



الجمهورية الديمقراطية الجزائرية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire



وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche
scientifique

جامعة 20 أوت 1955 – سكيكدة
Université 20 Août 1955 – SKIKDA

Faculté de Technologie
Département de Pétrochimie

Mémoire

En vue d'obtention du diplôme de master

Filière : Industries Pétrochimiques

Spécialité : Automatisation et contrôle industriel

THÈME :

***Modélisation et contrôle du MPPT d'un Système
Photovoltaïque autonome en utilisant les réseaux de
neurones artificiels.***

Réalisé par : M^{elle} Terniche Thanina

Soutenu devant le jury :

Président

Rapporteur CHETTAH Chouaib MCA Université 20 Août 1955- Skikda

Examineur

Année universitaire 2022/2023

REMERCIEMENTS

Je remercie Allah de m'avoir donné la force et le courage pour réaliser ce modeste travail.

Toute ma gratitude et mes sincères remerciements vont à mon promoteur Dr Chettaf Chouaib pour m'avoir encadrée et aidée à mener cette étude à terme, pour l'ensemble de ses qualités professionnelles ainsi que ses qualités humaines, son extrême patience et ses orientations qui m'ont permis de surmonter les obstacles rencontrés.

J'adresse mes plus vifs remerciements à l'ensemble de l'équipe pédagogique, qui nous a suivis durant notre cursus universitaire et qui nous a transmis toutes les connaissances nécessaires à notre apprentissage.

Enfin, mes remerciements vont aux membres de jury et à tous ceux qui ont contribué, de près ou de loin, à l'élaboration de ce travail.

DEDICACES

*Toutes les lettres ne sauraient trouver les mots qu'il faut...
Tous les mots ne sauraient exprimer la gratitude l'amour, le respect, la
reconnaissance...*

Aussi, c'est tout simplement que

*Je dédie ce travail à mes chers parents, Kaci et Fettouma, pour tous leurs sacrifices,
leur soutien et leurs prières depuis mon enfance, j'espère qu'il soit l'exaucement de
vos vœux,*

*Puisse Allah vous procurer bonne santé, longue vie, faire en sorte que jamais je ne
vous déçoive et que votre bénédiction m'accompagne toujours.*

Mes dédicaces vont :

*A ma grand-mère paternelle Djouhra qui n'est plus avec nous aujourd'hui qu'Allah
l'accueille dans son vaste paradis*

A ma très chère tante Ourdia.

*A mes sœurs Anissa et Kahina et leurs époux et spécialement à ma chère Nadia. A
mes frères Idir, Hacem, Mokrane et notre cadet Massinissa.*

*A mes neveux et nièces : Aymen, Ilyas, Iyad, Younes et Soulaïmane et mes
adorables petites princesses Douâa, Mariem et Asma.*

*A mon fiancé Mourad, pour son aide et son soutien, sa compréhension et ses
encouragements. Mourad, je te souhaite une vie pleine de bonheur, de prospérité et
que Dieu te protège.*

*A mes tantes Fatma, Djedjiga, Dahbia, Zahra, Malha, Fatiha, Djamilia, Hassina
et leurs époux, mon oncle Boudjemâa et son épouse.*

A mes cousins et cousines de l'aîné Mohamed jusqu' au petit Zakaria.

A mes chères meilleures amies Mayssa, Céline, Thassaadith, Yousra, Aya je vous souhaite du bonheur et de la réussite qu'Allah vous garde pour moi.

A toutes mes amies : Ayat, Ilham, Malek, Hanane, Kaouthar....

TERNICHE Thanina

Résumé :

Ce mémoire se concentre sur l'étude comparative des techniques de commande MPPT (maximum power point tracking) pour les systèmes PV. Etant donné les caractéristiques électriques non linéaires des cellules PV et leurs dépendances aux paramètres environnementaux, les techniques MPPT sont utilisées pour maximiser l'efficacité énergétique des systèmes PV en suivant le point de puissance maximale. Dans cet étude trois techniques MPPT sont évaluées : la méthode P&O, la méthode de la logique floue et la méthode de RNA. L'objectif est d'analyser, simuler et comparer ces techniques dans des conditions de fonctionnement variables pour évaluer leurs performances respectives. Pour ce faire les modèles mathématiques des composants du système PV (GPV, convertisseur DC/DC, charge) ont été développés. D'après les résultats obtenus à l'aide de l'outil MATLAB/SIMULINK, les performances de la commande MPPT basée sur les réseaux de neurones artificiels sont bien meilleure que ceux du contrôleur P&O et du contrôleur MPPT floue. Les conclusions fournissent des informations précieuses pour les concepteurs et les opérateurs des systèmes PV, en mettant en évidence les avantages des approches basées sur les RNA pour améliorer l'efficacité énergétique.

Mots clés : PV, convertisseur DC-DC, MPPT, P&O, logique floue, RNA, MATLAB/SIMULINK

Sommaire

Remerciements.....	i
Dedicaces	ii
Sommaire	i
Liste des figures	iv
Liste des tableaux.....	vii
INTRODUCTION GENERALE	1
Chapitre I : Généralités sur les systèmes photovoltaïques	
I.1. INTRODUCTION	3
I.2. HISTORIQUE	3
I.3. L'ENERGIE SOLAIRE.....	5
I.4. L'EFFET PHOTOVOLTAÏQUE	6
I.6. MODELE MATHEMATIQUE ET FORMULATION	8
I.6.1. Le modèle simplifié	10
I.6.1. Expression de la tension V.....	10
I.7.CARACTERISTIQUES ELECTRIQUES D'UNE CELLULE PHOTOVOLTAÏQUE	10
I.7.1. La courbe courant-tension.....	10
I.7.2. Etude de sensibilité spectrale	13
I.8. L'INFLUENCE DES DIFFERENTS PARAMETRES DE LA CELLULE SOLAIRE SUR SON RENDEMENT	16
I.8.1. L'influence de l'éclairement.....	16
I.8.3. L'influence de la résistance série.....	18
I.8.4. L'influence de la résistance Shunt.....	18
I.9. TYPES DES CELLULES PV.....	19
I.9.1. Cellule en silicium poly cristallin	19
I.9.2.Cellule en silicium monocristallin	20
I.10. COMPOSANTE DE SYSTEME PV	21
I.10.1. Générateur.....	22
I.10.2. Batteries	22
I.10.3. Onduleur	22
I.10.4. Régulateur	23
I.10.5. La charge.....	23
I.10.6. Câblage	23
I.11. CONSTITUTION D'UN GENERATEUR PHOTOVOLTAÏQU.....	24
I.12. ASSOCIATION DES CELLULES / MODULES PHOTOVOLTAÏQUES	25
I.12.1. Association série	25
I.12.2. Association Parallèle.....	25
I.12.3. Association mixte.....	26
I.13. DIFFERENTS TYPES DE SYSTEMES PHOTOVOLTAÏQUES	27
I.13.1. Les systèmes autonomes	27
I.14. LES AVANTAGES ET INCONVENIENTS DE L'ENERGIE PHOTOVOLTAÏQUE	28
I.14.1. Les avantages de l'énergie solaire photovoltaïque	28

I.14.2. Les inconvénients de l'énergie solaire photovoltaïque.....	28
--	----

Chapitre II : Techniques de MPPT et les réseaux de neurones

II.1. INTRODUCTION.....	30
II.2. NEURONE ARTIFICIEL.....	30
II.3. FONCTIONS D'ACTIVATIONS.....	31
II.4. DOMAINES D'APPLICATION DES RNA.....	32
II.5. LES TYPES DE RNA.....	32
II.5.1. Les réseaux de neurones non bouclés.....	32
II.5.1.1. Réseaux de neurones monocouches.....	32
II.5.1.2. Réseau Multicouche.....	33
II.5.1.3. Réseau à Connexions Locales.....	33
II.5.1.4. Réseau à Connexion Complète.....	33
II.5.2. Les réseaux de neurones bouclés.....	34
II.5.2.1. Réseau à Connexions Récurrentes.....	34
II.6. LE MODELE DE PERCEPTRON.....	35
II.6.1. Le Perceptron Multicouches (MLP).....	35
II.6.1.1. Structure du réseau MLP.....	35
II.7. CARACTERISTIQUES DES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS.....	36
II.8. L'APPRENTISSAGE DES RESEAUX DE NEURONES.....	36
II.8.1. Apprentissage supervisé.....	36
II.8.2. Apprentissage par pénalité /récompense (renforcement).....	37
II.8.3. Apprentissage non supervisé.....	37
II.9. TECHNIQUES D'APPRENTISSAGE DES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS.....	38
II.9.1. L'algorithme de la rétro propagation du gradient d'erreur (back-propagation).....	38
II.9.2. Présentation de l'algorithme de rétro propagation.....	39
II.10. CALCUL DE LA SORTIE D'UN RESEAU DE NEURONES.....	42
II.11. LES CONVERTISSEURS DC-DC.....	42
II.10.1. Convertisseur statique (hacheur Boost).....	43
II.11. REGULATION.....	44
II.12. COMMANDE MPPT.....	45
II.13. SYSTEME PHOTOVOLTAÏQUE CONTROLE PAR MPPT.....	45
II.14. TECHNIQUES DE POURSUITE DU POINT DE PUISSANCE MAXIMALE.....	46
II.14.1. Algorithme Perturber et observer, 'P&O'.....	46
II.14.2. Algorithme Incrément de la conductance, 'INC'.....	49
II.14.3. Algorithme à base de la mesure d'une fraction de la tension, V_{oc}	52
II.14.4. Algorithme à base de la mesure d'une fraction du courant I_{cc}	52
II.14.5. Algorithme à base de la logique floue.....	53
II.15. CONCLUSION.....	55

Chapitre III : Simulations et resultats

III.1. INTRODUCTION.....	57
III.2. SIMULATION DU SYSTEME PHOTOVOLTAÏQUE.....	57
III.3 SIMULATION DE LA COMMANDE MPPT (P&O).....	59
III.3.1. Simulation sous des conditions climatiques stables.....	60

III.3.2. Fonctionnement sous des conditions climatiques variables	61
III.4. SIMULATION AVEC LA COMMANDE MPPT FLOUE.....	62
III.4.1 Simulation sous des conditions climatiques stables	63
III.4.2. Fonctionnement sous des conditions climatiques variables	63
III.5. SIMULATION DE LA COMMANDE MPPT A BASE DE RESEAU DE NEURONE.....	65
III.5.1. Méthodologie pour la conception d'un réseau de neurones performant	65
III.5.2. Simulation sous des conditions climatiques stables	69
III.5.3. Fonctionnement sous des conditions climatiques variables	70
III.6. COMPARAISON DES METHODES	72
III.7. ANALYSE DES RESULTATS ET DISCUSSION.....	72
III.8. CONCLUSION	73
CONCLUSION GÉNÉRALE	74
RÉFÉRENCES.....	75

Liste des figures

Figure I.1 : Capacités annuels mondiaux d'énergie solaire photovoltaïque, 2011–2020.....	4
Figure I.2 : Capacité installée d'énergie solaire par les grands pays du monde en GW, 2021.....	5
Figure I.3 : Principe de conversion photovoltaïque	6
Figure I.4 : Caractéristiques d'une jonction PN polarisée sous différents éléments (E).....	8
Figure I.5 : Schéma électrique équivalent d'une cellule PV.....	8
Figure I.6 : Caractéristiques densité de courant en fonction de la tension d'une cellule PV dans l'obscurité et sous illumination.....	11
Figure I.7 : Réponse spectrale d'une cellule amorphe et d'une cellule cristalline.....	13
Figure I.8 : IQE (a) et réponse spectrale (b) d'une cellule au silicium amorphe caractérisée Au LGEP.....	15
Figure I.9 : Caractéristique I (V) d'un GPV pour différents éclairagements (par outil MATLAB /Simulink).....	16
Figure I.10 : Courbe de puissance d'un GPV Pour différents éclairagements (par outil MATLAB /Simulink).....	16
Figure I.11 : Influence de la température sur la caractéristique I (V) (par outil MATLAB /Simulink).....	17
Figure I.12 : Influence de la température sur la caractéristique P (V) (par outil MATLAB /Simulink).....	17
Figure I.13 : Influence de la résistance série sur la caractéristique I (V) (par outil MATLAB /Simulink).....	18
Figure I.14 : Influence de la résistance série sur la caractéristique P (V) (par outil MATLAB /Simulink).....	18
Figure I.15 : Influence de la résistance shunt sur la caractéristique I(V) (par outil MATLAB/Simulink).....	19
Figure I.16 : Influence de la résistance shunt sur la caractéristique P(V) (par outil MATLAB/Simulink).....	19
Figure I.17 : Cellules poly cristallines.....	20
Figure I.18 : Cellules monocristallines.....	20
Figure I.19 : Cellules Couches minces (Amorphes).....	21
Figure I.20 : Les différents composants d'un système photovoltaïque autonome.....	21
Figure I.21 : De la cellule au champ photovoltaïque.....	22
Figure I.22 : Régulateur autonome.....	23
Figure I.23 : Schématisation d'un GPV élémentaire avec diodes by-pass et diode anti-retour.....	25
Figure I.24 : Caractéristique résultante d'un groupement en série des 3 modules identiques (Par outil MATLAB / Simulink).....	25
Figure I.25 : Caractéristique résultante d'un groupement en parallèle des 3 modules identiques (par outil MATLAB/Simulink)	26
Figure I.26 : Caractéristique résultante d'un groupement hybride des 3 modules en série et 3 modules en parallèle, identiques (par outil MATLAB/Simulink)	26
Figure I.27 : Les différents types de systèmes photovoltaïques autonomes.....	27
Figure II.1 : Mise en correspondance neurone biologique / neurone artificiel.....	30
Figure II.2 : Le modèle d'un neurone artificiel.....	31

Figure II.3 : Schéma d'un réseau de neurones monocouche.....	32
Figure II.4 : Le réseau multicouche.....	33
Figure II.5 : Le réseau à connexion locale.....	33
Figure II.6 : Le réseau à connexion complète.....	34
Figure II.7 : Le réseau récurrent.....	34
Figure II.8 : Réseau recurrent «with self-feed-back».....	34
Figure II.9 : Principe de l'apprentissage supervisé.....	37
Figure II.10 : Schéma bloc de l'apprentissage non supervise d'un réseau de neurone.....	38
Figure II.11 : Apprentissage des réseaux de neurone par l'algorithme de rétro propagation.....	39
Figure II.12 : Algorithme de rétro propagation.....	40
Figure II.13 : Schéma de l'hacheur survolteur.....	43
Figure II.14 : Principe de régulation.....	44
Figure II.15 : Signal PWM.....	44
Figure II.16 : Obtention d'un signal MLI (PWM).....	45
Figure II.17 : Schéma synoptique du système PV contrôlé par MPPT.....	46
Figure II.18 : Le fonctionnement de l'algorithme PO.....	47
Figure II.19 : schéma block de l'algorithme (P&O).....	47
Figure II.20 : Organigramme de l'algorithme 'P&O'.....	48
Figure II.21 : Divergence de la commande PO lors de variation d'irradiation.....	49
Figure II.22 : Principe de la méthode IC.....	49
Figure II.23 : Organigramme de l'algorithme 'INC'.....	51
Figure II.24 : Programme et schéma bloc de la technique INC.....	51
Figure II.25 : Organigramme de l'algorithme FCO.....	52
Figure II.26 : Organigramme de l'algorithme FCC.....	53
Figure II.27 : Schéma bloc de l'algorithme à base de la logique floue.....	53
Figure II.28 : Les sous-ensembles pour les entrées (a) E, (b) CE et la sortie (c) C.....	54
Figure II.29 : Représentation de la commande MPPT avec la logique floue.....	55
Figure III.1 : les caractéristiques de la cellule PV.....	57
Figure III.2 : Courbe des caractéristiques du I-V et P-V du panneau pour une irradiation variable.....	58
Figure III.3 : Courbe des caractéristiques du I-V et P-V du panneau solaire sous une température variable.....	58
Figure III.4 : Le script MATLAB du P&O.....	59
Figure III.5 : Schéma MATLAB /SIMULLINK d'un Système PV avec la commande P&O.....	60
Figure III.6 : Puissance de sortie du GPV (MPPT P&O).....	60
Figure III.7 : Puissance de sortie du GPV (MPPT P&O) en fonction de la variation de l'éclairement.....	61
Figure III.8 : Puissance de sortie du GPV (MPPT P&O) en fonction de la variation de la température.....	62
Figure III.9 : Schéma MATLAB SIMULINK de la commande MPPT floue.....	62
Figure III.10 : Schéma MATLAB /SIMULLINK d'un Système PV avec la commande Floue.....	63
Figure III.11 : Puissance de sortie du GPV (MPPT floue).....	63
Figure III.12 : Puissance de sortie du GPV (MPPT floue) en fonction de la variation de l'éclairement.....	64
Figure III.13 : Puissance de sortie du GPV (MPPT floue) en fonction de la variation de la température.....	64

Figure III.14 : Le script MATLAB du commande RNA.....	66
Figure III.15 : La création de RNA.....	66
Figure III.16 : Le choix des données pour l’entrainement de réseau.....	67
Figure III.17 : architecture du RNA pour la commande MPPT.....	67
Figure III.18 : résultat d’apprentissage du réseau.....	68
Figure III.19 : schéma Bloc du réseau de neurone artificielle dans SIMULINK.....	68
Figure III.20 : Schéma de simulation pour la commande MPPT par la méthode RNA.....	69
Figure III.21 : Courant de sortie du GPV (MPPT RNA).....	69
Figure III.22 : Tension de sortie du GPV (MPPT RNA).....	70
Figure III.23 : Puissance de sortie du GPV (MPPT RNA).....	70
Figure III.24 : Puissance de sortie du GPV (MPPT RNA) en fonction de la variation de l’éclairement	71
Figure III.25 : Puissance de sortie du GPV (MPPT RNA) en fonction de la variation de la température	71

Liste des tableaux

Tableau II.1 : L'analogie entre les neurones biologiques et les neurones artificiels.....	30
Tableau II.2 : Fonctions d'activations.....	31
Tableau II.3 : Complexité de chaque type de convertisseur DC-DC.....	42
Tableau II.4 . Tableau de vérité de l'algorithme « perturbation & observation »	47
Tableau II.5 : Règles d'inférence.....	55
Tableau III.1 . Paramètres du convertisseur DC/DC BOOST.....	62
Tableau III.2 : Tableau de comparaison entre les trois méthodes.....	72

INTRODUCTION GENERALE

INTRODUCTION GENERALE

En raison de la croissance économique et démographique mondiale, la consommation d'énergie, en particulier d'électricité, augmente de jour en jour, ce qui représente un défi pour les années à venir.

L'épuisement des ressources fossiles à plus ou moins long terme, la flambée des prix du pétrole due à la croissance perpétuelle de la demande par rapport à l'offre, et la lutte contre les émissions de gaz à effet de serre rendent urgente la maîtrise de la consommation et la diversification des sources d'énergie, notamment par l'utilisation et le développement des énergies renouvelables [1].

Les énergies renouvelables, également appelées énergies vertes ou propres, désignent un ensemble de moyens de production d'énergie à partir de ressources théoriquement illimitées, parmi lesquelles figure l'énergie solaire.

Le rayonnement solaire est la ressource énergétique la mieux répartie sur la Terre et la plus abondante : la quantité d'énergie solaire captée par la planète pendant une heure pourrait suffire à couvrir les besoins énergétiques mondiaux pendant un an. Ce rayonnement peut être exploité pour produire de la chaleur ou être converti directement en électricité grâce à l'effet photovoltaïque.

Des recherches scientifiques se développent dans le but de généraliser, d'améliorer et d'optimiser l'exploitation des systèmes solaires. Cela repose sur des critères de dimensionnement et de maximisation de la puissance générée pour obtenir un bon rendement [2,3].

La commande électrique des systèmes photovoltaïques consiste en l'élaboration de topologies de convertisseurs statiques et dans le développement d'algorithmes de commande MPPT (Maximum Power Point Tracking) pour capturer au mieux la puissance maximale, c'est-à-dire pour tirer le maximum d'énergie des modules PV.

Les systèmes PV génèrent une puissance qui dépend des variations des conditions climatiques, telles que l'ensoleillement, la température des panneaux et les variations de charge, ce qui rend l'implémentation de ces méthodes très compliquée. Par conséquent, une technique de recherche du point de puissance maximale (PPM) destinée à contrôler le rapport cyclique du convertisseur DC/DC est nécessaire pour garantir un fonctionnement optimal de la chaîne PV dans différentes conditions d'exploitation.

Il existe plus de trente techniques MPPT qui ont pour but de maximiser la puissance délivrée par le panneau photovoltaïque en poursuivant continuellement le point de puissance maximale, ce qui n'est pas évident à atteindre. En effet, des travaux de recherche se poursuivent encore pour rendre ces méthodes plus efficaces. C'est dans cette optique que s'inscrit ce thème de recherche.

Dans ce travail, nous développons une méthode intelligente et innovante de technique MPPT dans le but de poursuivre le point de puissance maximale, ainsi que d'améliorer les réponses obtenues avec les algorithmes classiques, quelles que soient les variations des conditions climatiques, même dans les cas les plus défavorables.

Ce mémoire est présenté en trois chapitres principaux :

- Le premier chapitre : Présentation des généralités sur l'énergie photovoltaïque, ses avantages et inconvénients, les composants du système photovoltaïque et les moyens de le protéger contre tout dysfonctionnement.
- Le deuxième chapitre : Présentation des généralités sur les réseaux de neurones artificiels et développement d'une commande MPPT basée sur cette méthode dans le but de poursuivre le point de puissance maximale [4,5].
- Le troisième chapitre : L'application et la simulation de la méthode des réseaux de neurones artificiels (RNA) à l'aide du logiciel MATLAB/SIMULINK [6,7]. Ensuite, nous comparerons les résultats obtenus avec les algorithmes classiques déjà développés [8-10].

CHAPITRE I :
GÉNÉRALITÉS SUR LES SYSTÈMES
PHOTOVOLTAÏQUES

I.1. INTRODUCTION

L'énergie solaire photovoltaïque est largement utilisée comme source d'énergie renouvelable. Elle repose sur la conversion directe de rayonnement électromagnétique en électricité grâce à l'effet photovoltaïque. Ce processus de conversion d'énergie se produit au sein d'une cellule dite photovoltaïque (PV) lorsque sa surface est exposée à la lumière. La tension générée dépend du matériau utilisé pour la fabrication de la cellule.

Dans ce chapitre, nous abordons les concepts fondamentaux de l'effet photovoltaïque, le principe de fonctionnement et la construction des cellules PV, ainsi que les avantages et les inconvénients de l'énergie solaire photovoltaïque.

I.2. HISTORIQUE

La conversion de la lumière en électricité, appelée effet photovoltaïque, a été découverte par Antoine Becquerel en **1839**.

Après **1913**, les premières cellules photovoltaïques voient le jour. Mais, ce n'est qu'en **1916** que Robert Millikan parvient à produire un courant continu.

L'utilisation de l'hélio électricité a été introduite en **1930** avec les cellules à oxyde de cuivre, puis au sélénium. Cependant, ce n'est qu'en **1954**, grâce aux travaux réalisés dans les laboratoires de la compagnie Bell Téléphone, que les premières cellules photovoltaïques au silicium ont été développées. Cela a ouvert la voie à la possibilité de fournir de l'énergie. [11]

En **1958** une avancée majeure a été réalisée par la mise au point d'une cellule ayant un rendement de 9 %. De plus, les premiers satellites ont été alimentés par ces cellules solaires, ce qui représente une étape clé dans l'utilisation de l'énergie solaire dans l'espace. [12]

Dans les années 60, les cellules PV ont été rapidement utilisées pour l'alimentation des véhicules spatiaux, notamment l'équipement de satellites spatiaux. A partir des années **1970**, les panneaux photovoltaïques ont connu un développement sur les applications terrestres et maritimes, en particulier pour l'électrification des sites isolés. [11]

A partir de **1980** des maisons PV ont été construites et en **1983** la première voiture alimentée par énergie photovoltaïque parcourt une distance de 4000 km en Australie. [12]

Pendant les années 80, la technologie photovoltaïque terrestre a connu une progression régulière par, marquée par l'installation de plusieurs centrales de quelques mégawatts. De plus, elle a devenu familière aux consommateurs grâce à de nombreux produits de faible puissance utilisant cette technologie, tels que les montres, les calculatrices, les balises radio et météorologiques, les pompes et réfrigérateurs solaires.

Le progrès des techniques de production de cellules photovoltaïques ainsi que l'augmentation des volumes de production ont entraîné, à partir des années **1990**, une baisse des prix. La production de modules se fait en Chine (près de 60 % de la production Cours Energie totale), au Japon, aux EU, en Allemagne et en Europe. La production mondiale de modules photovoltaïques est passée de 5 MW en **1982** à plus de 18GWc en **2013**. Concernant l'Algérie, le groupe algérien Condor Electronics, s'est lancé en juillet **2013** dans la production des panneaux photovoltaïques dont la puissance varie entre 70 W et 285 W et à des prix compétitifs.

