [3] B. Djamel and B. El-abbes, “Commande MPPT pour les systèmes photovoltaïques en utilisant l’optimisation par essaim de particules,” Mémoire de Master, 2013.
- [4] S.Gorjian and A.SHUKLA, “Photovoltaic Solar Energy Conversionshukla,” pp. 68–70, 1377.
- [5] C. D. Riverola A, Vossier A, Nanomaterials for solar cell applications. 2019.
- [6] M. V. Anne Labouret, “ENERGIE SOLAIRE Photovqltalque 3eme Edition,” 2007.
- [7] A. R. Aziz Toulait, “Modélisation et simulation sous MATALAB / SIMULINK d’un d’un système photovoltaïque adapté par une commande MPPT,” 2014.
- [8] C. Cai *et al.*, “Enhanced hole extraction by NiO nanoparticles in carbon-based perovskite solar cells,” *Electrochim. Acta*, vol. 312, pp. 100–108, 2019.
- [9] W. Liu *et al.*, “Efficient perovskite solar cells fabricated by manganese cations incorporated in hybrid perovskites,” *J. Mater. Chem. C*, vol. 7, no. 38, pp. 11943–11952, 2019.
- [10] K. Wang *et al.*, “Efficient perovskite solar cells by hybrid perovskites incorporated with heterovalent neodymium cations,” *Nano Energy*, vol. 61, no. April, pp. 352–360, 2019.
- [11] J. Muller, “Simulation , fabrication et analyse de cellules photovoltaïques à contacts arrières interdigités,” 2005.
- [12] B. Seif *et al.*, “Effet de l’ombrage sur un système de pompage photovoltaïque,” no. 3, pp. 1–6, 2016.
- [13] A. T. Singo, “Système d'alimentation photovoltaïque avec stockage hybride pour l'habitat énergétiquement autonome Akassewa Tchapo Singo To cite this version : HAL Id : tel-01748214 soutenance et mis à disposition de l’ensemble

- de la Contact : ddoc-theses-contact@,” 2018.
- [14] C. Cabal, “Optimisation énergétique de l ’ étage d ’ adaptation électronique dédié à la conversion photovoltaïque Cedric Cabal To cite this version : HAL Id : tel-00357487,” 2009.
 - [15] N. Pr, E. Belghachi, H. Cheknane, A. Ali, and G. Professeur, “Contribution à la modélisation d’une cellule solaire,” pp. 2008–2009, 2009.
 - [16] M. Benhaddouche et N. Fatima, “La Commande D’un Système Photovoltaïque D’un Satellite,” 2013.
 - [17] X. L. Dang and J. Thomas, “Contribution à l ’ étude des systèmes PV / Stockage distribués : impact de leur intégration à un réseau fragile To cite this version : HAL Id : tel-01207633,” 2015.
 - [18] C. Touzet, “Les Reseaux de Neurones Artificiels, Introduction au Connexionnisme,” 2016.
 - [19] M. Hatem, “Les réseaux de Neurones formels Et Les systèmes Neuro-Flous Soutenu Pour l’apprentissage par renforcement,” 2008.
 - [20] A. Djokhrab, “Planification et Optimisation de Trajectoire d’un Robot Manipulateur à 6 D. D. L. par des Techniques Neuro-Floues,” *Thesis.Univ-Biskra.Dz*, 2015.
 - [21] A. Zergaoui and A. Bennia, “Identification and control of an asynchronous machine using neural networks,” *Proc. IEEE Int. Conf. Electron. Circuits, Syst.*, vol. 2, pp. 1043–1046, 1999.
 - [22] B. Asma, “Lda et rna pour la predection de la vitesse du vent,” 2017.
 - [23] C. L. Charik Khalissa, “Approche Filtre par la sélection de données multi-sensorielles pour l’aide au diagnostic médical,” 2020.
 - [24] H. El Badaoui, A. Abdallaoui, and S. Chabaa, “Corresponding Author: Hicham EL BADAOUI 55 Perceptron Multicouches et réseau à Fonction de Base Radiale pour la prédiction du taux d’humidité [Multilayer Perceptron and Radial Basis Function network to predict the moisture],” *Int. J. Innov. Sci. Res.*, vol. 5, no. 1, pp. 55–67, 2014.
 - [25] M. Fayçal, “Modélisation par Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) et commande Prédictive non linéaire d’une station de production d’eau froide

- Option,” 2010.
- [26] R. Khenfer, “Détection et isolation de défauts combinant des méthodes à base de données appliquées aux systèmes électro-énergétiques,” p. 126, 2015.
- [27] T. Fuyuki, H. Kondo, T. Yamazaki, Y. Takahashi, and Y. Uraoka, “Photographic surveying of minority carrier diffusion length in polycrystalline silicon solar cells by electroluminescence,” *Appl. Phys. Lett.*, vol. 86, no. 26, pp. 1–3, 2005.
- [28] S. Petibon, “Nouvelles architectures distribuées de gestion et de conversion de l’énergie pour les applications photovoltaïques,” p. 145, 2009.
- [29] R. Kadri, H. Andrei, J. P. Gaubert, T. Ivanovici, G. Champenois, and P. Andrei, “Modeling of the photovoltaic cell circuit parameters for optimum connection model and real-time emulator with partial shadow conditions,” *Energy*, vol. 42, no. 1, pp. 57–67, 2012.
- [30] S. Roy Chowdhury and H. Saha, “Maximum power point tracking of partially shaded solar photovoltaic arrays,” *Sol. Energy Mater. Sol. Cells*, vol. 94, no. 9, pp. 1441–1447, 2010.
- [31] B. Estibals, “Contribution à l’amélioration des chaînes de conversion photovoltaïques par l’introduction d’architectures distribuées,” *These Dr. Univ. Paul Sabatier-Toulouse III*, 2010.
- [32] Y. Lembeye *et al.*, “Module photovoltaïque et ombrages : étude et intégration d’une structure d’équilibrage,” 2010.