Dans le cadre de la concrétisation du programme national algérien des énergies renouvelables, un projet de 400 MW en photovoltaïque a été lancé, faisant partie du programme complémentaire de production de l'électricité, prévu pour l'été **2014**. Ce projet consiste en la réalisation de 23 centrales solaires photovoltaïques, dans la région des hauts plateaux et dans la région du sud-ouest ; ainsi que dans la région du grand sud. Dans la dizaine d'années qui viendront, il est prévu la réalisation d'un parc d'énergies renouvelables de 5539 MW. L'objectif à 2030 est de 12 000 MW en énergies renouvelable pour la consommation interne d'électricité. La puissance photovoltaïque installée cumulée dans le monde a atteint 138,9 GW à la fin 2013. [11]

La croissance de l'industrie fut spectaculaire. Depuis le début des années 80, la quantité de modules photovoltaïques réalisés par an (mesurés en MW-Crêtes) a augmenté et le prix des modules (par Watt-Crête) diminuait au fur et à mesure que le nombre de modules fabriqués augmentait. [13]

La Figure I.1 donne l'évolution de la capacité annuelle mondiale d'énergie solaire photovoltaïque de 2011 à 2021, cela confirme l'augmentation exponentielle de l'énergie produite de nature photovoltaïque.

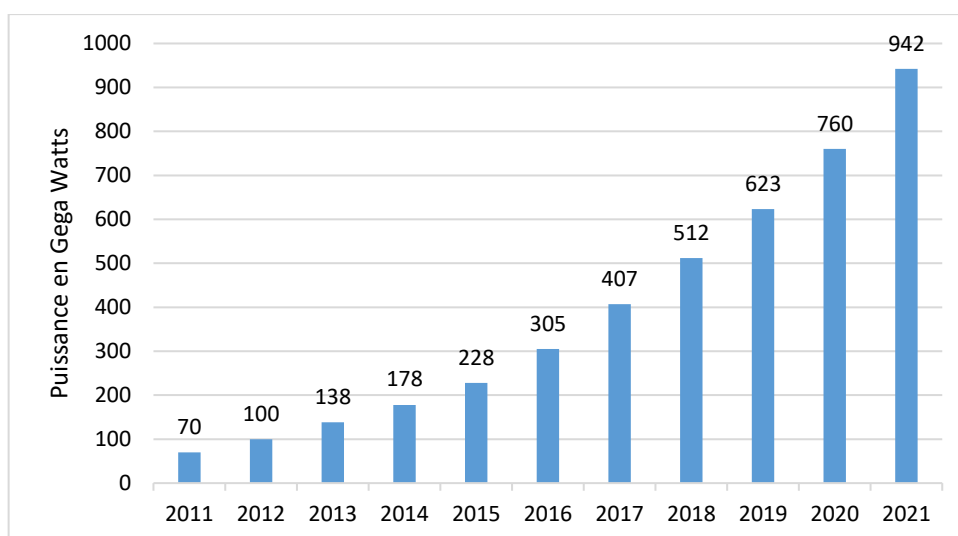


Figure I.1 : Capacités annuels mondiaux d'énergie solaire photovoltaïque, 2011–2021 [14].

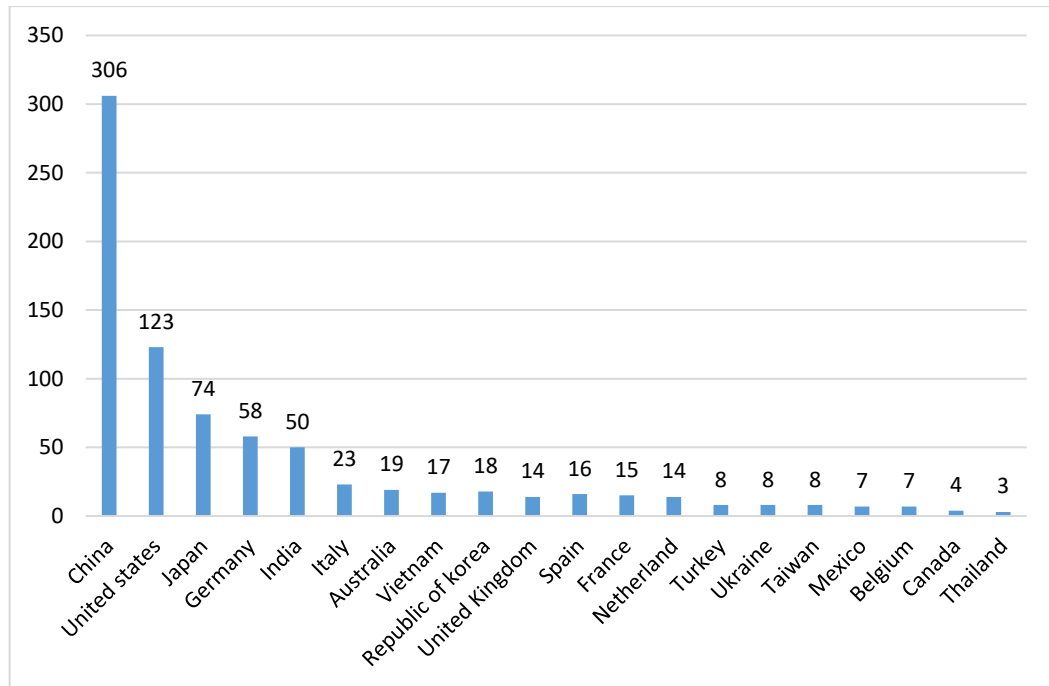


Figure I.2 : Capacité installée d'énergie solaire par les grands pays du monde en GW, 2021 [14].

I.3. L'ENERGIE SOLAIRE

Le Soleil est une étoile assimilable à une sphère, dont le diamètre est égal environ 1.4 millions de kilomètres, c'est la source d'énergie rayonnante du système solaire.

Le rayonnement solaire désigne l'ensemble des ondes électromagnétiques émises par le Soleil compris dans une bande de longueur d'onde variant de 0,22 à 10 microns (μm), il constitue la ressource énergétique la mieux partagée sur la terre et la plus abondante.

L'atmosphère terrestre reçoit ce rayonnement à une puissance moyenne de 1,37 kilowatt au mètre carré (kW/m^2). L'atmosphère en absorbe toutefois une partie, de sorte que la quantité d'énergie atteignant la surface terrestre dépasse rarement $1200 \text{ W}/\text{m}^2$. La rotation et l'inclinaison de la terre font également que l'énergie disponible en un point donné varie selon la latitude, l'heure et la saison.

Les divers phénomènes météorologiques causent des variations horaires et quotidiennes qui augmentent ou diminuent le rayonnement solaire et le rendent diffus. [15]

Un photon est une particule de lumière qui est essentiellement un paquet de rayonnement électromagnétique. Son énergie dépend de sa fréquence : Plus la fréquence est élevée plus l'énergie du photon est considérable. [16]

L'énergie d'un photon étant donnée par la relation : $E=h.c/\lambda$ [16]

h : La constante de Planck [$6.62 \cdot 10^{-34}$]. s].

c : La vitesse de la lumière [$m \cdot s^{-1}$].

λ : la longueur d'onde [m].

Ainsi, plus la longueur d'onde est courte, plus l'énergie du photon est grande. Une façon Commode d'exprimer cette énergie est : $E=1.26/\lambda$. [17]

I.4. L'EFFET PHOTOVOLTAÏQUE

Le mot photovoltaïque est formé de deux parties distinctes : le préfixe « photo », dérivé du mot grec signifiant « lumière » ou « clarté », et le suffixe « volt », en référence à Alessandro VOLTA, un pionnier dans le domaine de l'électricité.

Le principe de l'effet photovoltaïque repose sur la technologie des semi-conducteurs. Il consiste exploiter les photons pour libérer des électrons et créer ainsi une différence de potentiel entre les bornes de la cellule. Cette différence de potentiel, également appelée tension, génère un courant électrique continu.

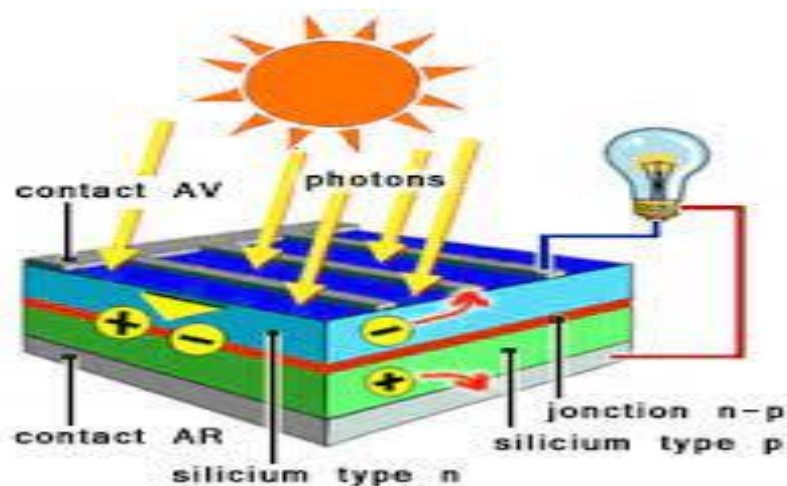


Figure I.3 : Principe de conversion photovoltaïque.

I.5. DESCRIPTION D'UNE CELLULE PHOTOVOLTAÏQUE

Pour fabriquer les cellules photovoltaïques on utilise des matériaux aux propriétés particulières : les semi-conducteurs.

Un semi-conducteur est un matériau dont la concentration en charges libres est très faible par rapport aux métaux. Pour qu'un électron lié à son atome (bande de valence) devienne libre dans un semi-conducteur et participe à la conduction du courant, il faut lui fournir une énergie minimum pour qu'il puisse atteindre les niveaux énergétiques supérieurs (bande de conduction). La cellule la plus commune d'aujourd'hui est une cellule simple au silicium de jonction PN avec un rendement qui arrive jusqu'à environ 17%. [18]

L'utilisation des semi-conducteurs est pour deux raisons ils absorbent facilement la lumière et permettent de générer un champ électrique et une tension électrique.

Ce champ électrique va être obtenu par la superposition de deux couches dopées d'un semi-conducteur en général du silicium dopé c'est-à-dire dans lesquels on introduit des éléments perturbateurs appelés impuretés qui améliore la conductivité électrique. L'une des couches de silicium est ainsi dopée en atomes de phosphore qui est un atome qui possède plus d'électrons sur sa périphérie que le silicium, l'un des électrons ne participe pas aux liaisons et est donc libre de se déplacer. Le dopage introduit dans cette couche des atomes susceptible de libérer des électrons mobiles on parle de couches N car la charge mobile est négative. L'autre couche du semi-conducteur est dopée aux bores (déficiente en électrons), le bore est un atome qui possède moins d'électrons sur sa périphérie que le silicium, il lui manque un électron pour la réalisation des liaisons, le bore va donc capter un électron dans le reste du matériau cet électron laisse derrière lui un trou d'électron qui est mobile et de charge positive. Le dopage introduit dans cette couche des atomes susceptibles de libérer des trous mobiles on parle de couches P car la charge mobile est positive.

Les électrons et les trous se déplacent par diffusion dans ces deux couches au voisinage de leur interface, la diffusion entraîne une recombinaison entre les trous et les électrons.

Ce phénomène produit une zone non neutre électriquement d'atomes de phosphore chargée positivement et une zone non neutre électriquement d'atomes de bore chargée négativement, on obtient ainsi un champ électrique au sein du semi-conducteur et cette région est appelée jonction PN et ce champ électrique s'accompagne de l'apparition d'une différence de potentiel électrique entre la zone N et la zone P.

Lorsque les rayons du soleil frappent une cellule photovoltaïque sur laquelle on a disposé deux bornes les photons de la lumière transmettent leur énergie aux électrons qui sont arrachés des atomes dans lesquels ils laissent des trous. Les électrons et les trous ainsi formés vont avoir tendance à se recombiner mais lorsque le phénomène a lieu dans ou au voisinage de la jonction PN, le champ électrique va au contraire contribuer à séparer les charges positives et négatives, les électrons sont repoussés vers la couche N les trous vers la couche P.

Les électrons cherchant à se combiner avec les trous sont alors obligés de passer par un circuit extérieur pour rejoindre les trous créant ainsi un courant électrique continue qu'on appelle le photo-courant, les électrons sont délivrés sous la tension créée dans la jonction PN que l'on appelle la photo-tension, le produit des deux correspond à la puissance électrique délivrée par la cellule qui convertit ainsi directement une partie de l'énergie lumineuse en énergie électrique. Le rapport entre l'énergie de la lumière et l'énergie électrique est appelé le rendement

de conversion de la cellule.

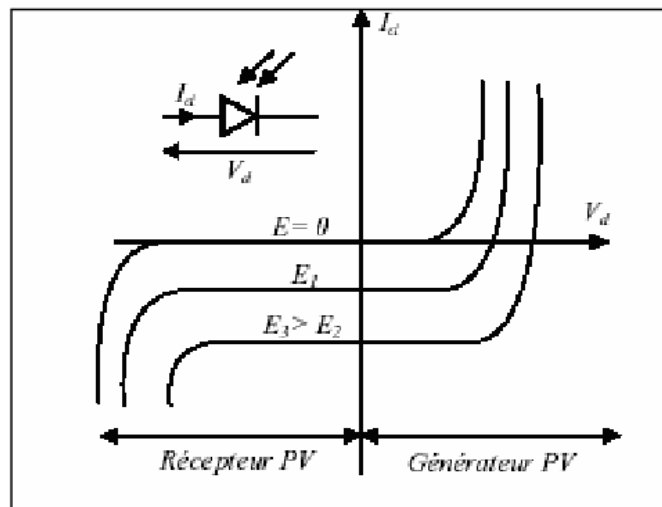


Figure I.4 : Caractéristiques d'une jonction PN polarisée sous différents éléments (E) [19].

I.6. MODELE MATHEMATIQUE ET FORMULATION

Le module photovoltaïque à une diode est caractérisé par son schéma électrique équivalent figure I.5 composé d'une :

- Source de courant qui modélise la conversion du flux lumineux en énergie électrique.
- Résistance shunt R_{sh} est une conséquence de l'état de la longueur de la périphérie de la surface de la cellule, elle dépend de la façon dont celle-ci a été réalisée.
- Résistance série R_s est la résistance interne de la cellule, elle dépend principalement de la résistance du semi-conducteur utilisé, de diverses résistances de contact et de connexion.
- Diode en parallèle qui modélise jonction PN.

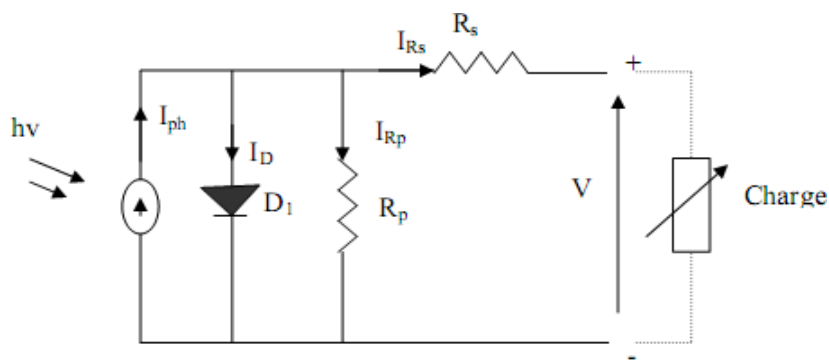


Figure I.5 : Schéma électrique équivalent d'une cellule PV.

L'équation reliant le courant délivré par une cellule PV est donnée par la loi de Kirchhoff, tel que :

$$I = I_{ph} - I_d - I_{sh} \quad (I.1)$$

Le photo-courant I_{ph} dépend de l'éclairement G et de la température ambiante de la cellule T_c , il est donné par : [20]

$$I_{ph} = [I_{cc} + K_1(T_c - T_{ref})] \cdot G \quad (I.2)$$

I_{cc} : Le courant de court-circuit à 25°C et kw/m²

K_1 : Le coefficient de température de courant de court-circuit de la cellule.

G : L'éclairement solaire, exprimé en kw/m²

T_{ref} : La température de référence, c'est la température de fonctionnement nominal de la cellule, elle est donnée par le constructeur.

Le courant de la diode I_d est donné par la formule de SCHOCKLEY, tel que :

$$I_d = I_s \left[\exp \frac{q(V + I.R_s)}{K.T_c.A} - 1 \right] \quad (I.3)$$

Enfin, le courant traversant la résistance shunt peut s'écrire sous la formule suivante :

$$I_{sh} = \frac{V + I.R_s}{R_{sh}} \quad (I.4)$$

En remplaçant (I.2), (I-3) et (I-4) dans l'équation (I-1), le courant I devient :

$$I = [I_{cc} + K_1(T_c - T_{ref})] \cdot G - I_s \left[\exp \frac{q(V + I.R_s)}{K.T_c.A} - 1 \right] - \frac{V + I.R_s}{R_{sh}} \quad (I.5)$$

Avec :

I_s : Le courant de saturation.

q : La charge d'un électron ($1,6 \cdot 10^{-19}C$)

k : constante de Boltzmann ($k=1,38 \cdot 10^{-23}j/k$)

T_c : La température de la cellule

A : facteur d'idéalité qui dépend de la technologie des cellules PV

R_s : La résistance série.

R_{sh} : La résistance parallèle (shunt).

Le courant de saturation I_s varie avec la température de la cellule, ce qui est décrit par :

$$I_s = I_{si} \left(\frac{T_c}{T_{ref}} \right)^3 \exp \left[\frac{q.EG \left(\frac{1}{T_{ref}} - \frac{1}{T_c} \right)}{K.A} \right] \quad (I.6)$$

Où :

I_{si} : Le courant de saturation inverse, à la température et l'éclairement de référence.

EG : Bande passante de semi-conducteur utilisé, elle est exprimée en eV.

Le courant de saturation inverse I_{si} peut être obtenu avec la relation suivante:

$$I_{si} = I_{cc} / \left[\exp \left(\frac{q.V_{c0}}{K.A.T_c} \right) - 1 \right] \quad (I.7)$$

V_{c0} : La tension de la cellule à vide

Selon Huang-Liang Tsai [21], pour un module constituant N_s cellules branchées en série et N_p cellules reliées en parallèle, l'équation (I-5) devient comme suite :

$$I = N_p I_{ph} - N_p I_s \left[\exp \left(\frac{q \cdot \left(\frac{V}{N_s} + I \left(\frac{R_s}{N_p} \right) \right)}{K \cdot A \cdot T_c} \right) - 1 \right] - \left(\frac{N_p \cdot V}{N_s} \right) + I R_s \quad (I.8)$$

I.6.1. Le modèle simplifié

La résistance R_{sh} est inversement proportionnelle au courant qui la traverse (courant de fuite). En général, le rendement (efficacité) d'un module photovoltaïque est insensible à la variation de la résistance R_{sh} que l'on peut considérer comme infinie. En revanche, une légère variation de la résistance R_s affecte fortement la puissance délivrée par un module Photovoltaïque.

L'équation (I-8) peut être écrite comme suite :

$$I = N_p I_{ph} - N_p I_s \left[\exp \left(\frac{q \cdot (V + I R_s)}{K \cdot A \cdot T_c N_s} \right) - 1 \right] \quad (I.9)$$

$$I_s = I_{si} \left(\frac{T_c}{T_{ef}} \right)^3 \exp \left[\frac{q \cdot EG \left(\frac{1}{T_{ref}} - \frac{1}{T_c} \right)}{K \cdot A} \right] \quad (I.10)$$

$$I_{si} = I_{cc} / \left[\exp \left(\frac{q \cdot V_{c0}}{K \cdot A \cdot T_c} \right) - 1 \right] \quad (I.11)$$

Pour une cellule idéale ($R_s=0$ et $R_{sh}=\infty$), l'équation (I-8) devient :

$$I = N_p I_{ph} - N_p I_s \left[\exp \left(\frac{q \cdot V}{K \cdot A \cdot T_c N_s} \right) - 1 \right] \quad (I.12)$$

I.6.1. Expression de la tension V

A partir de l'équation (I-12), l'expression de la tension V s'écrit comme suit :

$$V = \frac{K \cdot A \cdot T_c N_s}{q} \ln \left(1 + \frac{I_{ph}}{I_s} - \frac{I}{N_p \cdot I_s} \right) \quad (I.13)$$

I.7. CARACTERISTIQUES ELECTRIQUES D'UNE CELLULE PHOTOVOLTAÏQUE

I.7.1. La courbe courant-tension

Nous avons vu que la jonction servant de base à la photopile est une diode.

La jonction p-n dans l'obscurité suit donc la relation caractéristique d'une diode :

$$I_{obs} = I_s \left[\exp \left(\frac{V}{V_t} \right) - 1 \right] \quad (I.14)$$

Avec

V : tension appliquée à la diode (V)

$V_t = kT/q$: potentiel thermodynamique (V)

k : constante de Boltzmann ($J \cdot K^{-1}$)

q : charge de l'électron (C)

T : température absolue (K)

I_s : courant de saturation de la diode (A)

I_{obs} : courant d'obscurité (A)

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

$$I = I_{ph} - I_{obs} \quad (I.15)$$

$$I_{obs} = I_s \left[\exp\left(\frac{V}{V_t}\right) - 1 \right] \quad (I.16)$$

I_{ph} est le photo-courant généré, c'est-à-dire la contribution due à l'éclairement (indépendante de la tension aux bornes de la jonction). Elle est proportionnelle à la quantité de lumière reçue par la cellule :

$$I_{ph} = I_{ph0} \times \frac{I_r}{I_{r0}} \quad (I.17)$$

Où :

I_r : l'intensité lumineuse éclairant la cellule (Wm^{-2}).

I_{r0} : l'intensité des conditions standard ($1000 Wm^{-2}$).

I_{ph0} : le photo-courant mesuré dans les conditions standards.

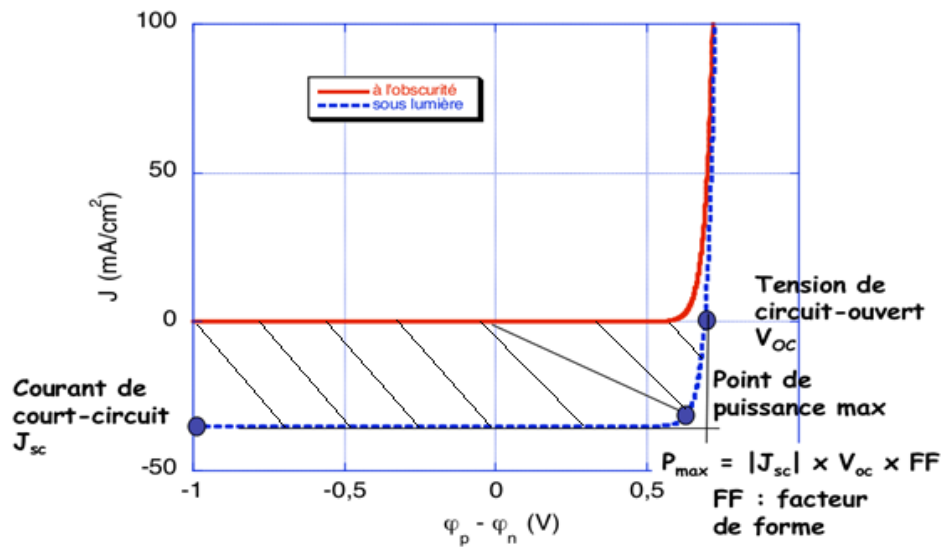


Figure I.6 : Caractéristiques densité de courant en fonction de la tension d'une cellule PV dans l'obscurité et sous illumination [22].

La Figure. I.6 montre que l'incidence de la lumière provoque un déplacement de la courbe I-V vers le 4ème quadrant, où la cellule photovoltaïque agit comme un générateur de puissance. Le courant se décale d'une valeur équivalente à I_{sc} , également connu sous le nom de courant de court-circuit. Elle représente le courant délivré par le panneau lorsque celui-ci est en court-circuit. Ce courant correspond à la valeur maximale délivrée par le panneau lorsqu'il est au court-circuit. Il est directement proportionnel à l'intensité de lumineuse disponible. Quant à

V_{oc} , il s'agit de la tension de circuit-ouvert. C'est la tension mesurée aux bornes du panneau lorsque celui-ci ne délivre aucun courant.

La partie hachurée est l'intégration de la courbe sous lumière et représente la puissance délivrée par la cellule. P_{max} est la puissance maximale délivrée par la cellule. Elle dépend des points V_{max} et I_{max} : $P_{max} = V_{max} \times I_{max}$.

De l'équation (I.15), on déduit en $V = 0$ que $I_{sc} \approx I_{ph}$ et en $V = V_{oc}$, pour $I_{ph} \gg I_s$, l'équation (I.17):

$$V_{oc} = V_t \times \ln \left(\frac{I_{ph}}{I_s} \right) \quad (I.18)$$

On remarque que V_{oc} augmente avec le logarithme de I_{ph} et varie linéairement avec la température. Le facteur de forme (FF) est défini par :

$$FF = \frac{I_{max} \times V_{max}}{V_{max} I_{sc} \times V_{oc}} \quad (I.19)$$

Le facteur de forme est un paramètre important pour définir la qualité d'une cellule. C'est le rapport entre la puissance maximale que peut délivrer la cellule et la puissance formée par le rectangle $I_{sc} \times V_{oc}$. C'est un indicateur de la qualité de la jonction ainsi que des résistances série ou parallèle qui s'opèrent dans la cellule. Plus le facteur de forme se rapproche de 1 et meilleure est la cellule. Malheureusement, la cellule PV en condition d'utilisation ne peut pas être considéré comme une diode idéale et comporte des résistances parasites en série (R_s) et en parallèle (R_{sh}). Ces deux types de résistances auront pour effet de diminuer le facteur de forme et par conséquent la puissance délivrée par la cellule.

- La résistance série : R_s est principalement due à la résistance en volume du semi-conducteur, aux contacts métalliques et interconnexions, au transport des porteurs à travers la couche diffusante, aux résistances de contact avec les contacts métalliques des électrodes. Elle agit de manière peu prononcée sur le courant de court-circuit et peut être déterminée à partir de la courbe I-V en calculant la dérivée de celle-ci aux alentours de V_{oc} . Plus R_s est faible et meilleure est la cellule.
- La résistance parallèle : R_{sh} est due aux impuretés proches de la jonction et au fait que la jonction p-n (ou p-i-n pour le silicium amorphe) ne soit pas idéale. Ce qui causera des courants de fuite dans la jonction. Elle agit de manière peu prononcée sur la tension en circuit-ouvert et peut être déterminée à partir de la courbe I-V en calculant la dérivée de celle-ci aux alentours de I_{sc} . Plus R_{sh} est forte et meilleure est la cellule.

L'équation (I.15) devient alors, en incluant ces résistances parasites :

$$I = I_{ph} - I_s \left[\exp \left(\frac{V}{V_t} \right) - 1 \right] - \frac{V + I R_s}{R_{sh}} \quad (I.20)$$

Le rendement de conversion est le rapport entre la puissance maximale produite par la cellule PV et la puissance du rayonnement solaire incident :

$$\eta = \frac{P_{max}}{E \times S} \quad (I.21)$$

E : est l'éclairement incident ($W m^{-2}$),

S : est la surface de ce module (m^{-2}).

On mesure le rendement dans des conditions de référence, c'est à dire sous un éclairement normal de $1\ 000\ Wm^{-2}$, à la température de $25^{\circ}C$ et sous un spectre AM1.5. Ces conditions normalisées sont dites « STC » pour Standard Test Conditions.

Le rendement d'une cellule est très important car grâce à ce paramètre, différentes cellules peuvent être comparées.

La puissance maximale délivrée par un panneau dans ces conditions est dite puissance-crête, exprimée en watts-crête (Wc ou Wp).

Une grande partie des principales propriétés d'une cellule PV s'obtient grâce à la courbe I-V. Il reste cependant un caractère important que nous ne sommes pas en mesure d'avoir juste en traçant la courbe I-V : le courant délivré par la cellule en fonction de la longueur d'onde du rayonnement incident. En d'autres termes, la réponse spectrale (R_s). [22]

I.7.2. Etude de sensibilité spectrale

Lorsque les photons possèdent une énergie supérieure à la valeur de gap du semi-conducteur, ils ont la capacité de générer une paire électron-trou. Cependant, l'énergie excédentaire sera perdue, en fonction de la longueur d'onde de la lumière. Une autre technique fondamentale de caractérisation est la réponse spectrale. Cette technique fournit des informations sur la capacité de la cellule à produire un photo-courant en fonction de la longueur d'onde du rayonnement incident. Par exemple, la Figure .I.7 représente les R_s des cellules à base de silicium cristallin et au silicium amorphe.

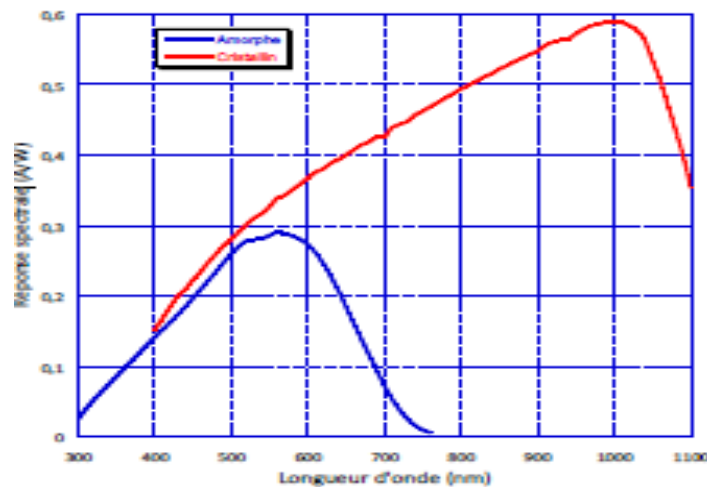


Figure I.7 : Réponse spectrale d'une cellule amorphe et d'une cellule cristalline [22]

Le photo-courant est proportionnel au flux lumineux incident (E_{inc}) qui pénètre dans la cellule, ainsi qu'à la charge électronique (q). $q(1-R) E_{inc}$ représente la densité de courant correspondant à un flux de charges élémentaires équivalent au flux de photons absorbés. Il s'agit de photo-courant qui serait générer si chaque photon pénétrant dans la cellule contribuait pour une charge élémentaire au courant électrique. Le rendement quantique interne (IQE: Internal Quantum Efficiency) de la cellule est défini comme le nombre d'électrons qui passent de la bande de valence à la bande de conduction par photon incident. En d'autres termes, il mesure l'efficacité de la conversion des photons absorbés en électrons excités dans la cellule photovoltaïque. Il s'écrit :

$$IQE = \left(\frac{J_{ph}}{q(1-R)E_{inc}} \right) \quad (I.22)$$

J_{ph} : est la densité de photo-courant ($A.m^{-2}$),

q : est la charge élémentaire (C),

R : est le coefficient de réflexion de Fresnel

E_{inc} : est le flux incident ($W.m^{-2}$).

Un autre paramètre intéressant de la cellule, plus accessible expérimentalement, est RS . RS est le courant généré par la cellule par rapport à l'énergie apportée par longueur d'onde du rayonnement incident. Elle s'exprime de la manière suivante :

$$RS = I_{sc} \frac{q\lambda}{hc} \times IQE = \frac{q \times n_e}{\frac{hc}{\lambda} \times n_{ph}} = \frac{I_{sc}}{P_{inc}} \quad (I.23)$$

Où :

n_e : le flux d'électrons qui circule, par unité de temps, en court-circuit dans la cellule.

n_{ph} : le flux de photons de longueur d'onde λ arrivant sur la cellule par unité de temps.

RS est donc la valeur d' I_{sc} de la cellule par unité de flux monochromatique incident. Elle est accessible expérimentalement : on utilise une diode étalonnée (dont on connaît la courbe RS_d) pour mesurer le flux lumineux que l'on notera ϕ_d (flux sur la diode). On mesure la densité de courant générée par cette diode à chaque longueur d'onde $J_d(\lambda)$ et on obtient le flux $\phi_d(\lambda)$ grâce à l'équation suivante :

$$RS_d(\lambda) = \frac{J_d(\lambda)}{\phi_d(\lambda)} \quad (I.24)$$

On mesure la densité de courant généré par l'échantillon à chaque longueur d'onde $J_{éch}(\lambda)$ et on associe le flux reçu par l'échantillon $\phi_{éch}(\lambda)$ qui correspond à celui reçu par la

diode, à un coefficient(k) près. Ce coefficient est dû au système optique qui n'est pas parfaitement symétrique. On obtient donc la réponse spectrale de l'échantillon, $RS_{éch}(\lambda)$, suivante :

$$RS_{éch}(\lambda) = RS_d(\lambda) \frac{J_{éch}(\lambda)}{\phi_{éch}(\lambda)} = \frac{J_{éch}(\lambda)}{k \times \frac{J_d(\lambda)}{RS_d(\lambda)}} J_{éch}(\lambda) \quad (I.24)$$

La mesure de R_s permet de relier les performances d'une cellule PV à un paramètre physique correspondant à sa capacité à produire le photo-courant. Le courant de court-circuit I_{sc} , un des paramètres décisifs des performances d'une cellule, peut être extrait de $R_s(\lambda)$ par l'intégrale de la densité de courant de court-circuit en longueur d'onde sur la surface :

$$I_{sc} = \int_{\lambda} S \times J_{sc}(\lambda) \cdot d\lambda = \int_{\lambda} S \times P_{inc}(\lambda) \times RS(\lambda) \cdot d\lambda \quad (I.25)$$

La Figure.I.8 présente la réponse spectrale et le rendement quantique d'un module au silicium amorphe de taille 30 cm × 30 cm. Ces mesures ont été réalisées au moyen du système développé par Christophe Longeaud, installé au LGEP qui permet l'acquisition de R_s de modules PV. Il convient de préciser que le rendement quantique mentionné ici est le rendement quantique externe, qui ne tient pas compte de la réflexion de la lumière.

La dépendance de la cellule envers la longueur d'onde incidente signifie que sa réponse est influencée par le spectre lumineux incident. La réponse spectrale correspond à la courbe de réponse d'une cellule en fonction de la couleur du rayonnement incident. Elle permet de déterminer quelle gamme de longueurs d'ondes chaque matériau absorbe le mieux. En effet, nous constaterons par la suite que chaque matériau possède sa propre RS. [22]

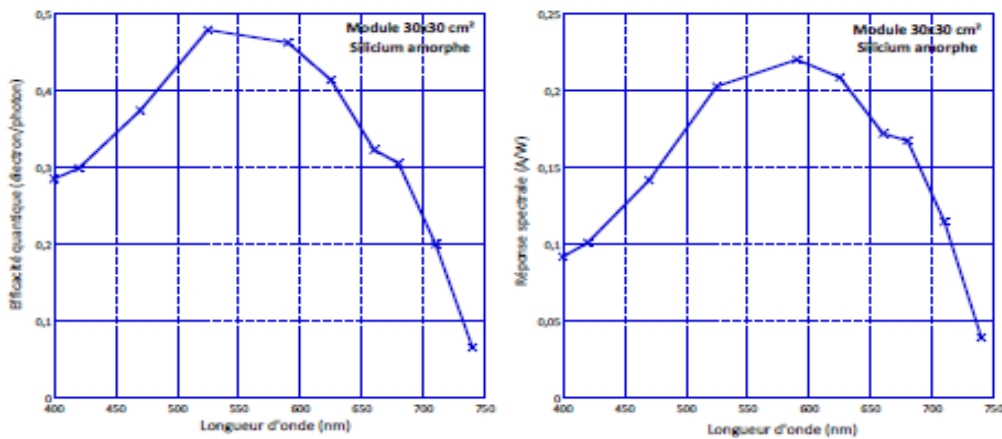


Figure I.8 : IQE (a) et réponse spectrale (b) d'une cellule au silicium amorphe caractérisée Au LGEP [22]

I.8. L'INFLUENCE DES DIFFERENTS PARAMETRES DE LA CELLULE SOLAIRE SUR SON RENDEMENT

I.8.1. L'influence de l'éclairement

Les figures I.9&I.10 présentent les caractéristiques I (V), P(V), où nous avons tracé les variations du courant et la puissance en fonction de la tension pour différentes intensités de rayonnement solaire.

Dans la partie gauche des caractéristiques, nous observons que le courant est directement proportionnel au niveau d'éclairement. En revanche, la variation de la tension n'est pas significativement affectée lorsque la lumière diminue.

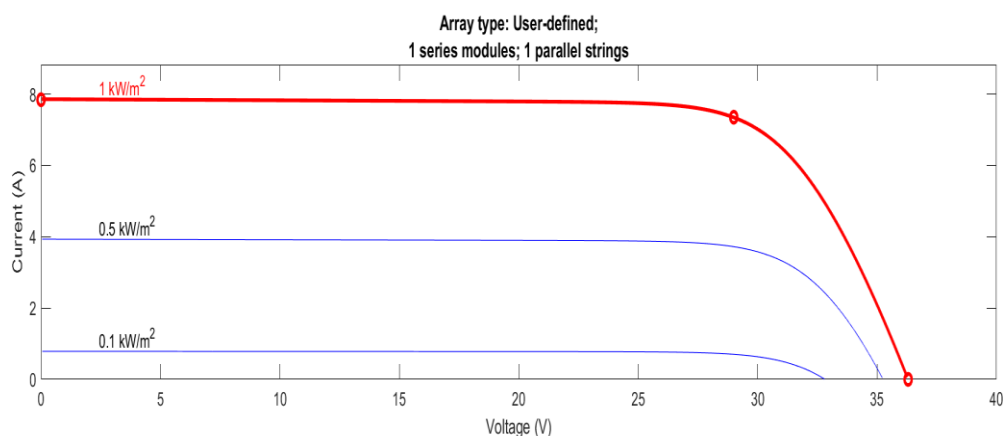


Figure I.9 : Caractéristique I (V) d'un GPV pour différents éclairements (par outil MATLAB/Simulink).

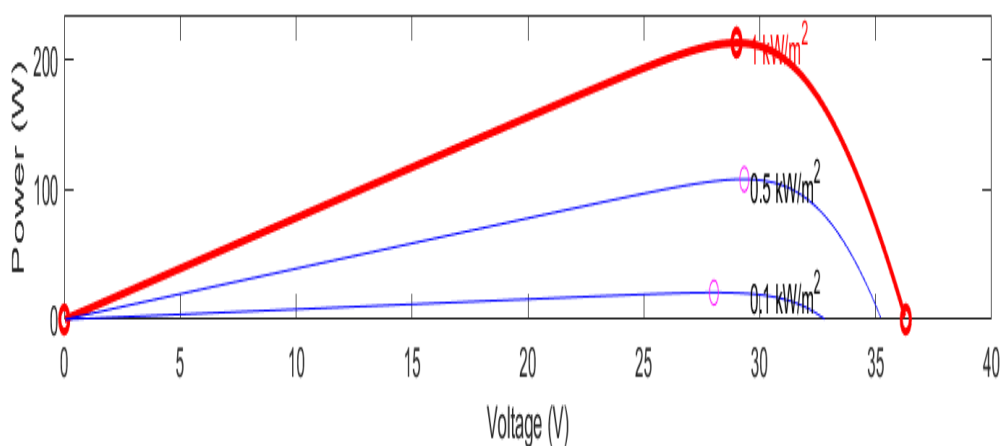


Figure I.10 : Courbe de puissance d'un GPV Pour différents éclairements (par outil MATLAB/Simulink).

Ces observations indiquent que le courant produit par la cellule solaire est fortement influencé par l'intensité du rayonnement solaire, tandis que la tension reste relativement stable.

I.8.2. L'influence de la température

L'influence de la température est très significative dans la conception des systèmes photovoltaïques. La température de la cellule photovoltaïque a un impact important sur sa tension, mais un effet négligeable sur son courant. En augmentant la température du milieu de la cellule, la tension à vide de celle-ci diminue. De ce fait, La puissance de la cellule qui est le produit du courant et de la tension, est également affectée. Cela signifie que la courbe I(V) et la courbe P(V) d'un module photovoltaïque varient en fonction de la température comme illustré dans les figures ci-dessous. Ces figures montrent différentes courbes I(V) et P(V) d'un module PV pour des températures allant de 0°C à 50°C sous un ensoleillement de 1000W/m².

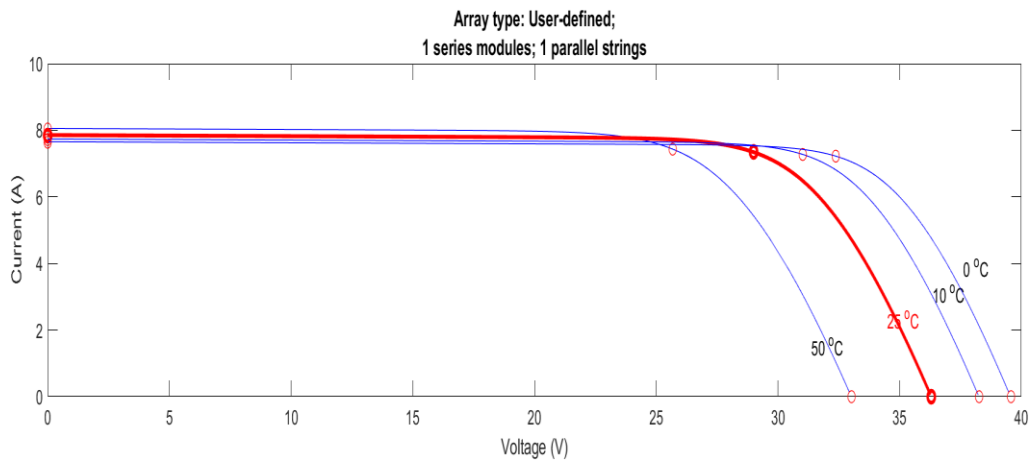


Figure I.11 : Influence de la température sur la caractéristique I (V) (par outil MATLAB/Simulink).

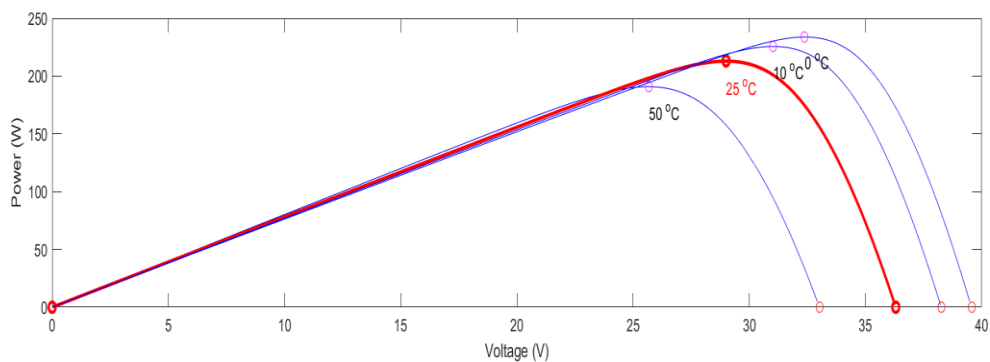


Figure I.12 : Influence de la température sur la caractéristique P (V) (par outil MATLAB/Simulink).

I.8.3. L'influence de la résistance série

La résistance série représente les pertes dues aux effets Joule de la résistance intrinsèque du Semi-conducteur, ainsi que les pertes à travers les grilles de collecte et les mauvais contacts ohmiques de la cellule. Cette résistance série à une influence sur la caractéristique I(V), comme illustré dans la Figure (I.13). Cette influence se traduit par une diminution de la pente de la courbe I(V), dans la plage où la cellule fonctionne comme source de tension, à droite du point de puissance maximum.

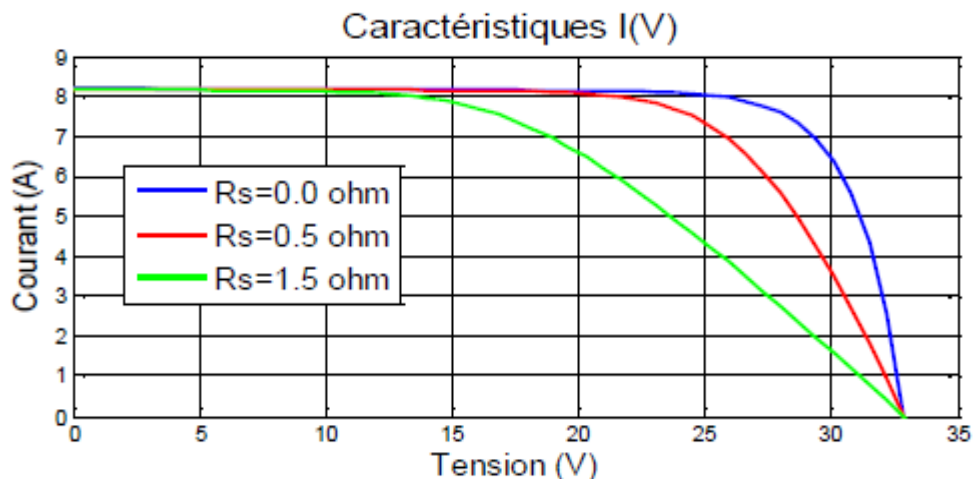


Figure I.13 : Influence de la résistance série sur la caractéristique I (V) (par outil MATLAB/Simulink). [23]

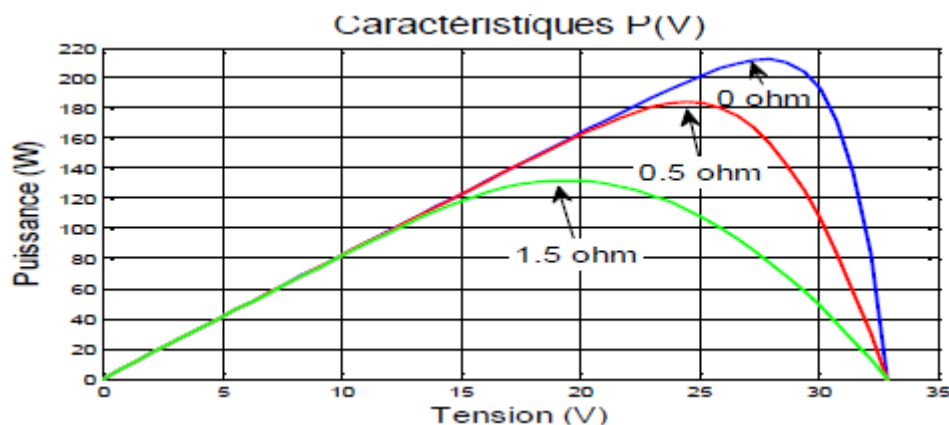


Figure I.14 : Influence de la résistance série sur la caractéristique P(V) (par outil MATLAB/Simulink). [23]

I.8.4. L'influence de la résistance Shunt

La résistance parallèle (ou shunt) fait référence aux pertes de recombinaison des porteurs de charge dues aux défauts structuraux des matériaux, à l'épaisseur des régions N et P et à la

zone de charge d'espace. L'effet de la résistance parallèle sur la caractéristique I(V) est illustré sur la figure (I.15). Cette résistance est directement liée au processus de fabrication, et son impact se manifeste principalement pour de très faibles valeurs du courant (proche du courant de court-circuit). En d'autres termes, elle a un effet négligeable sur le fonctionnement de la cellule pour des courants plus élevés.

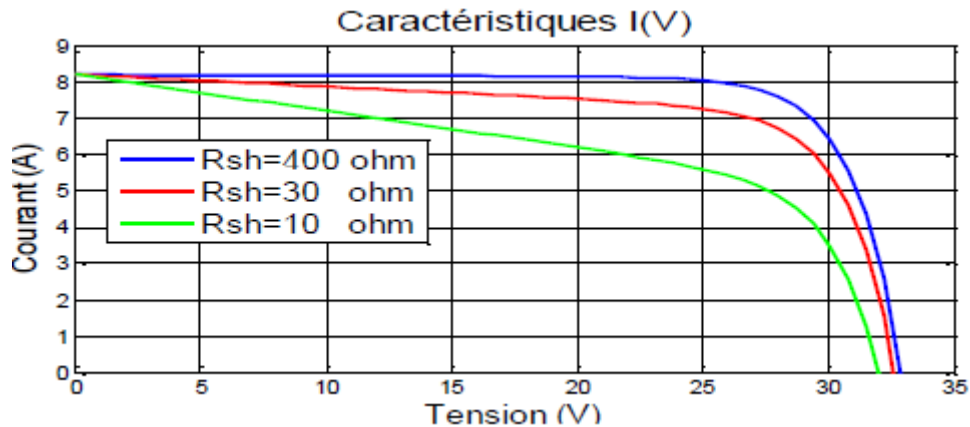


Figure I.15 : Influence de la résistance shunt sur la caractéristique I(V) (par outil MATLAB/Simulink). [23]

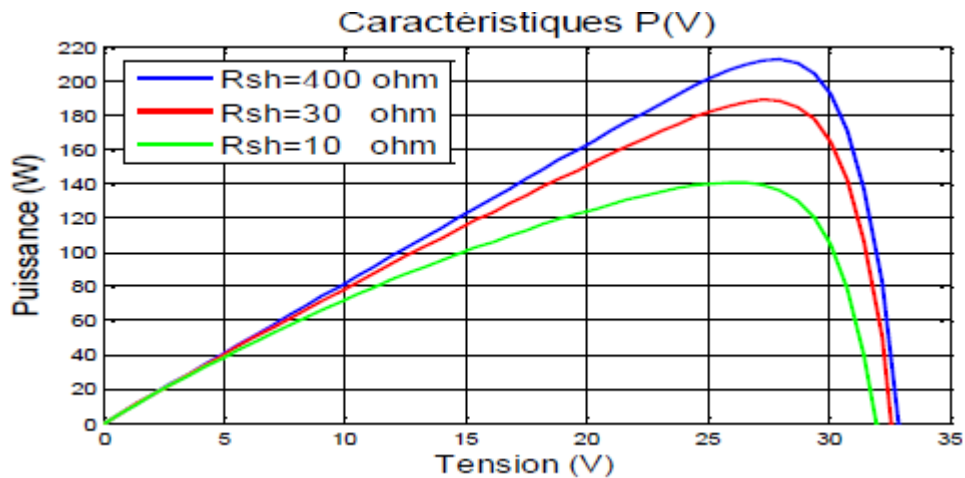


Figure I.16 : Influence de la résistance shunt sur la caractéristique P(V) (par outil MATLAB/Simulink). [23]

I.9. TYPES DES CELLULES PV

I.9.1. Cellule en silicium poly cristallin

Pendant le refroidissement du silicium dans un moule métallique carré et allongé, appelé lingotière, il se forme plusieurs cristaux. Ce genre de cellule est également bleu, mais pas uniforme, on distingue des motifs créés par les différents cristaux. A l'échelle mondiale c'est le matériau photovoltaïque le plus utilisé, car il offre à ce jour le meilleur rapport qualité/prix,

il a un bon rendement de conversion (12-16% dans le commerce, 20% en laboratoire) [25] et le nombre de ses fabricants est élevé. L'inconvénient majeur des cellules en silicium poly cristallin est qu'elles ont un rendement faible sous un faible éclairement.



Figure I.17 : Cellules poly cristallines.

I.9.2. Cellule en silicium monocristallin

Lors de refroidissement, le silicium fondu se solidifie en ne formant qu'un seul cristal de grande dimension. On découpe ensuite le cristal en fines tranches qui donneront les cellules. Ces cellules sont en général d'un bleu uniforme. Ce type de cellule photovoltaïque est l'une des plus répandues. Elle permet de composer des panneaux solaires qui vont produire de l'électricité servant à alimenter une habitation ou le réseau public, par exemple. Le rendement de ce matériau est supérieur à celui de silicium poly cristallin, mais il est également vendu plus cher, car sa fabrication est délicate.



Figure I.18 : Cellules monocristallines.

I.9.3. La cellule au silicium Amorphe

Le silicium amorphe est obtenu à partir de gaz de silicium. Ce gaz est vaporisé sur un support, en verre, en plastique souple ou en métal, grâce à un procédé de projection sous vide. Ces cellules photovoltaïques sont gris foncé [26].

Ce genre des cellules se trouve essentiellement pour alimenter les appareils de faible puissance, comme les montres solaires, les éclairages de jardin ou encore les calculatrices solaires.

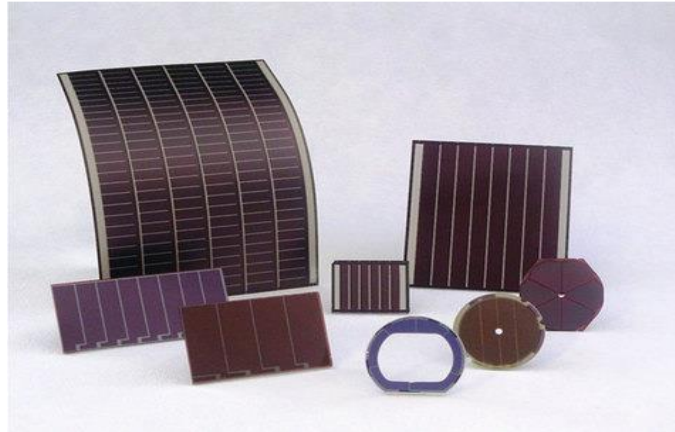


Figure I.19 : Cellules Couches minces (Amorphes).

I.10. COMPOSANTE DE SYSTEME PV

Un system PV est un ensemble complet d'éléments utilisé pour alimenter des équipements en électricité tels que des lampes, des petits appareils ...

En général les installations photovoltaïques comprennent cinq éléments essentiels et qui sont : générateur, onduleur, régulateur, batterie, stockage.

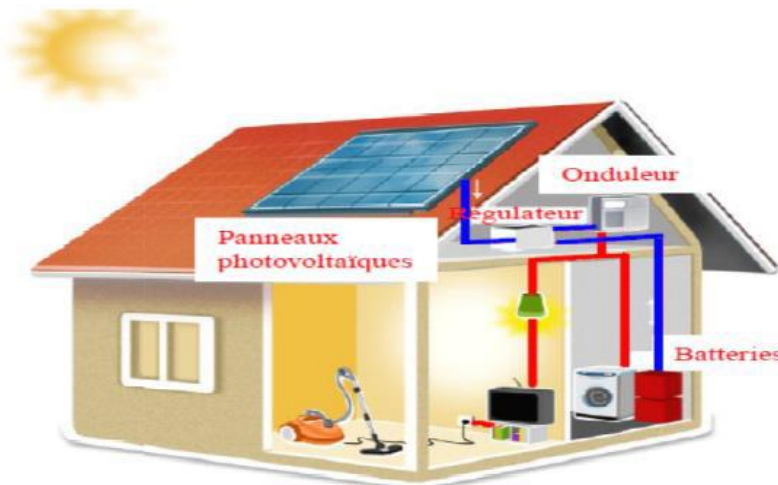


Figure I.20 : Les différents composants d'un système photovoltaïque autonome.

I.10.1. Générateur

Le générateur C'est le champ photovoltaïque, le panneau photovoltaïque se compose de modules photovoltaïques interconnectés en série et/ou en parallèle afin de produire la puissance requise. Ces modules sont montés sur une armature métallique qui permet de supporter le champ solaire avec une orientation et un angle d'inclinaison spécifique.

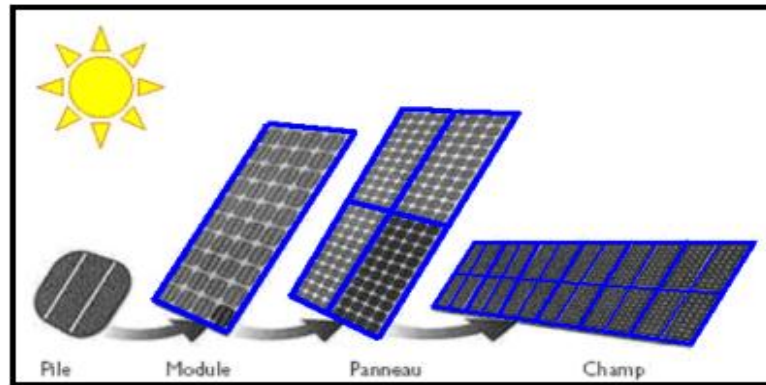


Figure I.21 : De la cellule au champ photovoltaïque.

La quantité d'électricité dans l'ensemble des composants des systèmes PV dépend de :

- La taille du panneau ;
- L'ensoleillement du lieu d'utilisation ;
- La saison d'utilisation.

I.10.2. Batteries

Une batterie est un dispositif conçu pour stocker chimiquement de l'énergie électrique sous forme de courant continu (DC). Les batteries solaires sont spécifiquement conçues pour être utilisées avec les panneaux solaires, ce qui les rend adaptées au cyclage quotidien et à la charge lente. Leur durée de vie est considérablement prolongée en limitant la profondeur de décharge quotidienne. Pour les batteries plomb, il est recommandé de maintenir la profondeur de décharge quotidienne en dessous de 30% de leur capacité totale. En revanche, pour les batteries lithium, une profondeur de décharge quotidienne allant jusqu'à 70% de leur capacité totale.

I.10.3. Onduleur

Un onduleur est un appareil électronique qui convertit le courant continu (DC) issu des modules photovoltaïques ou des batteries en courant alternatif (AC). Il est considéré comme autonome s'il est capable de générer de manière indépendante la fréquence et la forme d'onde

de courant alternatif de sortie c'est-à-dire qu'il régule et contrôle lui-même ses paramètres pour assurer une sortie AC stable et compatible avec les appareils électriques.

Les principales caractéristiques des onduleurs sont :

- Puissance nominale ;
- Puissance de point ou surcharge ;
- Consommation à vide ;
- Tension d'entrée et de sortie ;
- Rendement et la durée de vie.

I.10.4. Régulateur

Le régulateur est l'élément central d'un système photovoltaïque autonome. Il se place entre les panneaux et les batteries. Son objectif est de protéger la batterie contre les surcharges et les décharges profondes pour lui assurer une meilleure durée de vie, pour que l'application autonome le soit pendant longtemps.



Figure I.22 : Régulateur autonome.

I.10.5. La charge

La charge fait référence à tout équipement électrique alimenté par le système PV, pouvant être de type continu ou alternatif. Les charges continues fonctionnent directement avec le courant continu comme les batteries de stockage, par contre les charges alternatives fonctionnent avec du courant alternatif ce qui nécessite un onduleur pour convertir le courant continu en alternatif, cela inclut les équipements domestiques, les appareils électroniques...etc

I.10.6. Câblage

Dans une installation solaire photovoltaïque, des câbles sont utilisés pour acheminer l'électricité des panneaux solaires vers la batterie et ensuite vers les charges. Généralement, il

est recommandé d'utiliser des câbles en cuivre souple pour la partie courant continu (CC) de l'installation. Le cuivre est choisi en raison de son excellent rapport entre le prix et la conductivité électrique. De plus, l'utilisation de câbles en cuivre multibrins permet d'assurer des connexions de haute qualité, ce qui réduit les pertes d'énergie dues à la chute de tension. En conséquence, l'utilisation de câbles en cuivre multibrins contribue à optimiser l'efficacité globale de l'installation solaire en minimisant les pertes d'énergie lors du transfert de l'électricité. [27]

I.11. CONSTITUTION D'UN GENERATEUR PHOTOVOLTAÏQUE

Lorsqu'on associe plusieurs cellules PV en série ou en parallèle elles forment un GPV. Si les cellules se connectent en série, les tensions de chaque cellule s'additionnent, ce qui augmente la tension totale du générateur. En revanche, lorsque les cellules sont connectées en parallèle, c'est le courant total de générateur qui augmentera.

Les panneaux PV commerciaux sont généralement composés de sous-réseaux de cellules solaires connectés en série. Chaque sous-réseau est lui-même constitué d'un groupe de cellules PV connectés en série. Le nombre de cellules par sous-réseaux est déterminé par un compromis économique entre protection contre les défauts partiels et les pertes potentielles d'une partie importante du GPV en cas de défaut.

Il est important de noter que, tout comme une cellule individuelle, la caractéristique électrique $I(V)$ d'un GPV est non linéaire et présente un point de puissance maximale (PPM). Ce point est associé à un courant et une tension optimale, appelés I_{opt} et V_{opt} respectivement. Le point de fonctionnement d'un GPV dépend de l'impédance de la charge à laquelle il est connecté. Cette charge peut être une charge résistive ou un bus de tension continue, comme une batterie. Dans le cas où le générateur PV est directement connecté à une batterie, c'est elle qui impose son point de fonctionnement.

La figure I.23 représente schématiquement un GPV élémentaire, selon une configuration classique. [28]

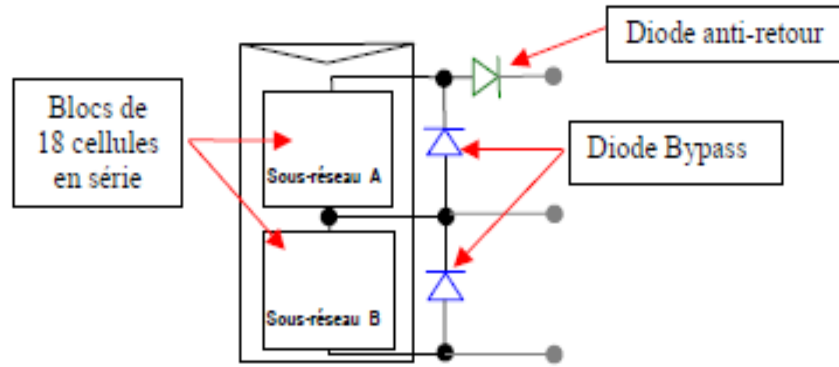


Figure I.23 : Schématisation d'un GPV élémentaire avec diodes by-pass et diode anti-retour.

I.12. ASSOCIATION DES CELLULES / MODULES PHOTOVOLTAÏQUES

I.12.1. Association série

Dans un groupement en série, les cellules sont traversées par le même courant et les tensions correspondantes à un courant donné s'additionnent. Cela permet d'obtenir une caractéristique I(V) globale qui est la somme des tensions individuelles des cellules. La figure (I.24) montre la caractéristique I(V) résultante obtenue en associant en série des 3 modules identiques.

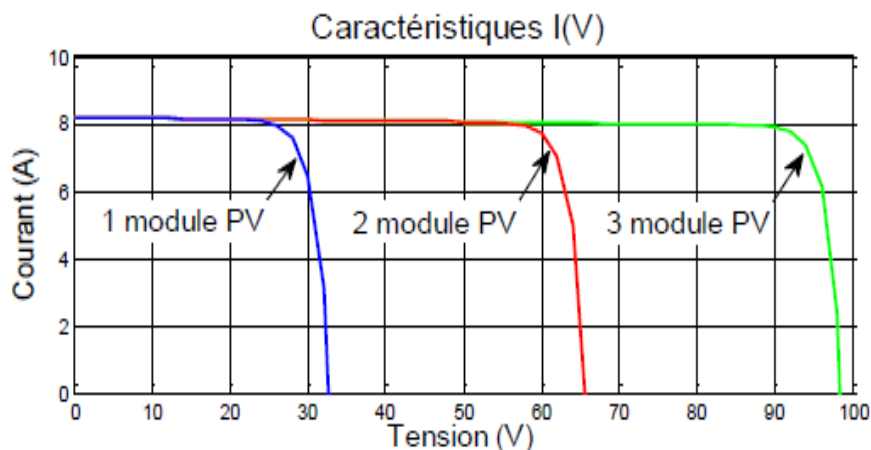


Figure I.24 : Caractéristique résultante d'un groupement en série des 3 modules identiques (Par outil MATLAB/ Simulink). [23]

I.12.2. Association Parallèle

Les propriétés du groupement en parallèle des cellules photovoltaïques sont inverses à celles du groupement en série. Dans un groupement en parallèle, les cellules sont soumises à la même tension et la caractéristique résultante de groupement est obtenue en additionnant les

courants correspondants à une tension donnée. La figure (I.25) montre la caractéristique résultante obtenue en associant en parallèles des 3 modules identiques. [23]

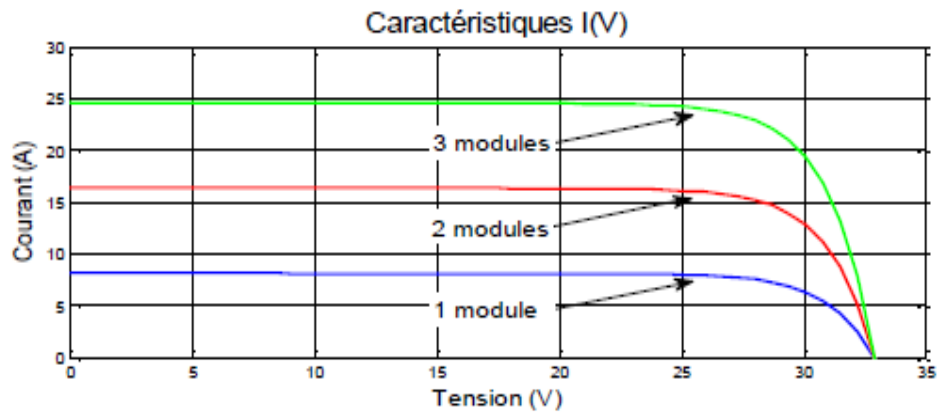


Figure I.25 : Caractéristique résultante d'un groupement en parallèle des 3 modules Identiques (par outil MATLAB/Simulink). [23]

I.12.3. Association mixte

Selon l'association en série et/ou parallèle de ces cellules, les valeurs du courant de court-circuit total et de la tension à vide totale sont données par les relations :

$$I_{cc}' = n_p \times I_{cc} \tag{I.26}$$

$$V_{co}' = n_s \times V_{co} \tag{I.27}$$

Avec :

n_p : nombre des cellules en parallèle,

n_s : nombre des cellules en série.

La figure (I.26) montre la caractéristique résultante obtenue en associant, des 3 modules en série et 3 modules en parallèle, identiques. [23]

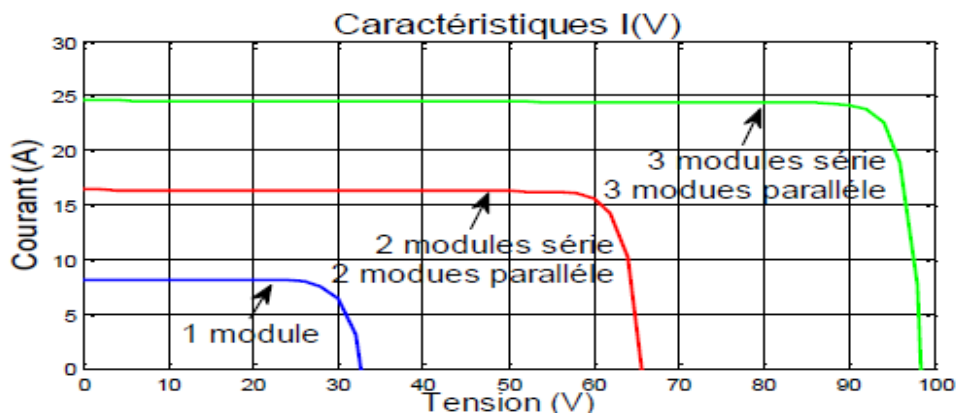


Figure I.26 : Caractéristique résultante d'un groupement hybride des 3 modules en série et 3 modules en parallèle, identiques (par outil MATLAB/Simulink). [23]

I.13. DIFFERENTS TYPES DE SYSTEMES PHOTOVOLTAÏQUES

Trois types courants de systèmes photovoltaïques sont généralement rencontrés : les systèmes autonomes, les systèmes hybrides et les systèmes connectés à un réseau. Les deux premiers sont indépendants du système de distribution d'électricité, en les retrouvant souvent dans les régions éloignées où l'accès à l'électricité est limité. Dans notre étude nous nous concentrons spécifiquement sur les systèmes autonomes.

I.13.1. Les systèmes autonomes

Les systèmes photovoltaïques autonomes sont installés pour assurer un fonctionnement indépendant sans recourir à d'autres sources d'énergie. Ils sont généralement utilisés dans des régions isolées et éloignées du réseau électrique. Différents types de systèmes photovoltaïques autonomes sont décrits sur la figure (I.27) qui représente les différentes possibilités offertes, telles que le couplage direct à une charge adaptée ou le couplage avec adaptateur d'impédance MPPT (Maximum Power Point Tracking). Ces systèmes peuvent fonctionner soit en suivant l'énergie solaire en temps réel, soit en stockant l'énergie électrique. Le couplage direct implique un fonctionnement au fil du soleil, ce qui signifie que la puissance générée varie principalement tout au long de la journée. Les charges typiques à courant continu qui peuvent satisfaire au critère de tension constante à puissance variable sont les accumulateurs électrochimiques (batteries). Pour les charges alternatives telles que, les pompes à eau, il est nécessaire d'adapter l'impédance du système en insérant un dispositif électronique entre le générateur et la charge électrique. Cela permet de maximiser la puissance délivrée par le système. [27]

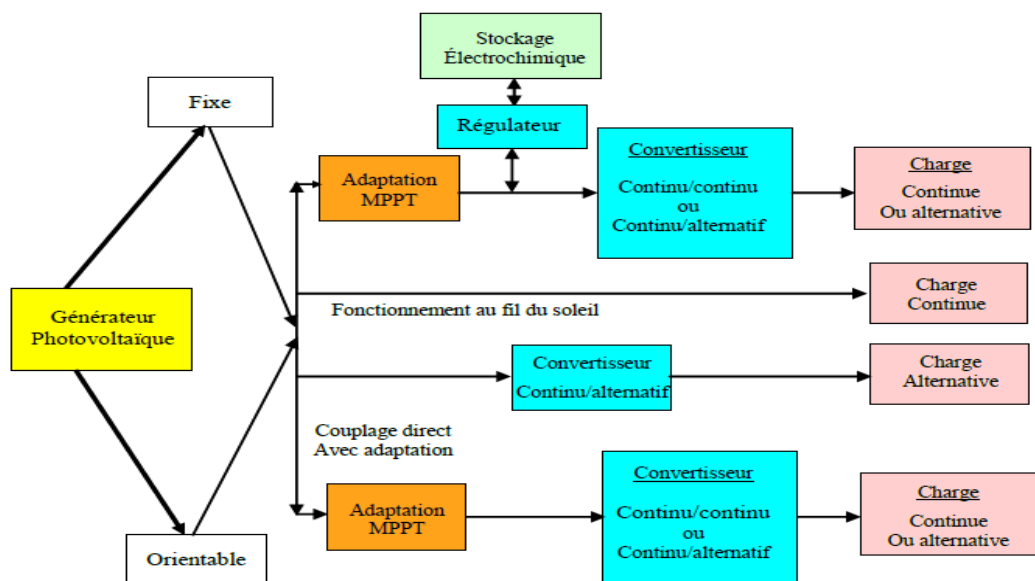


Figure I.27 : Les différents types de systèmes photovoltaïques autonomes.

I.14. LES AVANTAGES ET INCONVENIENTS DE L'ENERGIE PHOTOVOLTAÏQUE

I.14.1. Les avantages de l'énergie solaire photovoltaïque

- L'énergie solaire est une source d'énergie renouvelable, inépuisable, durable et adaptable aux situations de toutes les régions.
- L'investissement et le rendement sont prévisibles à long terme. Ce sont des systèmes simples et rapides à installer qui nécessitent très peu de maintenance (d'où des frais de maintenance relativement faibles).
- Le solaire photovoltaïque ne comporte aucune pièce en mouvement, la production électrique est réalisée sans combustion ; il n'existe donc ni d'usure due aux mouvements, ni d'usure thermique comme pour les chaudières.
- En devenant producteur d'électricité avec une installation photovoltaïque, chacun peut améliorer son écobilan, réduire les émissions de Dioxyde de Carbone et préserver les ressources naturelles.
- Son utilisation ne génère pas de pollution acoustique car c'est une source d'énergie électrique totalement silencieuse ce qui n'est pas le cas, par exemple, des installations éoliennes

I.14.2. Les inconvénients de l'énergie solaire photovoltaïque

- **Le coût économique par rapport aux autres options** : Les panneaux solaires coûtent excessivement cher, du fait de la haute technicité qu'ils requièrent, ce qui n'est pas accessible à toute la population.
- Le rendement actuel des cellules photovoltaïques reste assez faible (environ 10% pour le grand public) et donc ne délivre qu'une faible puissance. De ce fait, pour couvrir un besoin familial, une grande surface de panneaux photovoltaïques est nécessaire. Le rendement maximum d'un panneau solaire s'obtient uniquement quand la surface du panneau est strictement perpendiculaire aux rayons solaires. Idéalement, il faudrait donc que la position du panneau varie suivant les saisons et au cours de la journée, ce qui n'est quasiment pas réalisable.
- Le stockage de l'électricité est également très difficile avec les technologies actuelles, étant donné que les batteries existantes sont coûteuses et volumineuses et en plus, elles peuvent ne pas être suffisantes pour couvrir les besoins énergétiques.

- Le recyclage des cellules photovoltaïques en fin de vie pose des problèmes environnementaux. Les batteries utilisées par les panneaux photovoltaïques sont composées de plomb, de zinc, de cadmium, et donc ont un impact sur l'environnement.
- Bien que l'utilisation de panneaux solaire ne soit pas polluante, des déchets toxiques et de grandes quantités de gaz à effet de serre sont produits lors de leur fabrication (notamment lors du processus d'extraction du silicium).
- L'installation de panneaux solaires peut avoir un impact visuel polluant qui affecte négativement le paysage.

I.15. PROTECTION DES MODULES PHOTOVOLTAÏQUES

Une installation photovoltaïque est destinée à produire de l'énergie électrique pendant des années. Il est donc indispensable d'ajouter des protections électriques aux modules pour éviter des pannes destructrices liées à l'association en série et en parallèle des cellules. Pour cela, deux types de protections classiques sont utilisés : [29]

- Diode anti-retour : pour éviter les courants négatifs dans les GPV lors de la connexion série ou parallèle des modules photovoltaïques.
- Diode by-pass : pour la protection lors de la mise en série de modules PV permettant de ne pas perdre la totalité de la chaîne et éviter les points chauds.

I.16. CONCLUSION

Les performances d'un module photovoltaïque sont étroitement liées aux conditions climatiques, particulièrement l'irradiation solaire et la température du module. Pour étudier ces effets, nous avons choisi d'utiliser un modèle à une diode qui permet de simuler le comportement du module photovoltaïque sous différentes conditions d'irradiation et de température. Ce modèle est apprécié pour sa simplicité et sa facilité d'utilisation, car il se base sur les caractéristiques techniques données par le constructeur.

.

CHAPITRE II :
TECHNIQUES DE MPPT ET LES
RÉSEAUX DE NEURONES

II.1. INTRODUCTION

La technique de suivi du point à puissance maximal (**Maximum Power Point Tracking MPPT**) a été développée depuis 1968 et plusieurs travaux ont porté sur les systèmes photovoltaïques. Ils ont essayé de développer des algorithmes permettant d'extraire le maximum d'énergie convertie par le panneau et alors qui permet un fonctionnement optimal du système photovoltaïque. Nous proposons la méthode du réseau de neurone artificielle.

II.2. NEURONE ARTIFICIEL

Le neurone artificiel est un microprocesseur élémentaire conçu pour fonctionner d'une manière similaire un neurone biologique. Il reçoit un nombre variable d'entrées provenant de neurones situés en amont (neurones "amonts"). Chaque entrée est associée à un poids w qui représente la force de la connexion entre les neurones.

Le neurone artificiel possède une seule sortie, qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones situés en aval (neurones "avals"). Chaque connexion est associée un poids. Une ressemblance entre le neurone biologique et le neurone artificiel est mise en évidence sur la figure II.1. [23]

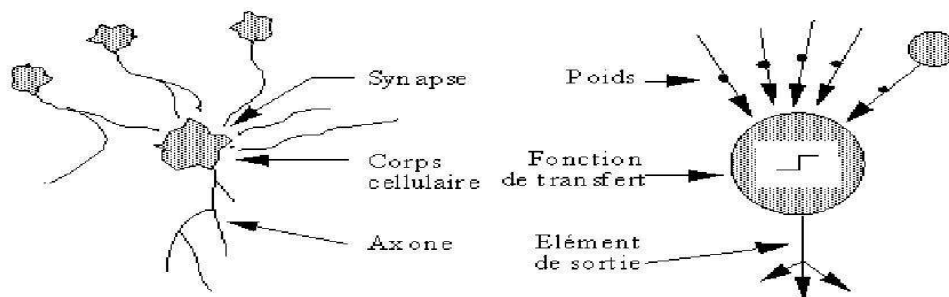


Figure. II.1 : Mise en correspondance neurone biologique / neurone artificiel [23].

Tableau II.1 : L'analogie entre les neurones biologiques et les neurones artificiels [30]

Neurones biologiques	Neurones artificiels
Synapses	Connections pondérées
Axons	Sorties
Dendrites	Entrées
Sommateur	Fonction d'activation

Un nœud d'un réseau de plusieurs neurones reçoit généralement plusieurs valeurs entrées et génère une seule sortie.

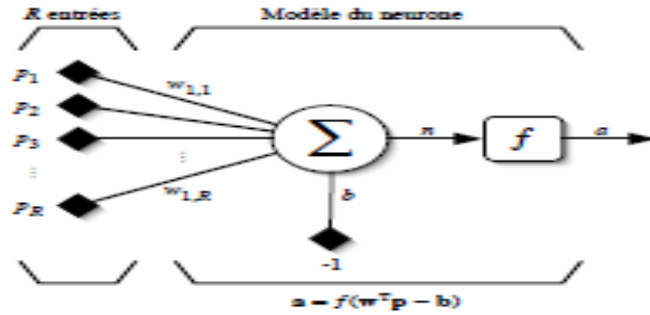


Figure. II.2 : Le modèle d'un neurone artificiel.

II.3. FONCTIONS D'ACTIVATIONS

La fonction d'activation définit l'état de la sortie du neurone en fonction de la somme pondérée de ses entrées. Elle présente la relation qui lie l'ensemble des potentiels d'activation et joue un rôle essentiel dans la modélisation des comportements et des décisions des neurones. Le tableau II.2 donne quelques fonctions d'activations les plus utilisées : [31]

Tableau II.2 : Fonctions d'activations

Nom de la fonction	Relation entrée / sortie	L'allure
Seuil	$f(x) = 0$ si $x < 0$ 1 si $x \geq 0$	
Seuil symétrique	$f(x) = -1$ si $x < 0$ 1 si $x \geq 0$	
Linéaire	$f(x) = x$	
Sigmoïde	$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$	
Tangente Hyperbolique	$f(x) = \frac{e^{-x} - e^x}{e^{-x} + e^x}$	

II.4. DOMAINES D'APPLICATION DES RNA

Les réseaux de neurones artificiels ont émergé comme une technologie révolutionnaire avec des applications diverses et prometteuses dans de nombreux domaines.

Leur capacité à simuler le fonctionnement des neurones biologiques et à apprendre à partir de données leur confère une puissance remarquable. Dans le domaine de la vision par ordinateur, ils permettent la détection d'objets, la reconnaissance faciale et la segmentation d'images avec une précision et une rapidité impressionnante. En traitement du langage naturel, les réseaux de neurones ont ouvert la voie à des traductions automatiques fluides, à la compréhension de langage et à la génération de texte naturel. Dans des domaines tels que la médecine, la finance et la robotique, ils offrent des capacités avancées de diagnostic, de prévision et de prise de décision. Ils sont également utilisés dans l'industrie du jeu et de divertissement, créant des mondes virtuels avec des personnages non-joueurs intelligents et captivants.

Ces avancées passionnantes témoignent de l'immense potentiel des réseaux de neurones artificiels dans la modélisation l'identification et le contrôle des processus, ouvrant la voie à de nouvelles possibilités d'innovation et de progrès dans un large éventail de domaines.

II.5. LES TYPES DE RNA

II.5.1. Les réseaux de neurones non bouclés

II.5.1.1. Réseaux de neurones monocouches

La structure d'un réseau monocouche est telle que des neurones organisés en entrée soient entièrement connectés à d'autres neurones organisés en sortie par une couche modifiable de poids. [30]

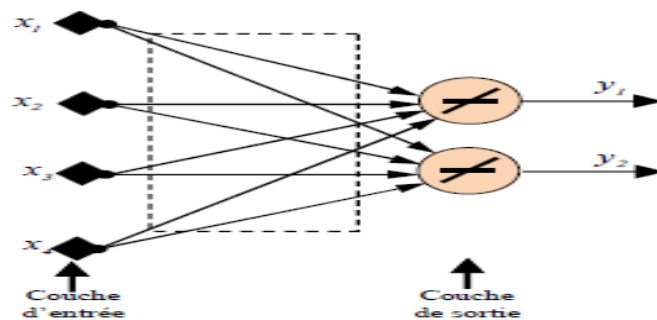


Figure. II.3 : Schéma d'un réseau de neurones monocouche.

II.5.1.2. Réseau Multicouche

Dans ce cas les réseaux comportent en générale au moins trois couches une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées et une couche de sortie. L'information circulant de l'entrée vers la sortie à travers la (les)couches cachées. On appelle couche d'entrée l'ensemble des neurones d'entrée, couche de sortie l'ensemble des neurones de sortie. Les couches intermédiaires n'ayant aucun contact avec l'extérieur sont appelés couches cachée.

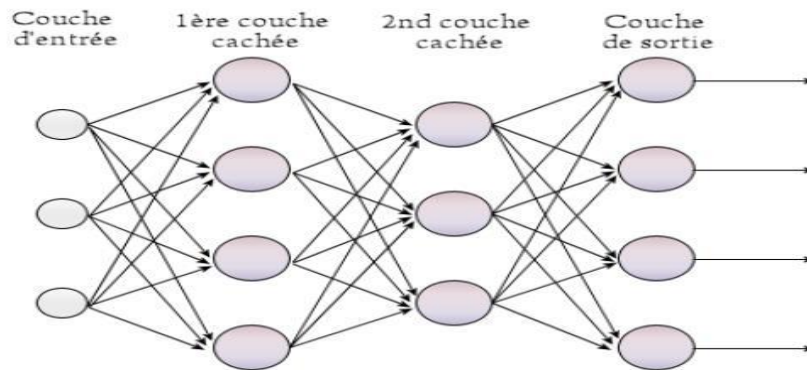


Figure II.4 : Le réseau multicouche.

II.5.1.3. Réseau à Connexions Locales

Il s'agit d'une structure multicouche, mais qui a l'image de la rétine, conserve une certaine topologie. Chaque neurone entretient des relations avec un nombre réduit et localise de neurones de la couche avale. Les connexions sont donc moins nombreuses que dans le cas d'un réseau multicouche classique. [32]

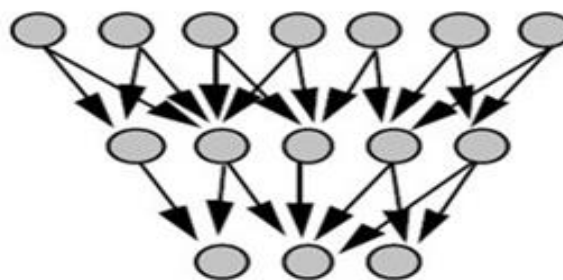


Figure II.5 : Le réseau à connexion locale.

II.5.1.4. Réseau à Connexion Complète

C'est la structure d'interconnexion la plus générale où chaque neurone est connecté à tous les neurones du réseau (et à lui-même)

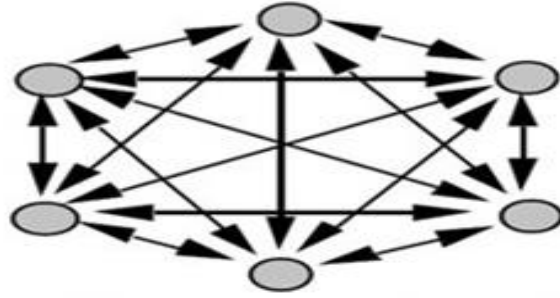


Figure II.6 : Le réseau à connexion complète. [32]

II.5.2. Les réseaux de neurones bouclés

II.5.2.1. Réseau à Connexions Récurrentes

Un réseau bouclé (récurrent), régi par une ou plusieurs équations différentielles, résulte de la composition des fonctions réalisées par chacun des neurones et des retards associés à chacune des connexions. Ces réseaux sont employés pour accomplir des tâches de modélisation des systèmes dynamiques, de commande de processus ou de filtrage. [33]

Les connexions récurrentes ramènent l'information en arrière par rapport au sens de propagation défini dans un réseau multicouche. Ces connexions sont le plus souvent locales.

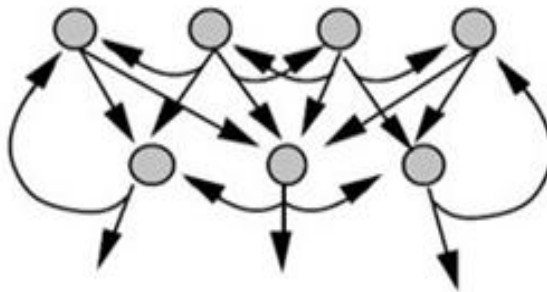


Figure II.7 : Le réseau récurrent [33].

La sortie d'un neurone de la couche cachée qui sera injectée à l'entrée du même neurone, c'est le cas des réseaux dits « with self-feedback » ;

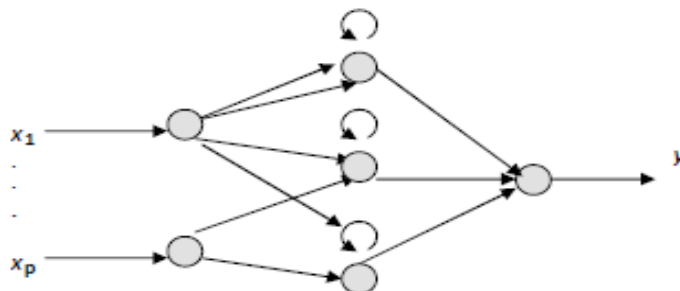


Figure II.8 : Réseau recurrent «with self-feed-back». [23]

La sortie d'un neurone de la couche cachée qui sera, dans ce cas, injectée à tous les autres neurones de cette couche. C'est le cas des réseaux dits « réseaux récurrents totalement connectés »

Il existe plusieurs autres topologies, mais elles n'ont pas eu à ce jour la notoriété des quelques types que nous avons décrits.

II.6. LE MODELE DE PERCEPTRON

Le mécanisme perceptron a été développé par le psychologue F. Rosenblat à la fin des années 1950, dans le but d'illustrer certaines propriétés fondamentales des systèmes intelligents en générale. Ce modèle est composé de trois couches : Une couche d'entrée qui fournit des données, une couche intermédiaire qui effectue les calculs, en agrégeant les signaux provenant des cellules auxquelles elle est connectée, et une couche de sortie qui prend les décisions en se basant sur les exemples à mémoriser. La couche de sortie envoie des signaux à la couche intermédiaire jusqu'à ce que la connexion entre les deux se stabilise. la couche intermédiaire applique généralement une loi définie avec un seuil pour déterminer sa réponse. Ce modèle de perceptron a contribué à l'avancement de la compréhension des systèmes intelligents et a jeté les bases de nombreux développements ultérieurs dans le domaine des réseaux de neurones. [30]

II.6.1. Le Perceptron Multicouches (MLP)

II.6.1.1. Structure du réseau MLP

L'idée d'ajouter des couches intermédiaires, également appelées couches cachées, à un réseau de neurone a émergé lorsque l'on a réalisé que les réseaux à une seule couche de neurones étaient limités à la réalisation de séparations linéaires. Ainsi, les perceptrons multicouches sont des réseaux de neurones non récurrent avec une ou plusieurs couches de neurones entre les couches d'entrée et de sortie. Dans ces couches intermédiaires les neurones ne sont pas connectés entre eux. Les perceptrons multicouches (**Multi Layered Perceptron - MLP**) sont les réseaux de neurones les plus connus et sont largement utilisés dans des domaines tels que l'identification et le contrôle. Ils suivent un modèle de propagation directe, également connu sous le nom de «**feed forward** », où l'information se propage de la couche d'entrée à la couche de sortie sans rétroaction.

II.7. CARACTERISTIQUES DES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

Les réseaux de neurones artificiels possèdent plusieurs particularités, dont les plus importantes sont :

- La capacité d'apprentissage : un réseau de neurones peut modéliser la relation liant les deux espaces d'entrée et de sortie et ce en ajustant les poids de ses connexions durant une phase dite d'apprentissage à la lumière d'un ensemble d'échantillons décrivant un système ou une fonction donnée.
- La capacité de généralisation : cette caractéristique est très importante. Elle est dite aussi de recouvrement. Après une phase d'apprentissage, le réseau de neurones peut trouver la sortie correspondante aux entrées non traitées pendant la phase d'apprentissage.
- La robustesse : En raison de sa structure en réseau, le réseau dans son ensemble est capable de faire face à la défaillance d'une ou plusieurs connexions et de la surmonter. [23]

II.8. L'APPRENTISSAGE DES RESEAUX DE NEURONES

L'apprentissage des réseaux de neurones est le processus par lequel un réseau de neurones artificiels ajuste ses poids et ses paramètres internes pour améliorer ses performances dans une tâche spécifique la phase. Il peut se résumer en trois étapes :

- Le réseau de neurones est stimulé par l'environnement.
- Le réseau de neurones subit des changements comme résultat à cette stimulation ;
- Le réseau de neurone répond d'une manière différente à son environnement à cause des changements produits au niveau de sa structure interne.

Trois classes d'apprentissage sont à distinguer.

II.8.1. Apprentissage supervisé

Le principe de base de ce type d'apprentissage consiste à présenter au réseau de neurones, ignorant initialement l'état de son environnement (de la tâche), un ensemble de couples (entrée, sortie désirée); l'entrée est utilisée pour stimuler le réseau. La réponse du réseau à cette entrée (la sortie) est calculée et comparée avec la sortie désirée. L'écart entre les deux grandeurs sera utilisé pour l'ajustement des paramètres du réseau.

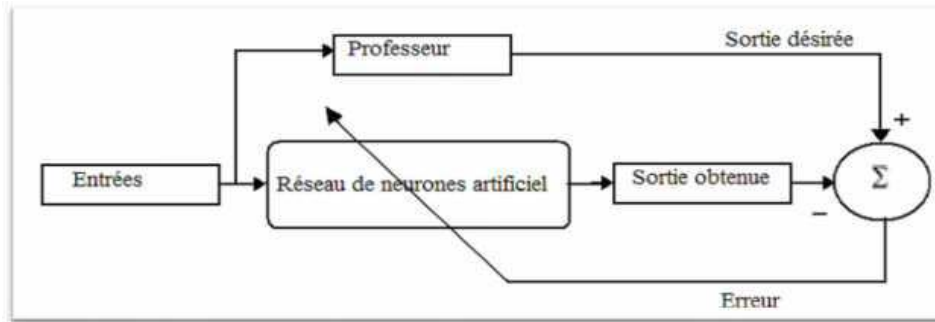


Figure II.9 : Principe de l'apprentissage supervisé. [34]

II.8.2. Apprentissage par pénalité /récompense (renforcement)

Appelé aussi semi-supervisé, Cet algorithme d'apprentissage par renforcement est de type qualitatif par opposition aux apprentissages dits supervisé ou non supervisé. Il n'est pas nécessaire de disposer pour les exemples d'apprentissage des sorties désirées, seulement d'une appréciation "globale" du comportement du réseau pour chacun des exemples traités. Cet algorithme s'applique à toutes structures de réseaux. La seule condition est de disposer de neurones de sortie stochastiques (binaires). La réponse du réseau de neurones est ainsi fonction des entrées et, aussi, des neurones de sortie. On introduit donc à ce niveau une part d'aléatoire dans le comportement du système. Si la réponse fournie par le système est considérée comme bonne, l'algorithme tend à favoriser l'apparition de ce comportement en réduisant l'aléatoire.

Dans le cas où la réponse du système globale est considérée comme mauvaise, on cherche à éviter l'apparition ultérieure de ce comportement. Ce processus est itéré jusqu'à l'obtention du comportement désiré pour l'ensemble du système.[32]

II.8.3. Apprentissage non supervisé

La dernière forme d'apprentissage que nous abordons est dite « non-supervisée » ou encore « autoorganisée ». Elle est caractérisée par l'absence complète de professeur, c'est-à-dire qu'on ne dispose ni d'un signal d'erreur, comme dans le cas supervisé, ni d'un indice de satisfaction, comme dans le cas par renforcement. Nous ne disposons donc que d'un environnement qui fournit des stimuli, et d'un réseau qui doit apprendre sans intervention externe. [30]

Cet apprentissage entre dans le cadre des méthodes d'apprentissage automatiques

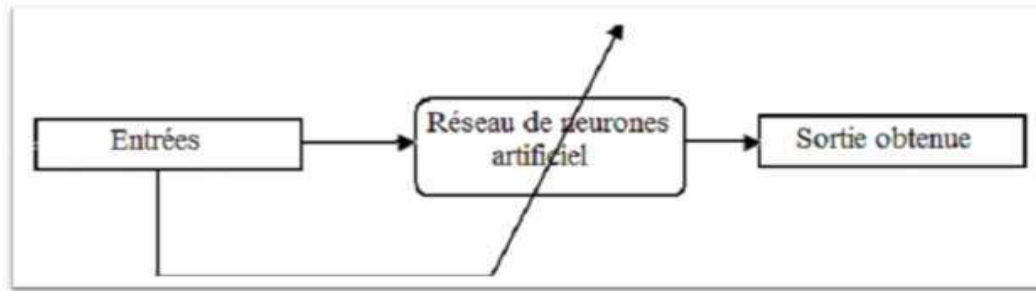


Figure II.10 : Schéma bloc de l'apprentissage non supervisé d'un réseau de neurone.

II.9. TECHNIQUES D'APPRENTISSAGE DES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

L'apprentissage est un processus dynamique et itératif permettant de modifier les paramètres d'un réseau en réaction avec les stimuli qu'il reçoit de son environnement. Le type d'apprentissage est déterminé par la manière dont les changements de paramètre surviennent [35].

La notion d'apprentissage recouvre deux réalités :

- La mémorisation : le fait d'assimiler sous une forme dense des exemples éventuellement nombreux ;
- La généralisation : le fait d'être capable, grâce aux exemples appris, de traiter des exemples distincts, encore non rencontrés, mais similaires.

Dans la littérature, on trouve une grande quantité de techniques d'apprentissage, dont on peut citer quelques unes :

- Gradient descendant avec taux d'apprentissage variable ;
- Rétro propagation résiliente ;
- L'algorithme du gradient conjugué ;
- L'algorithme de Fletcher-Reeves ;
- Algorithme de Quasi-Newton ;
- Algorithme de Levenberg-Marquardt.

II.9.1. L'algorithme de la rétro propagation du gradient d'erreur (back-propagation)

L'un des algorithmes les plus répandus est celui de la "rétro propagation" ou « back propagation ». Cet algorithme change les poids d'un réseau dont l'architecture est fixée par l'opérateur. Ce changement est fait de telle sorte à minimiser l'erreur entre la sortie désirée et la réponse du réseau à une entrée. Ceci est réalisé grâce à la méthode de descente de gradient. A chaque itération le signal d'entrée se propage dans le réseau dans le sens entrée-sortie, une

sortie est ainsi obtenue, l'erreur entre cette sortie et la sortie désirée est calculée puis par rétro propagation « error back-propagation », des erreurs intermédiaires, correspondant à la couche cachée sont ainsi calculées et permettent l'ajustement des poids $w_{ij}(t)$ de la couche cachée.

L'algorithme de rétro propagation du gradient comporte donc 2 phases :

1. Propagation : à chaque étape, on présente au réseau un exemple en entrée. Cette entrée est propagée jusqu'à la couche de sortie.
2. Correction : A coup sûr, le réseau ne fournira pas exactement ce que l'on attendait. On calcule donc une erreur (en général la somme quadratique moyenne des erreurs pour tous les neurones de sortie) que l'on rétro-propage dans le réseau. Ce processus est interrompu dès que l'erreur globale est estimée suffisante. La figure II.11 montre le processus de rétro propagation.

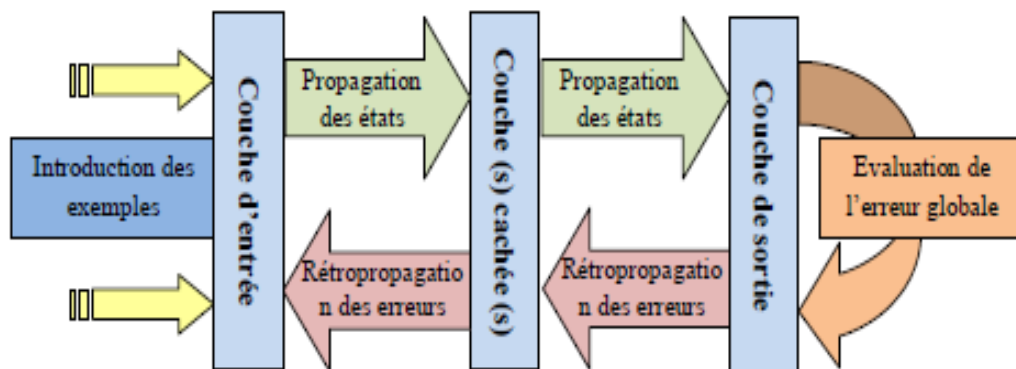


Figure II.11 : Apprentissage des réseaux de neurone par l'algorithme de rétro propagation [30]

II.9.2. Présentation de l'algorithme de rétro propagation

$$J = \frac{1}{2}e^2 = \frac{1}{2} + (\mathbf{y} - \mathbf{y}d)^2 \quad (\text{II.1})$$

Avec :

e : l'écart entre la sortie réelle et la sortie désirée. Le processus de la rétro propagation est constitué de deux phases :

- Une propagation des signaux de la couche d'entrée, couche par couche, jusqu'à atteindre la couche de sortie qui délivre les signaux de sortie du réseau.
- Une rétro propagation de l'erreur, c'est-à-dire l'écart entre la sortie du réseau et la sortie désirée, qui se propage dans le sens inverse, de la couche de sortie vers la couche d'entée et qui sera utilisée pour l'ajustement des paramètres du réseau (Figure II.12).

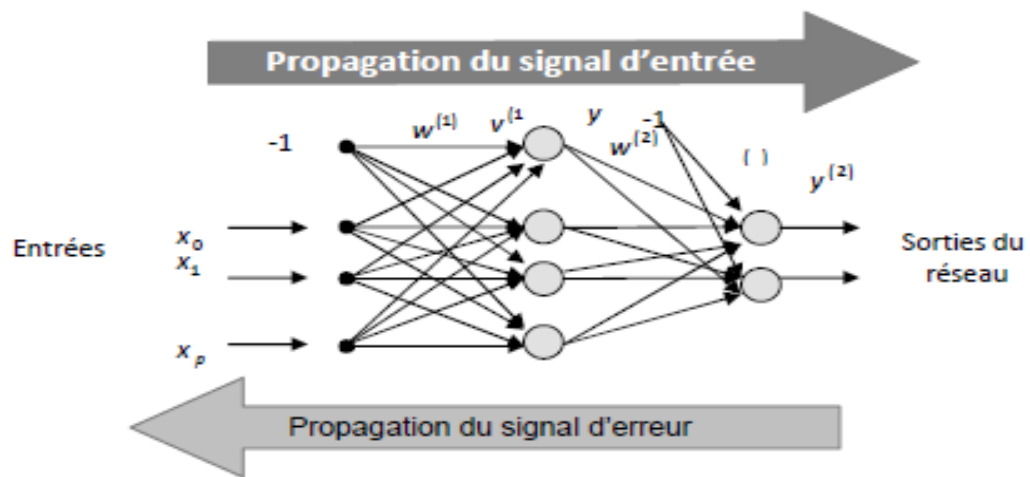


Figure II.12 : Algorithme de rétro propagation.

Principe :

Pour expliquer le principe de la rétro propagation, prenons le réseau multicouche de la figure précédente (figureII.12). Soient :

$w(L)$: le vecteur des poids synaptiques d'un neurone appartenant à la couche L ;

$v(L)$: les vectrices activités des neurones de la couche L ; y

$y(L)$: le vecteur des sorties de la couche L .

$\varphi(.)$: la fonction d'activations d'un neurone (qui doit être une fonction dérivable comme la fonction sigmoïde).

n : le pas d'apprentissage (ou pas d'adaptation).

Le processus d'entraînement du réseau par l'algorithme de back propagation pour qu'il puisse approximer une certaine fonction $y = f(x)$ sur tous ensemble d'apprentissage, va se dérouler en plusieurs étapes :

1. **Initialisation** : cette étape consiste à attribuer des valeurs aléatoires aux poids du réseau ;
2. **Présentation des exemples** : présenter les exemples d'entraînement veut dire l'application du vecteur d'entrée x à l'entrée du réseau ;
3. **Le calcul direct** : calculer les sorties de toutes les cellules dans le sens de propagation direct des variables d'entrée. Sachant que l'activité du neurone j de la couche L pendant l'itération n est :

$$v_j^{(L)} = \sum_{i=0}^P w_{ji}^{(L)}(n) y_i^{(L-1)}(n) \tag{II.2}$$

La sortie du même neurone, en supposant l'utilisation de la fonction sigmoïde, sera :

$$v_j^{(L)} = \varphi(v_j^{(L)}) = \frac{1}{1 + \exp(-v_j^{(L)}(n))} \quad (\text{II.3})$$

Les sorties du réseau seront notées : en suite on calcule l'erreur :

$$v_j^{(L)} = o_j(n) \quad (\text{II.4})$$

$$e_j(n) = d_j(n) - o_j(n) \quad (\text{II.5})$$

Avec $d_j(n)$ le $j^{\text{ième}}$ élément du vecteur $d(n)$ représentant les sorties désirées.

4. Le calcul rétrograde : qui consiste à calculer les gradients locaux du réseau en rétrogradant couche par couche, sachant que :

- Pour un neurone de la couche de sortie :

$$s_j(n) = e_j(n) \cdot \varphi'(v_j(n)) \quad (\text{II.6})$$

- Pour un neurone caché :

$$s_j(n) = \varphi'(v_j(n)) \sum_k s_k(n) \cdot w_{kj}(n) \quad (\text{II.7})$$

La fonction sigmoïde est fréquemment utilisée avec l'algorithme de la rétro propagation, non seulement à cause de sa différentiable, mais également parce que sa dérivée est facile à calculer.

En effet la dérivée de la fonction d'activation donne :

$$\varphi'(v_j(n)) = \varphi(v_j(n)) [1 - \varphi(v_j(n))] \quad (\text{II.8})$$

$$= y_j(n) [1 - y_j(n)] \quad (\text{II.9})$$

En remplaçant dans les équations (II.6) et (II.7) on aura :

- Pour un neurone de la couche de sortie :

$$s_j(n) = [d_j(n) - o_j(n)] \cdot o_j(n) \cdot [1 - o_j(n)] \quad (\text{II.10})$$

- Pour un neurone caché :

$$s_j(n) = y_j(n) \sum_k s_k(n) \cdot w_{kj}(n) \quad (\text{II.11})$$

Ajuster les poids synaptiques de la couche L du réseau en employant la loi généralisée suivante (petit) :

Le gradient du poids $\Delta w_{ji}(n)$	=	<i>La correction</i> d'apprentissage $ns_j(n)$	x	le pas local $y(n)$	x	le gradient du neurone j	(II.12)
---	---	--	---	---------------------------	---	-----------------------------	---------

Qui se traduit par l'équation :

$$w_{ji}^{(L)}(n+1) = w_{ji}^{(L)}(n) + ns_j^{(L)}(n) \cdot y_i^{(L-1)}(n) \quad (\text{II.13})$$

Notons enfin, que l'algorithme de la rétro propagation du gradient n'est pas un algorithme sans problèmes, il présente quelques inconvénients qui rendent l'étape d'apprentissage très

lente. Parmi ces problèmes on peut citer à titre indicatif : les minima locaux, les ravins, les plateaux. [23]

II.10. CALCUL DE LA SORTIE D'UN RESEAU DE NEURONES

C'est la partie dite de programmation. Elle consiste à calculer l'activité de tous les neurones du réseau à partir du vecteur d'entrée qui est ainsi propagé vers la sortie. Il s'avère évident, que le degré de complexité de cette opération est en relation directe avec la structure du réseau. [23]

II.11. LES CONVERTISSEURS DC-DC

L'utilisation des convertisseurs DC-DC permet le contrôle de la puissance électrique dans les circuits fonctionnant en courant continu avec une très grande souplesse et un rendement élevé. Les circuits des hacheurs se composent de condensateurs, d'inductances et de commutateurs. Dans le cas idéal, tous ces dispositifs ne consomment aucune puissance active, c'est la raison pour laquelle on a de bons rendements. Le commutateur est réalisé avec un dispositif semi-conducteur, habituellement un transistor MOSFET ou un IGBT fonctionnant en mode (bloqué/saturé). Si le dispositif semi-conducteur est bloqué, son courant est zéro d'où une dissipation de puissance nulle. Si le dispositif est dans l'état saturé, la chute de tension à ses bornes sera presque nulle et par conséquent la puissance perdue sera très faible. [34]

Le tableau suivant donne une idée sur les différents types de convertisseurs DC-DC et la complexité de chaque type de convertisseur.

Tableau II.3 : Complexité de chaque type de convertisseur DC-DC.[36]

Type	Fonction	Interrupteur	Diode	Transformateur	Complexité
Buck	Abaisseur	1	1	Non	Faible
Boost	Elévateur	1	1	Non	Faible
Buck-Boost	Abaisseur/ Elévateur	1	1	Non	Faible
Flyback	Abaisseur/ Elévateur	1	1	Oui	Moyen
Half Forward	Abaisseur/ Elévateur	1	1	Oui	Moyen
Push Full	Abaisseur/ Elévateur	2	2	Oui	Forte
Half Bridge	Abaisseur/ Elévateur	2	2	Oui	Forte
Full Bridge	Abaisseur/ Elévateur	4	4	Oui	Très Forte

Dans notre étude nous présentons le principe d'un convertisseur DC/DC de type Boost, qui est utilisé fréquemment dans les systèmes photovoltaïques pour générer les tensions et les courants souhaités. Ce type de convertisseur n'est constitué que par des éléments réactifs (Selfs, Capacités) qui, dans le cas idéal, ne consomment aucune énergie. C'est pour cette raison qu'ils sont caractérisés par un grand rendement. [37]

II.10.1. Convertisseur statique (hacheur Boost)

Le convertisseur DC-DC est une interface qui permet l'adaptation entre le panneau PV et la charge afin d'extraire la puissance maximale du panneau.

Lorsqu'on souhaite augmenter la tension d'une source continue, on peut utiliser le hacheur parallèle de type BOOST, appelé également hacheur survolteur. Ce dispositif de l'électronique de puissance est un convertisseur continu-continu mettant en œuvre un ou plusieurs interrupteurs. Le découpage se fait à une fréquence très élevée ce qui a pour conséquence de créer une tension moyenne.

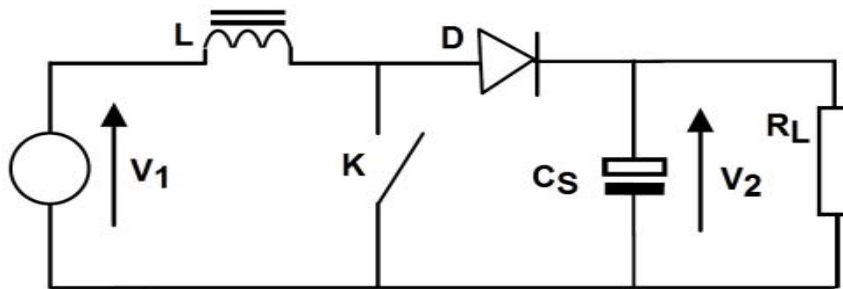


Figure II.13 : Schéma du hacheur survolteur.

Pour $t \in [0, \alpha T]$, le transistor est passant. Par la suite, le convertisseur peut être modélisé par les équations suivantes :

$$\frac{di_L}{dt} = \frac{V_1}{L} \quad (\text{II.14})$$

$$\frac{dV_2}{dt} = \frac{V_2}{R_L \times C_s} \quad (\text{II.15})$$

Pour $t \in [\alpha T, T]$, le transistor est bloqué. Par la suite, le convertisseur peut être modélisé par les équations suivantes :

$$\frac{di_L}{dt} = \frac{V_1 - V_2}{L} \quad (\text{II.16})$$

$$\frac{dV_2}{dt} = \frac{i_L}{C_s} - \frac{V_2}{R_L \times C_s} \quad (\text{II.17})$$

Où T est la période du convertisseur statique et α , le rapport cyclique.

II.11. REGULATION

Le but de la régulation est de ramener une grandeur vers une consigne (référence) en exploitant l'écart entre ces deux grandeurs. La stratégie de commande dépend de la méthode utilisée. La figure suivante illustre le principe de régulation.

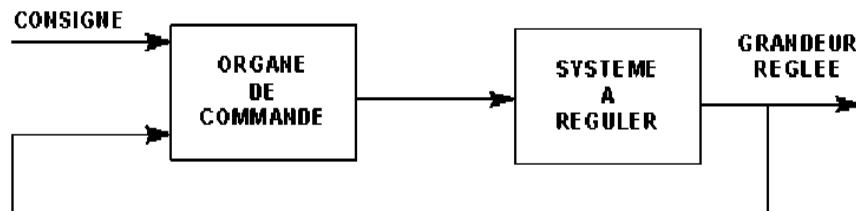


Figure II.14 : Principe de régulation.

• Signal modulé en largeur d'impulsion (MLI)

De nombreuses applications industrielles utilisent des signaux de commande MLI (ou PWM, Pulse width modulation), car ces signaux sont robustes en présence de bruit. La technique de modulation de large d'impulsion (PWM) consiste à générer un signal carré avec un rapport cyclique modulé en fonction d'un signal de commande. La valeur moyenne de la tension commandée dépend du rapport cyclique. [38]

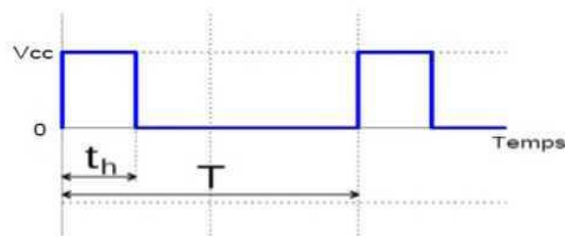


Figure II.15 : Signal PWM.

On définit le cycle de service ($= 1-\infty$) le cycle où l'interrupteur est ouvert. Par exemple, si $D= 0.2$ alors : Cycle de service= 80%. Figure I.19 suivante montre l'obtention d'un signal PWM. Dans le diagramme supérieur, un signal en dents de scie et le rapport cyclique variable (en rouge), et dans le graphe du bas, une représentation d'un signal carré PWM. [39]

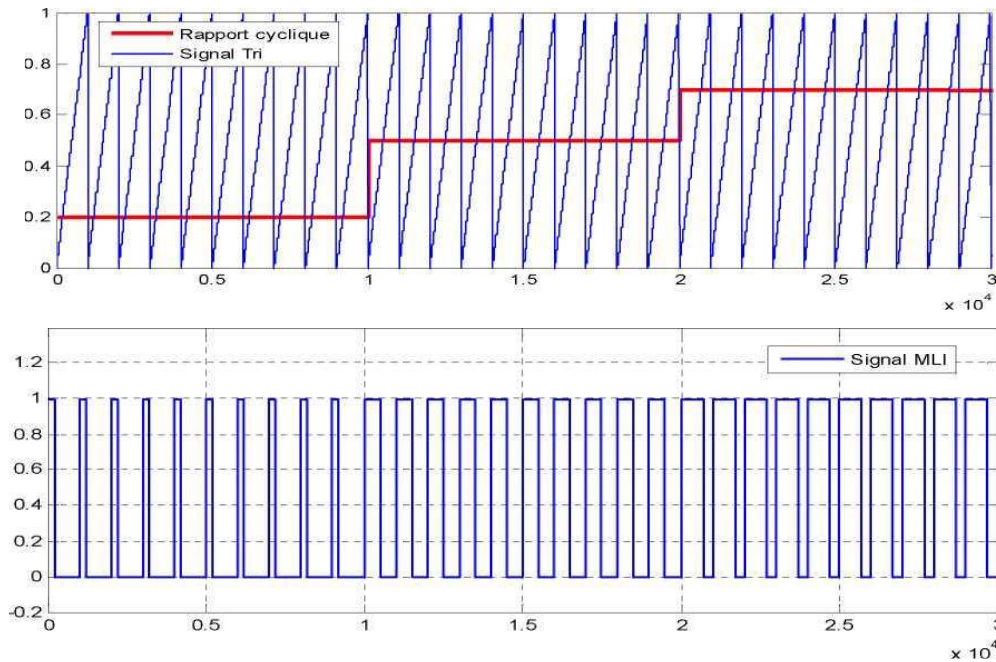


Figure II.16 : Obtention d'un signal MLI (PWM).

II.12. COMMANDE MPPT

La commande MPPT, 'Maximum Power Point Tracking' est un montage électronique au niveau du régulateur qui permet de tirer le maximum d'énergie d'une installation solaire photovoltaïque. Le principe de cette commande est basé sur la variation automatique du rapport cyclique α en l'amenant à la valeur optimale de manière à maximiser la puissance délivrée par le panneau PV, ainsi que quels que soient les conditions météorologiques T et G, la commande du convertisseur place le système au point de fonction maximum (V_{mpp} , I_{mpp}).

Le régulateur **MPPT** permet d'optimiser le rendement des panneaux solaires jusqu'à **30%** : pour un panneau photovoltaïque donné, les batteries recevront 30% d'électricité en plus par rapport à un régulateur solaire classique. [38]

Par la suite, on va présenter et étudier les algorithmes de commande les plus populaires.

II.13. SYSTEME PHOTOVOLTAÏQUE CONTROLE PAR MPPT

Le système photovoltaïque est constitué par le générateur photovoltaïque PV, le convertisseur DC-DC (hacheur de type survolteur) et la charge. Le générateur photovoltaïque PV est constitué de modules connectés en série et en parallèle pour obtenir la puissance souhaitée. Chaque module est lui-même composé de cellules. Le convertisseur DC-DC est commandé par un signal à modulation de largeur d'impulsion avec une stratégie de recherche du point de puissance maximale MPPT. La figure ci-dessous présente le synoptique de l'ensemble du système. [40]

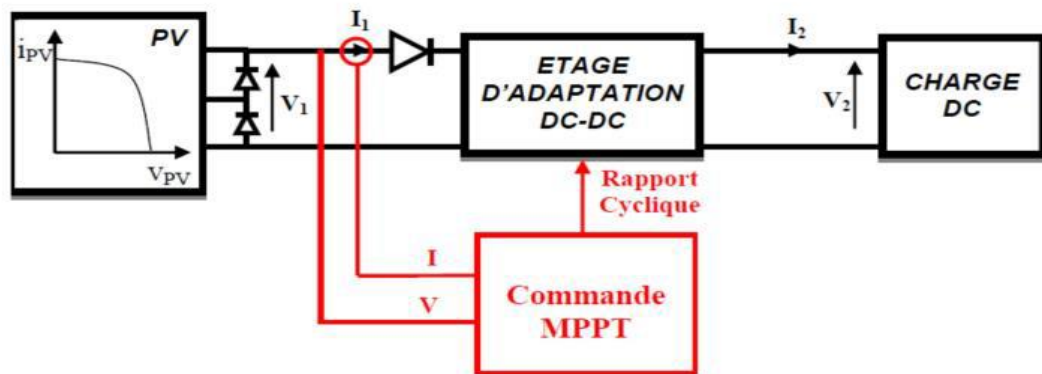


Figure II.17 : Schéma synoptique du système PV contrôlé par MPPT.

II.14. TECHNIQUES DE POURSUITE DU POINT DE PUISSANCE MAXIMALE

Dans la littérature Il existe différents algorithmes effectuent la recherche de MPP.

II.14.1. Algorithme Perturber et observer, 'P&O'

Le principe de cet algorithme est d'effectuer une perturbation sur la tension du panneau PV tout en agissant sur le rapport cyclique α . En effet, suite à cette perturbation, on calcule la puissance fournie par le panneau PV à l'instant k , puis on la compare à la précédente de l'instant $(k - 1)$.

Si la puissance augmente, on s'approche du point de puissance maximale, 'PMP' et la variation du rapport cyclique est maintenue dans le même sens.

Au contraire, si la puissance diminue, on s'éloigne du point de puissance maximale, 'PMP'. Alors, on doit inverser le sens de la variation du rapport cyclique. [47]

La Figure II.18 montre les 4 options possibles présentées lors du suivi du MPP, le point 1 étant la position précédente et le point 2 la position actuelle de chaque cas (A, B, C et D).

- Cas A : $AP < 0$ et $AV < 0$;
- Cas B : $AP < 0$ et $AV > 0$;
- Cas C : $AP > 0$ et $AV > 0$;
- Cas D : $AP > 0$ et $AV < 0$.

Dans les cas A et C, le rapport cyclique α doit diminuer, entraînant une augmentation de la tension du module PV. Alors que dans les cas B et D, le rapport cyclique doit être augmenté de façon à ce que la tension du module PV diminue.

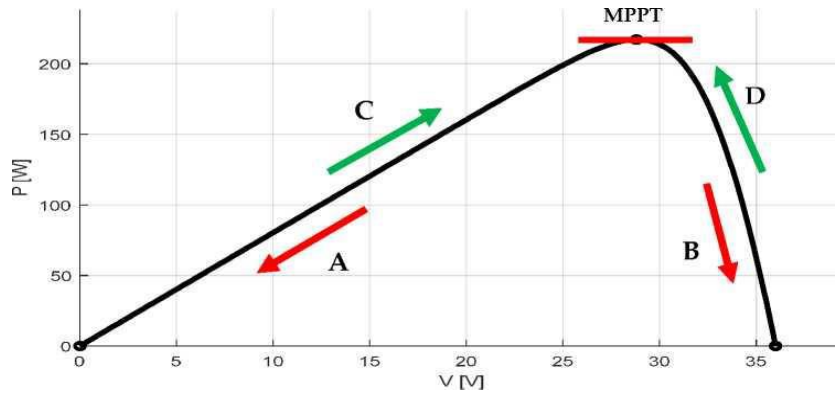


Figure II.18 : Le fonctionnement de l'algorithme PO. [39]

L'algorithme peut être représenté mathématiquement par l'expression :

$$(K)=(K-1) + \Delta V \cdot \text{sign} \left(\frac{dP}{dV} \Big|_{V=V_{n-1}} \right) \quad (\text{II.18})$$

Tableau II.4. Tableau de vérité de l'algorithme « perturbation & observation ». [39]

Perturbation de la puissance	Observation de La puissance	Prochaine Perturbation
Positive (+)	Positive (+)	Positive (+)
Positive (+)	Négative (-)	Négative (-)
Négative (-)	Positive (+)	Négative (-)
Négative (-)	Négative (-)	Positive (+)

Le schéma block mis en œuvre pour le contrôleur PO et son organigramme présentés par les figures suivantes :

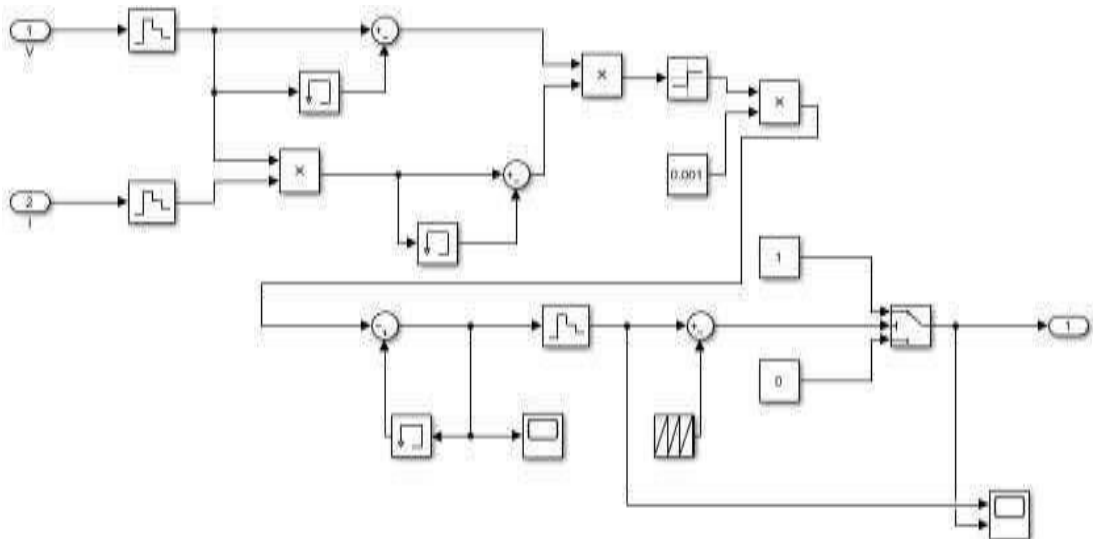


Figure II.19 : schéma block de l'algorithme (P&O).

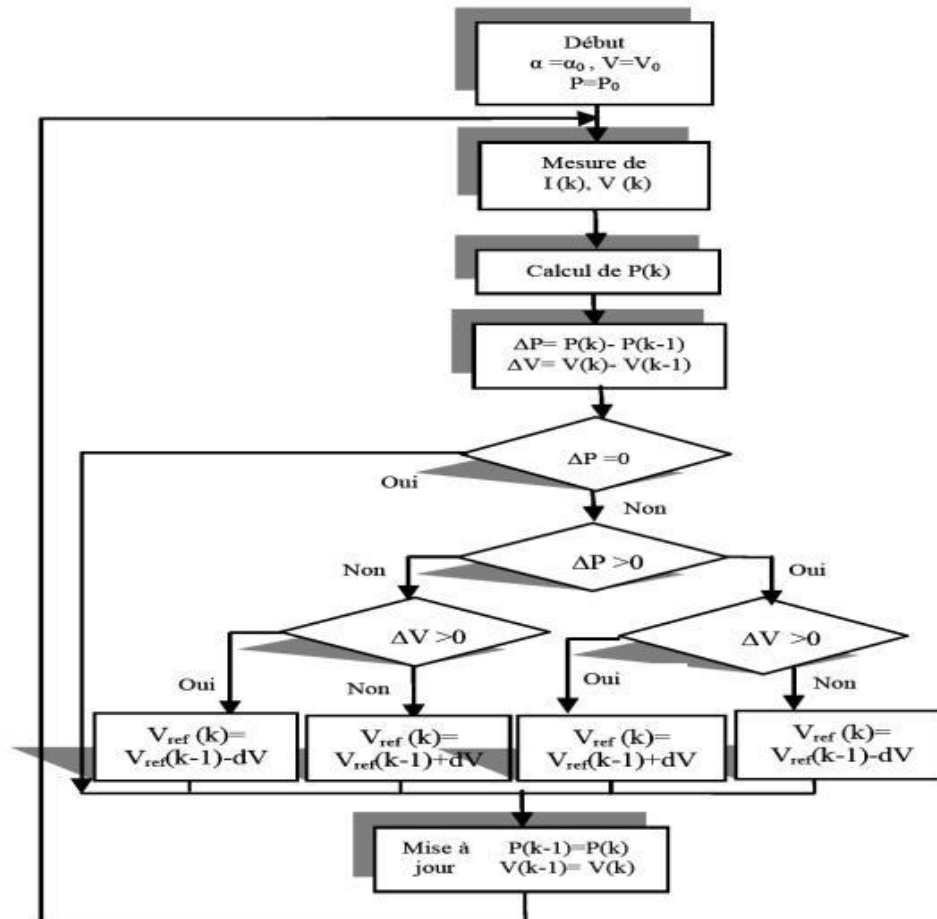


Figure II.20 : Organigramme de l’algorithme ‘P&O’ [41].

Un inconvénient de la méthode de PO est décrit par l’échec lors d’un changement rapide des conditions atmosphériques. Si l’ensoleillement augmente on aura une augmentation de la puissance du panneau, alors que le système va réagir comme si cette augmentation est produite par l’effet de perturbation précédente, il continue dans la même direction qui est une mauvaise direction, ce qui fait qu’il s’éloigne du vrai point de puissance maximale.

Ce processus continue jusqu’à la stabilité de l’ensoleillement, moment où il revient vers le vrai point de puissance maximale. Ceci cause un retard de réponse lors des changements soudains des conditions de fonctionnement et des pertes de puissance.

Ces oscillations qui peuvent être minimisées lors de réduire les valeurs de la variable de perturbation. [42]

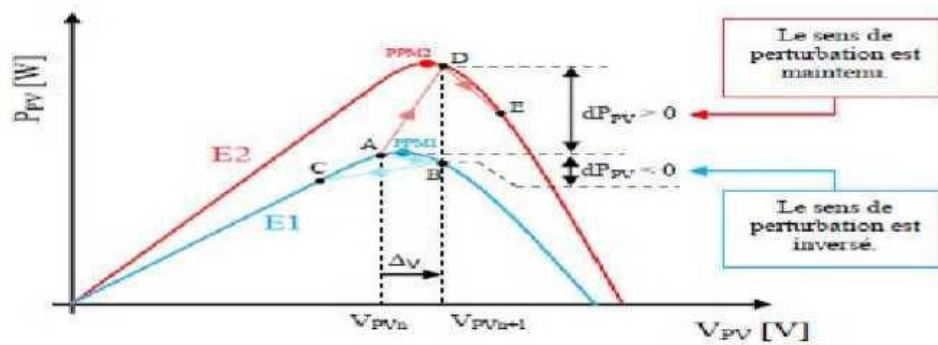


Figure II.21 : Divergence de la commande PO lors de variation d'irradiation.

La méthode perturbe and observe (P&O) est la plus utilisée, si pour cela dans notre travail on s'intéresse par cette méthode.

II.14.2. Algorithme Incrément de la conductance, 'INC'

Le principe de cet algorithme est basé sur la connaissance de la valeur de la conductance $G=I / V$ et sur l'incrément de la conductance (AG) pour en déduire la position du point de fonctionnement par rapport au point de puissance maximale, 'PMP'. Si l'incrément de conductance (AG) est supérieur à l'opposé de la conductance (-G), on diminue le rapport cyclique. Par contre, si l'incrément de conductance est inférieur à l'opposé de la conductance, on augmente le rapport cyclique. Ce processus est répété jusqu'à atteindre le point de puissance maximale, 'PMP'. [43]

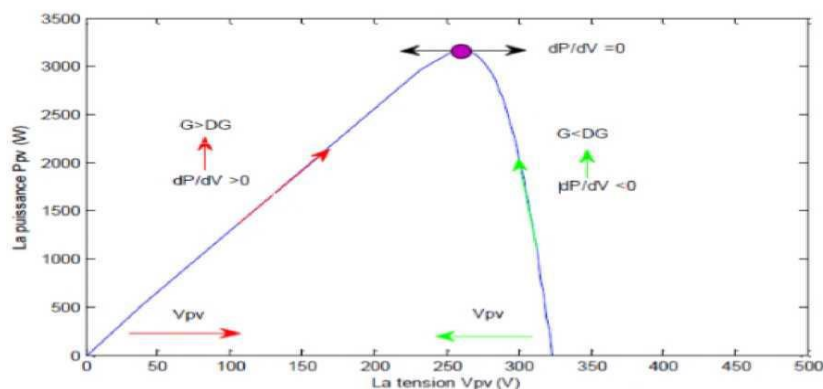


Figure II.22 : Principe de la méthode IC. [39]

Nous allons chercher le maximum de point d'annulation de la dérivée de puissance de la figure précédente, en comparant la conductance G à la conductance incrémentielle AG . Précisément la puissance en sortie de la source peut s'écrire :

$$P=V \times I \quad (\text{II.19})$$

D'où en écrivant la dérivée :

$$\frac{dP}{dV} = V \times \frac{dI}{dV} + \frac{dV}{dV} \times I \quad (\text{II.20})$$

$$\frac{dP}{dV} = V \times \frac{dI}{dV} + I \quad (\text{II.21})$$

$$\frac{dP}{dV} \cong V \times \frac{\Delta I}{\Delta V} + I \quad (\text{II.22})$$

Donc :

$$\frac{dP}{dV} = 0 \Rightarrow \frac{\Delta I}{\Delta V} = -\frac{I}{V} \quad \text{Au point du MPP} \quad (\text{II.23.a})$$

$$\frac{dP}{dV} > 0 \Rightarrow \frac{\Delta I}{\Delta V} > -\frac{I}{V} \quad \text{A gauche du MPP} \quad (\text{II.23.b})$$

$$\frac{dP}{dV} < 0 \Rightarrow \frac{\Delta I}{\Delta V} < -\frac{I}{V} \quad \text{A droite du MPP} \quad (\text{II.23.c})$$

Les deux équations (II.23.b) et (II.23.c) sont employées pour déterminer la direction du déplacement de point de fonctionnement MPP dans laquelle la perturbation se produit, elle se répète jusqu'à ce que l'équation (II.23.a) soit satisfaite.

À partir des équations (II.23), l'algorithme IC peut être représenté par l'organigramme suivant :

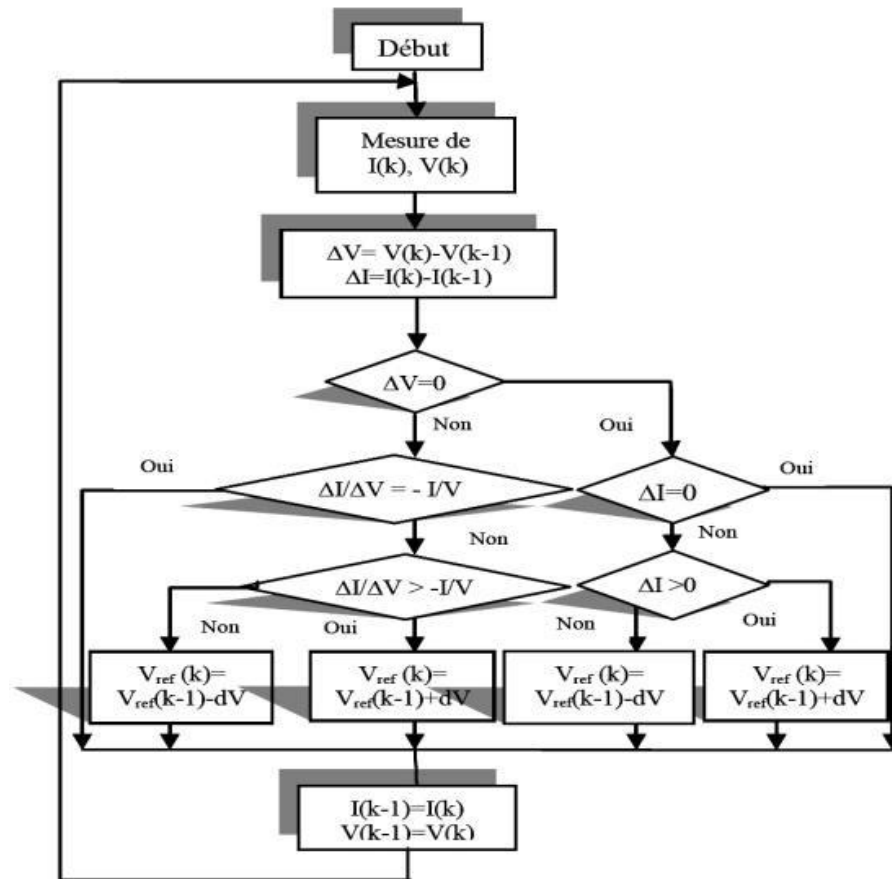


Figure II.23 : Organigramme de l'algorithme 'INC'.

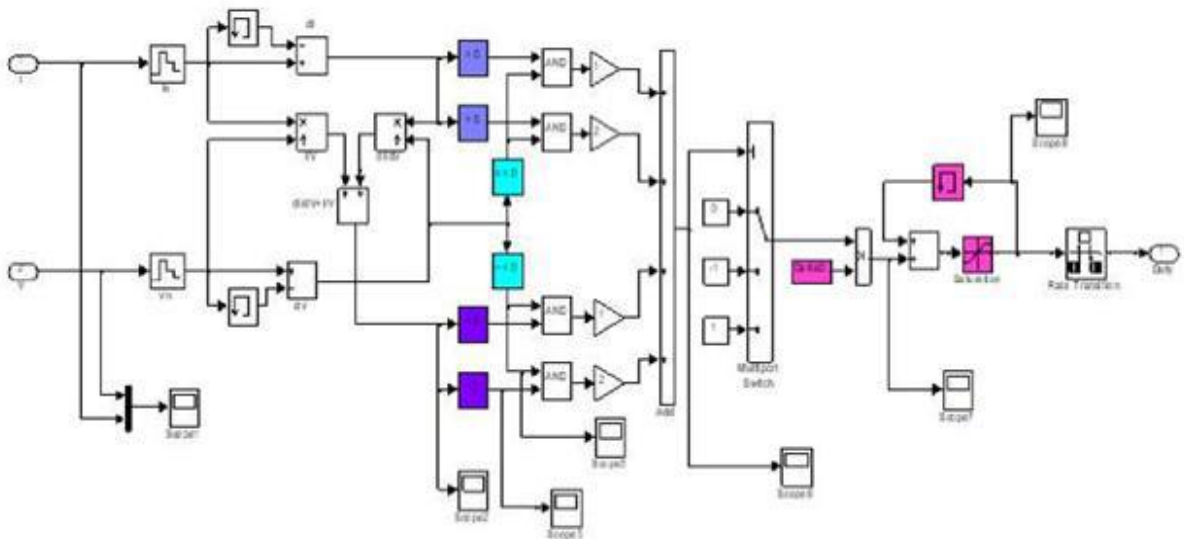


Figure II.24 : Programme et schéma bloc de la technique INC. [39]

II.14.3. Algorithme à base de la mesure d'une fraction de la tension, V_{oc}

Cet algorithme est basé sur la relation linéaire entre la tension de circuit ouvert et la tension optimale donnée par l'équation suivante :

$$V_{mp} = k * V_{oc} \tag{II.24}$$

Où k est un facteur de tension dépendant des caractéristiques de la cellule PV et qui varie entre 0.73 et 0.8.

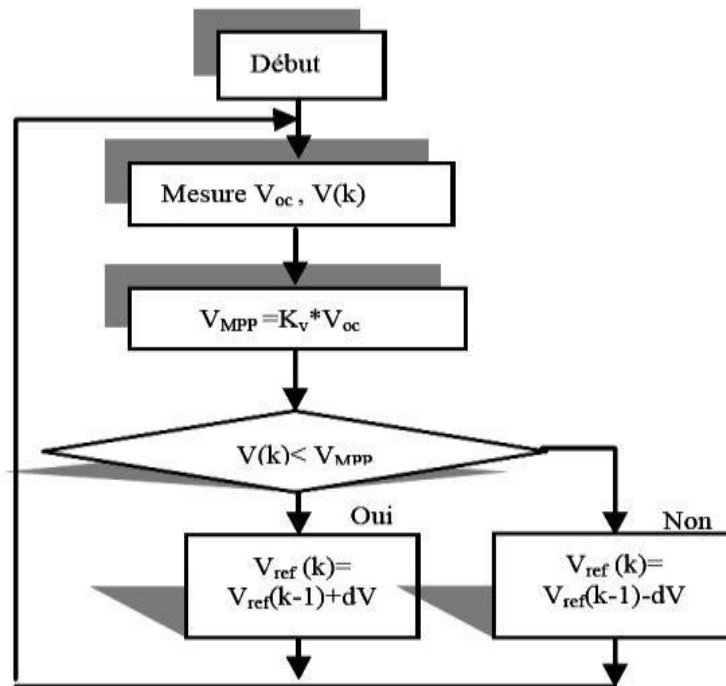


Figure II.25 : Organigramme de l'algorithme FCO.

Pour en déduire la tension optimale, on doit mesurer la tension du circuit ouvert V_{oc} . Par conséquent, le point de fonctionnement du panneau est maintenu proche du point de puissance optimale en ajustant la tension de panneau à la tension optimale calculée. Le processus permet d'agir cycliquement sur le rapport cyclique pour atteindre la tension optimale. [44]

II.14.4. Algorithme à base de la mesure d'une fraction du courant I_{cc}

Cette technique est basée sur la relation linéaire entre le courant de court-circuit et le courant optimal donné par l'équation suivante :

$$I_{mp} = k * I_{cc} \tag{II.24}$$

Où k est un facteur de courant dépendant des caractéristiques de la cellule PV et qui varie entre 0.85 et 0.92.

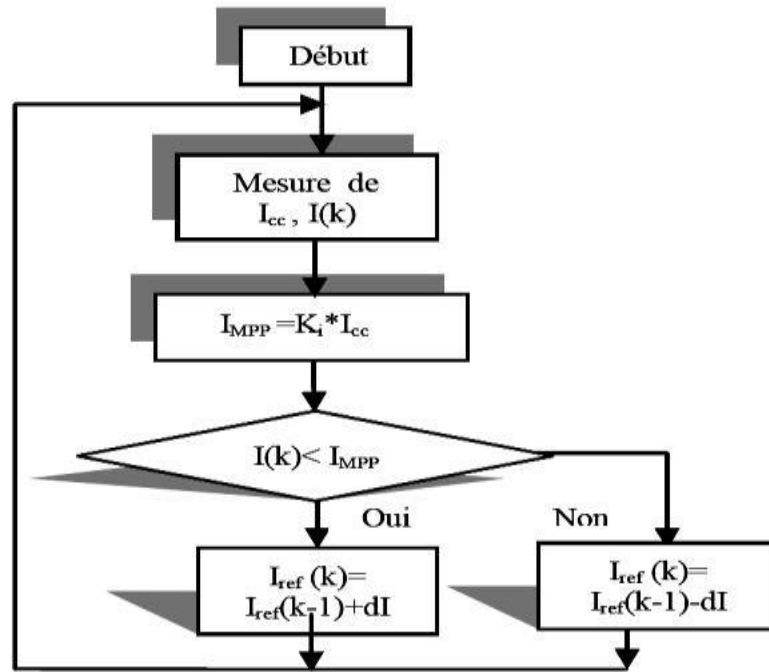


Figure II.26 : Organigramme de l’algorithme FCC.

En effet, le point de fonctionnement optimal est obtenu en amenant le courant du panneau au courant optimal. Par conséquent, on change le rapport cyclique jusqu’à ce que le panneau atteigne la valeur optimale. [45]

II.14.5. Algorithme à base de la logique floue

Récemment, la commande à base de la logique floue a été utilisée dans les systèmes de poursuite du point de puissance maximale. Cette commande offre l’avantage d’être une commande robuste et qui ne nécessite pas la connaissance exacte du modèle mathématique du système.

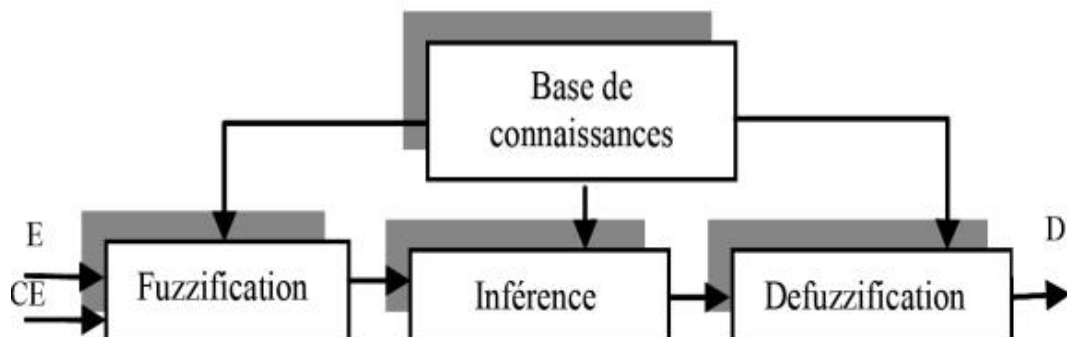


Figure II.27 : Schéma bloc de l’algorithme à base de la logique floue.

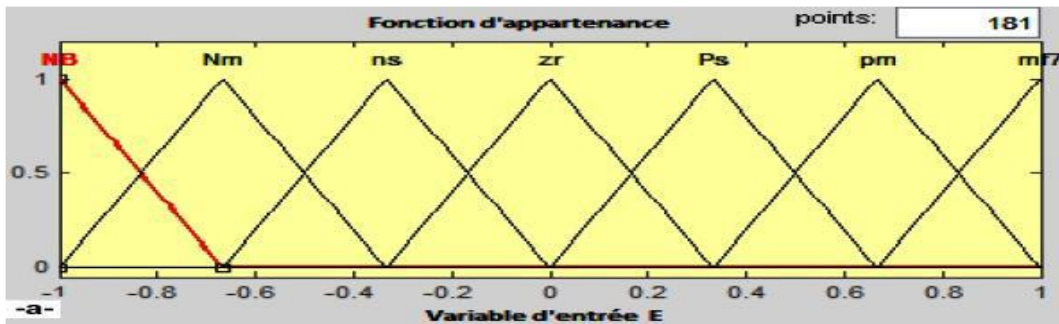
En particulier, cette commande est mieux adaptée aux systèmes non linéaires. Le fonctionnement de cet algorithme se fait en trois blocs : la fuzzification, l'inférence et la défuzzification (Figure II.27).

La fuzzification permet la conversion des variables physiques d'entrée en ensembles flous. Dans notre cas, on a deux entrées, l'erreur et la variation de l'erreur définies comme suit:

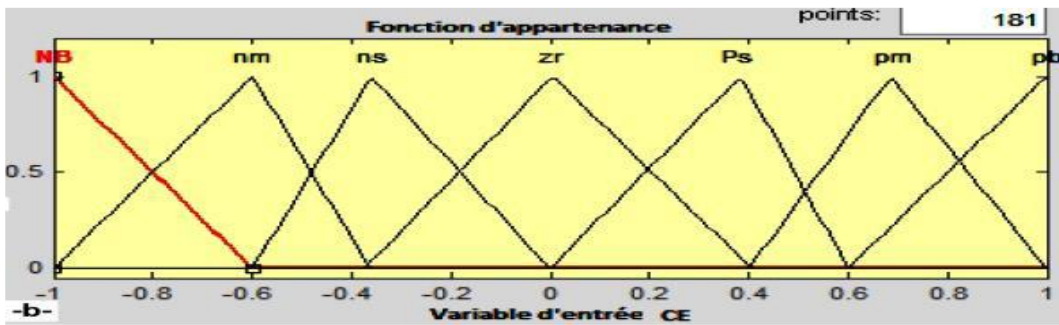
$$E = \frac{P(k) - P(k-1)}{I(k) - I(k-1)} \quad (\text{II.26})$$

$$CE = E(k) - E(k-1) \quad (\text{II.27})$$

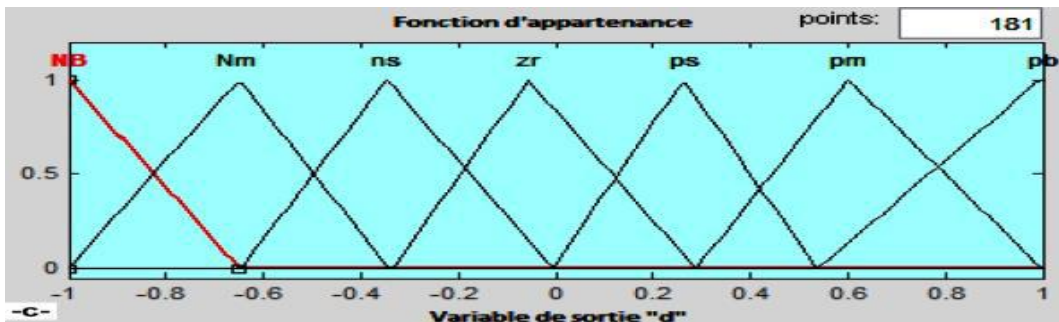
On attribue à ces grandeurs des variables linguistiques : NG (Négative Grand), NM (Négative Moyen), NP (Négative Petit), Z (Zéro), PP (Positive Petit), PM (Positive Moyen) et PG (Positive Grand):



-a-



-b-



-c-

II.28 : Les sous-ensembles pour les entrées (a) E, (b) CE et la sortie (c) C

Nous avons commencé par les méthodes classiques les plus répandues dans la littérature où on a basé sur l'algorithme P&O ; on a présenté les organigrammes. Nous avons présenté aussi la théorie des ensembles flous et son fondement

Ce chapitre nous servira de support de comparaison avec l'approche de MPPT qu'on va développer dans ce qui suit.

CHAPITRE III : SIMULATIONS ET RESULTATS

III.1. INTRODUCTION

Ce chapitre est consacré à la simulation et l'étude comparative entre les méthodes de commande MPPT. Nous pourrions ainsi évaluer des différentes techniques, comparer leurs performances et recommander la meilleure approche pour maximiser la production énergétique.

La simulation est une étape cruciale dans le processus de conception, d'analyser et d'optimisation des systèmes dans des nombreux domaines. Elle permet de modéliser le comportement d'un système réel et d'étudier ses performances avant même sa mise en œuvre pratique. Dans ce contexte, MATLAB, un logiciel de calcul numérique et de programmation, offre un puissant outil de simulation appelé MATLAB SIMULINK.

MATLAB SIMULINK est un environnement de modélisation et de simulation graphique, il offre une interface conviviale basée sur des blocs fonctionnels, ce qui facilite la construction et la représentation visuelle des modèles de systèmes.

III.2. SIMULATION DU SYSTEME PHOTOVOLTAÏQUE

Cette partie, comprendra la simulation du système solaire sans régulateur, suivi de l'évaluation des méthodes P&O, du contrôleur flou et de RNA pour le suivi du MPPT. Les simulations seront réalisées dans MATLAB/SIMULINK sous des conditions environnementales stables, ainsi que lors de nombreux changements météorologiques. Cela nous permettra d'analyser la robustesse et la performance des différentes méthodes de suivi du MPPT dans des scénarios réels.

- **Analyse des paramètres clés de la cellule PV**

La Figure III.1 présente les caractéristiques d'un panneau solaire de type ARRAY.

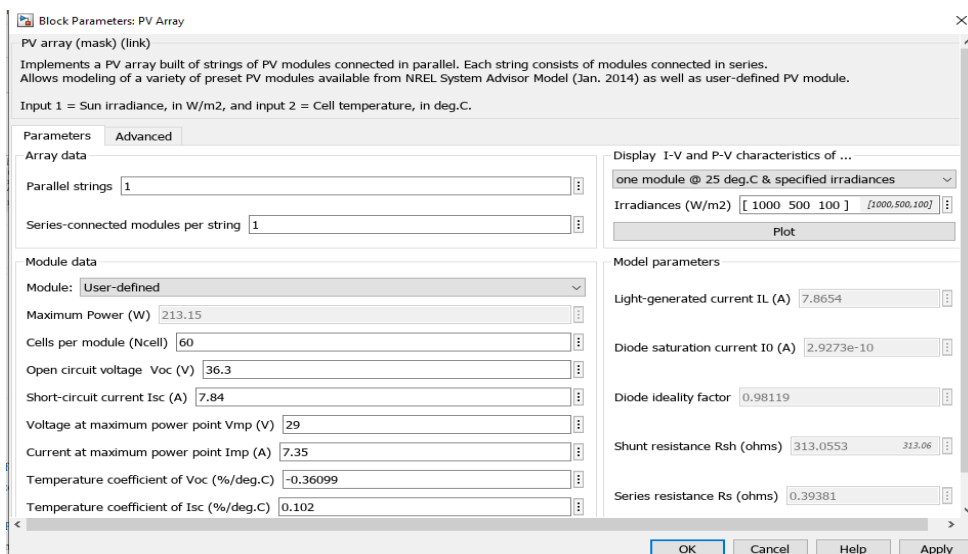


Figure III.1 : les caractéristiques de la cellule PV.

Ces paramètres fournissent des informations importantes sur les performances et les capacités du panneau (I_{max} , V_{max} , V_{oc} , I_{sc} , P_{max} ...) qui sont essentiels pour son évaluation.

Les Figure III.2 et III.3 représentent successivement les courbes de caractéristiques de courant et de puissance pour une irradiation variable [1000 500 100] W/m^2 avec une température constante de $25^{\circ}C$ et sous une température variable [25 45 50] $^{\circ}C$ avec une irradiation constante de $1000W/m^2$.

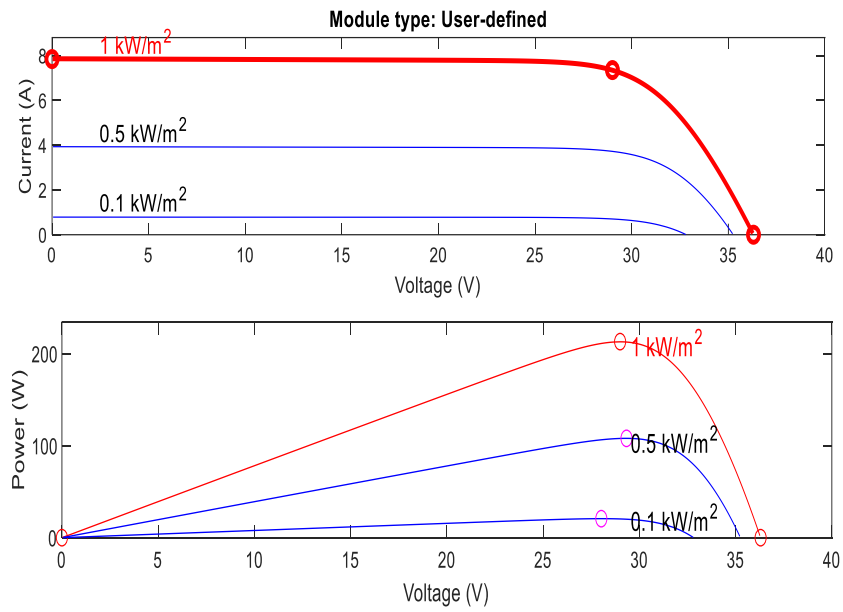


Figure III.2 : Courbe des caractéristiques du I-V et P-V du panneau pour une irradiation variable.

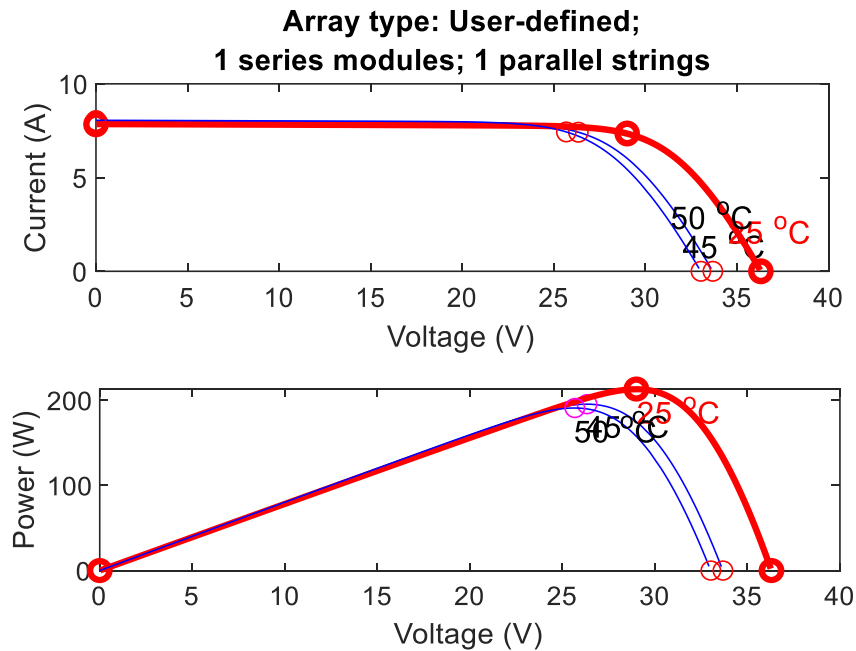


Figure III.3 : Courbe des caractéristiques du I-V et P-V du panneau solaire Sous une température variable.

L'observation révèle que la tension et la puissance fournies par le générateur PV sont instables et dépendent fortement de la température et l'éclairement.

Par conséquent, il est nécessaire d'utiliser une technique de poursuite du point de puissance maximale (MPPT).

Cette technique permet de suivre le point de puissance maximale afin d'obtenir une puissance de sortie $P \approx 200\text{W}$ avec un courant $I \approx 8\text{A}$, correspondant au fonctionnement optimal du panneau solaire.

III.3 SIMULATION DE LA COMMANDE MPPT (P&O)

Le contrôleur P&O est largement utilisé pour obtenir une connexion entre le GPV et bénéficier de la puissance maximale, on va donc modéliser cet algorithme afin de le tester et discuter les résultats obtenus.

```
function D = PO(Vpv,Ipv)
Dmax=0.9;
Dmin=0.1;
Dinit=0.9;
deltaD=1e-4;
persistent Dpre Ppre Vpre;

%first run
if isempty(Dpre)
    Dpre=Dinit;
    Vpre=0;
    Ppre=0;
end
Ppv=Vpv*Ipv;
dp=Ppv-Ppre;
dv=Vpv-Vpre;

if dp==0
    if(dp>0)
        if(dv<0)
            D=Dpre+deltaD;
        else
            D=Dpre-deltaD;
        end
    else
        if(dv<0)
            D=Dpre-deltaD;
        else
            D=Dpre+deltaD;
        end
    end
else
    D=Dpre;
end

if D>=Dmax || D<= Dmin
    D=Dpre;
end
```

Figure III.4 : Le script MATLAB du P&O.

Cette commande est appliquée à un GPV avec un convertisseur statique BOOST. L'objectif est de se rapprocher de la zone du PPM (Point de Puissance Maximale). Dans le cadre

de ce travail, nous analysons la conception et la simulation d'une commande MPPT (Maximum Power Point Tracking) en calculant les variations de puissance et de tension. Pour faciliter le paramétrage du rapport cyclique et de la fréquence du MPPT, nous utilisons un masque de sous-système.

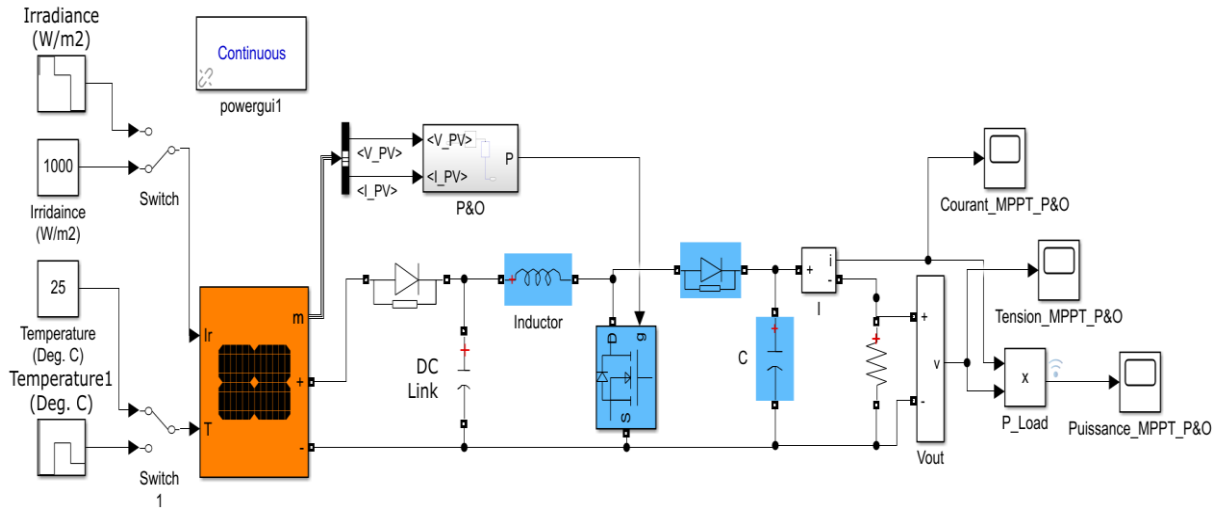


Figure III.5 : Schéma MATLAB /SIMULLINK d'un Système PV avec la commande P&O.

III.3.1. Simulation sous des conditions climatiques stables

Dans des conditions climatiques stables, les paramètres tels que l'ensoleillement, la température et l'ombre restent constants pendant la durée de la simulation.

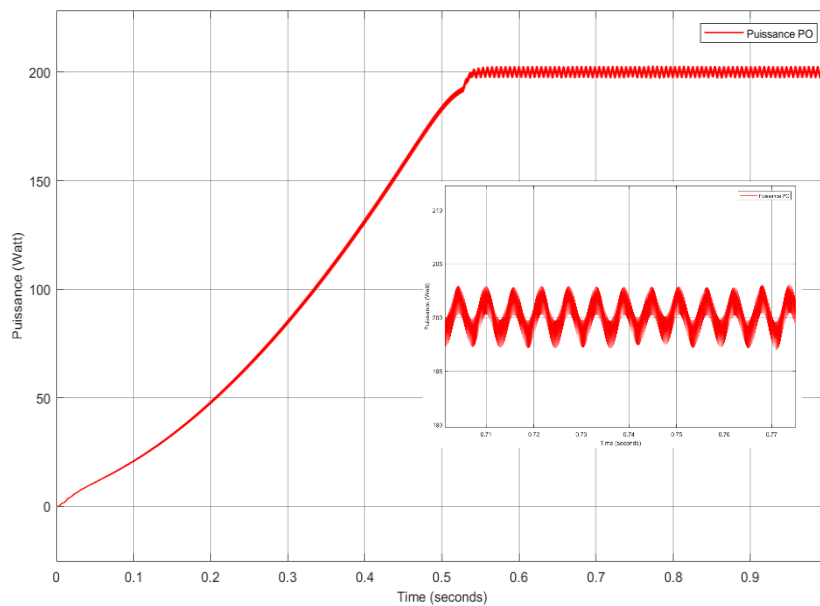


Figure III.6 : Puissance de sortie du GPV (MPPT P&O).

Les résultats obtenus lors de la simulation sous une température de 25°C et un ensoleillement de 1000W/m² sont représentés par la figure ci-dessus.

III.3.2. Fonctionnement sous des conditions climatiques variables

Lors de la simulation sous conditions variables on peut observer comment la commande MPPT P&O réagit et ajuste les paramètres du convertisseur statique pour maintenir le suivi du PPM. Elle permet aussi d'évaluer la robustesse et la capacité à s'adapter rapidement aux variations des conditions environnementales.

La Figure III.7 montre les résultats obtenus sous une température de 25°C et un éclairement variable (800W/m², 1000W/m², 800W/m², 400W/m², 1000W/m²) :

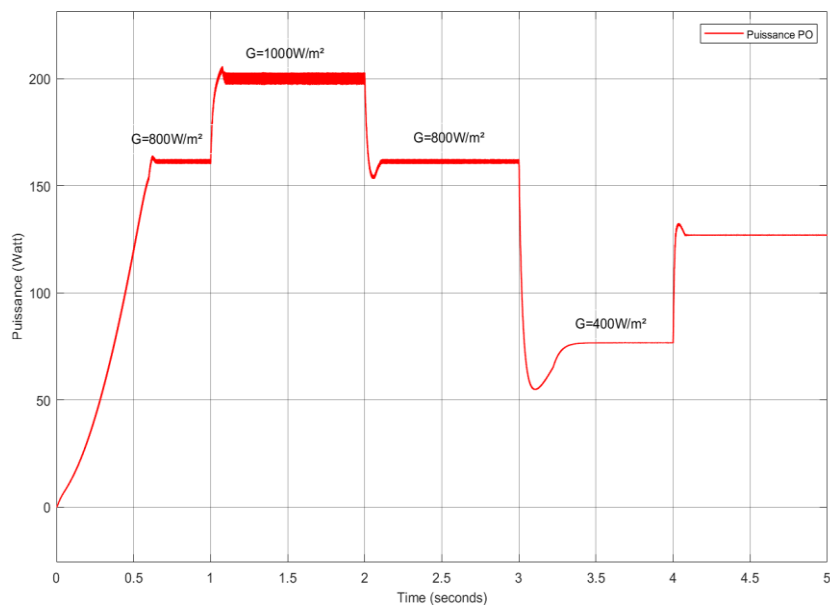


Figure III.7 : Puissance de sortie du GPV (MPPT P&O) en fonction de la variation de l'éclairement.

La Figure III.8 montre les résultats obtenus sous irradiation de 1000W/m² et une variation de température (40°C, 25°C, 20°C, 25°C, 50°C) :

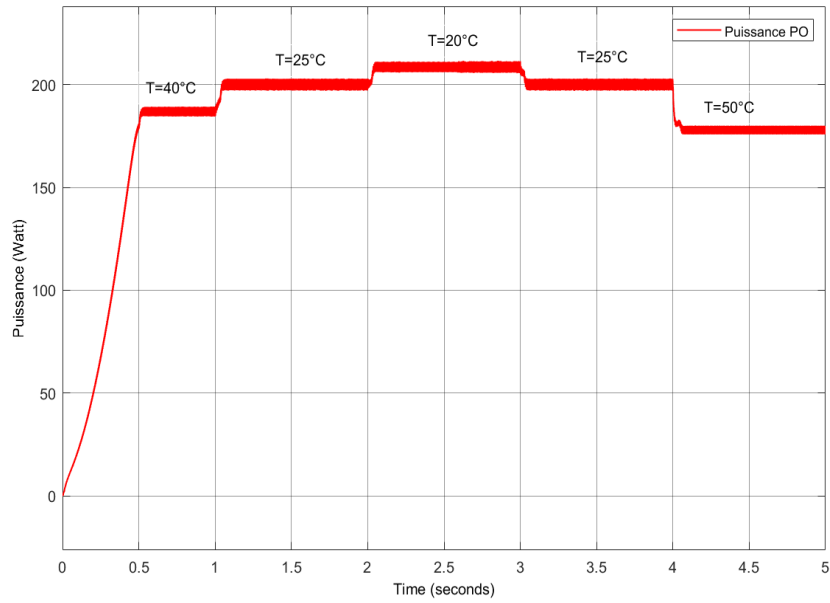


Figure III.8 : Puissance de sortie du GPV (MPPT P&O) en fonction de la variation de la température.

III.4. SIMULATION AVEC LA COMMANDE MPPT FLOUE

La technique à commande numérique de MPPT floue a été simulée en utilisant un convertisseur DC-DC sous un environnement MATLAB/SIMULINK, la figure suivante montre le schéma équivalent.

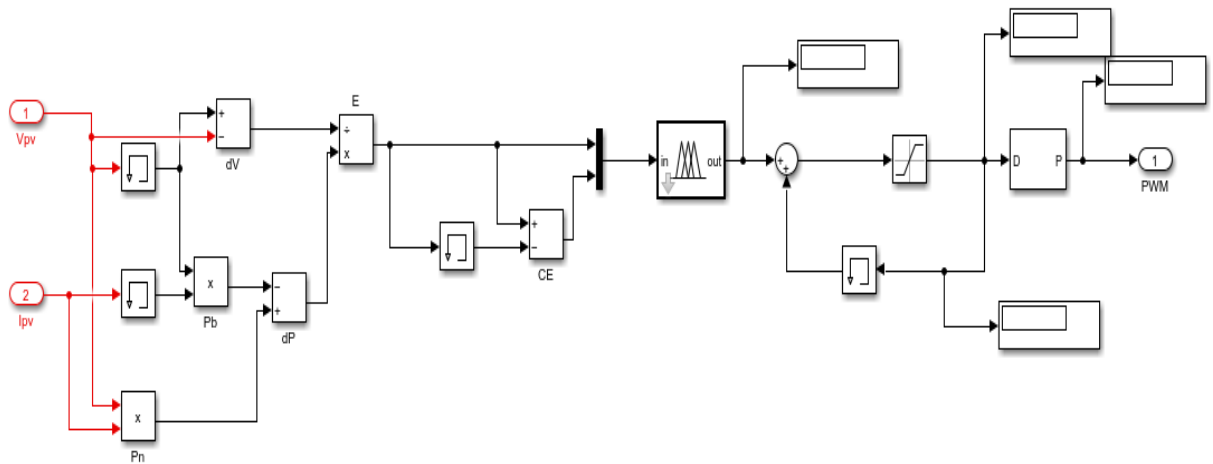


Figure III.9 : Schéma MATLAB SIMULINK de la commande MPPT floue (FLC).

Tableau III.1. Paramètres du convertisseur DC/DC BOOST.

C1[F]	C2[F]	L[H]	R[Ω]
10-3	10-3	4.10-4	65

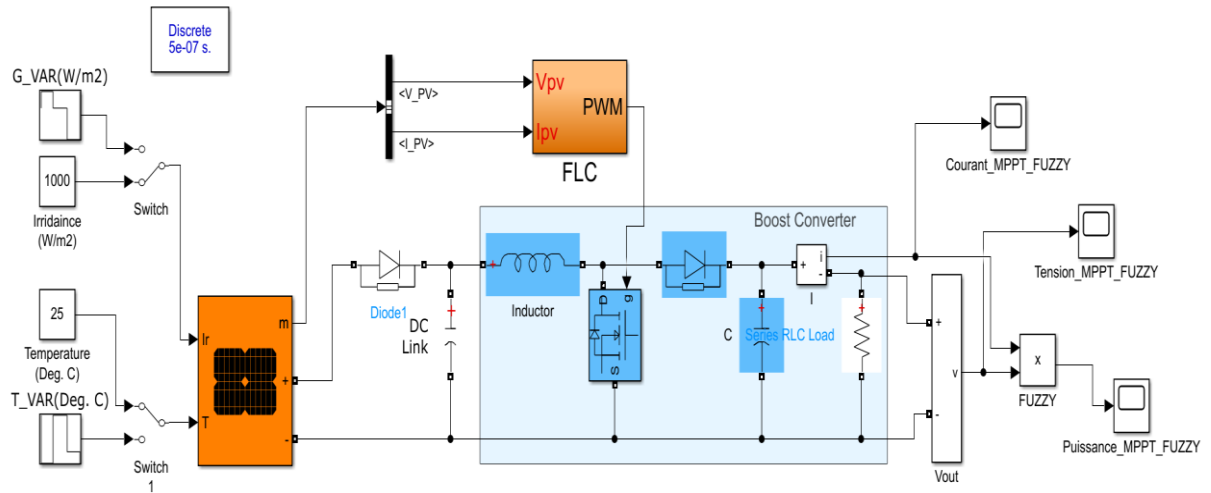


Figure III.10 : Schéma MATLAB /SIMULLINK d'un Système PV avec la commande Floue.

III.4.1 Simulation sous des conditions climatiques stables

Le résultat obtenu lors de la simulation sous une température de 25°C et un ensoleillement de 1000W/m² sont représentés par la figure suivante.

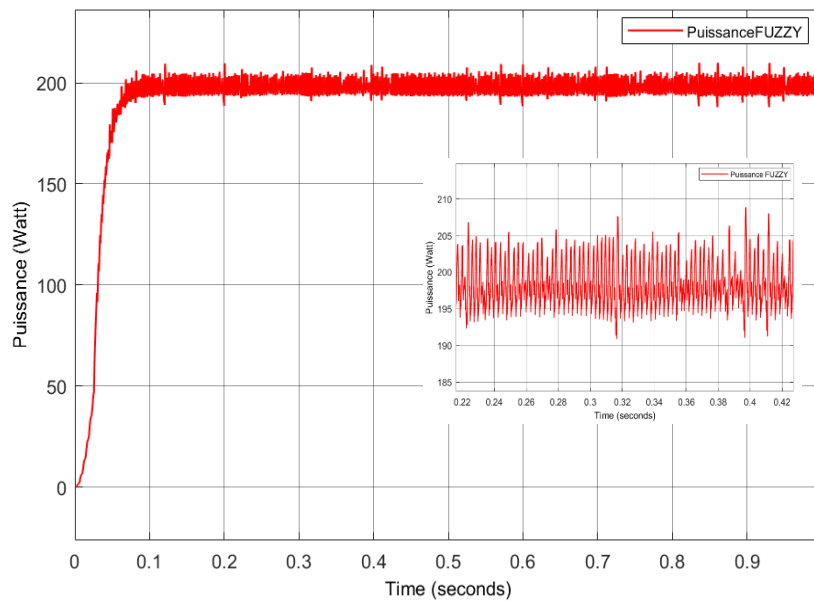


Figure III.11 : Puissance de sortie du GPV (MPPT FLC).

III.4.2. Fonctionnement sous des conditions climatiques variables

La figure ci-dessous montre les résultats obtenus sous une température de 25°C et un éclairement variable (1000W/m², 800W/m², 400W/m², 1000W/m²) :

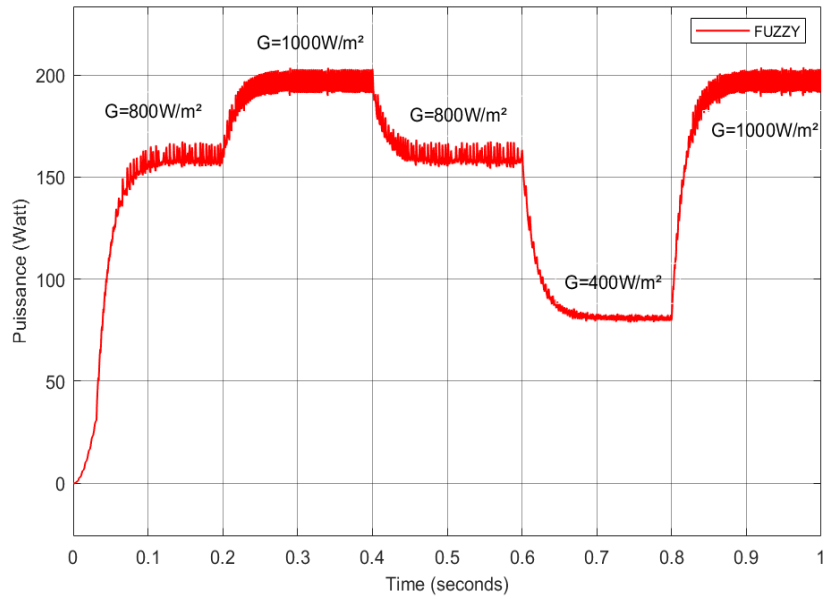


Figure III.12 : La variation de la puissance de sortie du GPV (MPPT FLC) pour différentes valeurs de l'éclairement.

La figure montre les résultats obtenus sous irradiation de 1000W/m² et une variation de température (40, 25, 20, 25,50) °C :

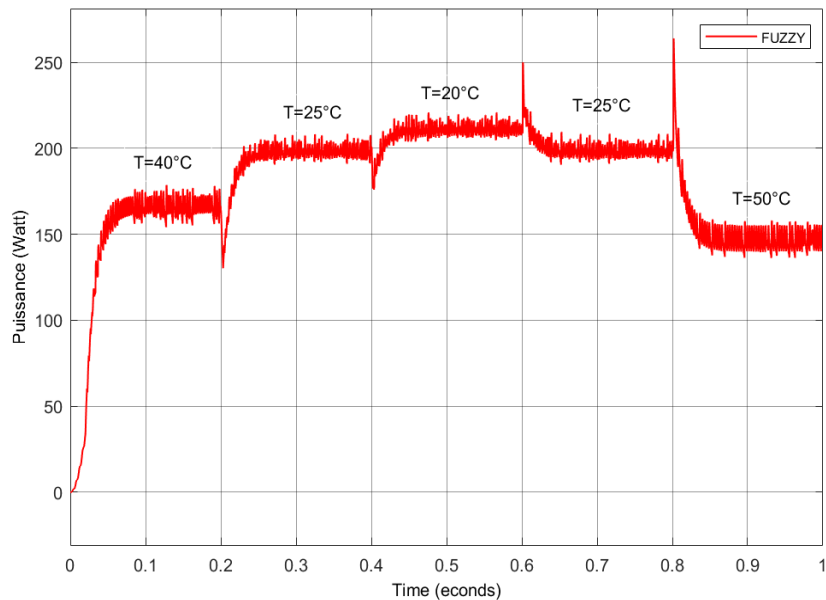


Figure III.13 : La variation de la puissance de sortie du GPV (MPPT FLC) pour différentes valeurs de température.

III.5. SIMULATION DE LA COMMANDE MPPT A BASE DE RESEAU DE NEURONE

III.5.1. Méthodologie pour la conception d'un réseau de neurones performant

La construction d'un réseau de neurones suit généralement les étapes suivantes :

- La collecte d'une base de données : il est nécessaire de rassembler un ensemble de données représentatives qui sera utilisé pour entraîner et tester le réseau de neurones. Dans notre cas, nous exploitons les résultats de simulation obtenus par la méthode P&O.
- La séparation de la base de données : une fois que vous avez collecté la base de données, vous devez la diviser en trois sous-ensembles distincts (base d'apprentissage qui sera utilisée pour entraîner le réseau de neurones, base de validation pour ajuster les hyperparamètres du modèle et base de test pour l'évaluation des performances finales du réseau).
- Le choix de l'architecture du réseau de neurones : nombre de couches cachées et le nombre de neurones dans chaque couche. Cette décision dépendra de la nature du problème que vous souhaitez résoudre et des caractéristiques de vos données.
- Prétraitement des données : Cela peut inclure des étapes telles que la normalisation des valeurs, le codage des catégories en vecteurs numériques, ou le traitement des valeurs manquantes.
- Entraînement du réseau de neurones sur les bases d'apprentissage et de validation : implique de présenter les données au réseau, de calculer les prédictions, d'évaluer l'erreur et d'ajuster les poids et les biais du réseau par rétropropagation.
- Mesure des performances du réseau de neurone sur la base de test : dans cette étape vous pouvez évaluer les performances de réseau en utilisant la base de test. Cela vous permettra d'obtenir une estimation réaliste de la capacité du réseau à généraliser et à prédire des résultats pour de nouvelles données.

L'étape de choix de l'architecture du réseau implique la prise en compte des variables d'entrée et de sortie de la tâche.

```

clear all
Icc=7.84;
IMPS=7.35;
Voc=36.3;
VMPS=30.7;
alpha=0.102; %current temperature coefficient from manufacture
beta=-0.36099; % voltage temperature coefficient from manufacture
Gs=1000 % standard irradiation
Ts=25;
for i=1:1000
    Tmin=15;
    Tmax=35;
    T=(Tmax-Tmin)*rand+Tmin
    Gmin=0;
    Gmax=1000
    G=(Gmax-Gmin)*rand+Gmin;
    IMP(i)=IMPS*(G/Gs)*(1+alpha*(T-Ts));
    VMP(i)=VMPS+(beta*(T-Ts));
    PMP(i)=VMP(i)*IMP(i);
    input(i,:)=[G T];
    output(i,1)=VMP(i);
    output1(i,1)=IMP(i);
    output2(i,1)=PMP(i);
end

```

Figure III.14 : Le script MATLAB du commande RNA.

Après avoir saisi notre script on force notre programme puis on tape « nnstart » dans le command Window pour créer le RNA.

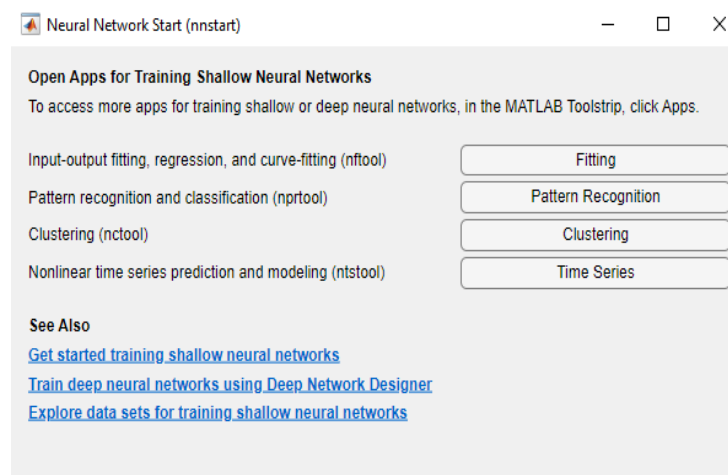


Figure III.15 : Création de RNA.

On clique sur fitting et on fait le choix des variables d'entrée et de sortie comme montre la figure ci-dessous :

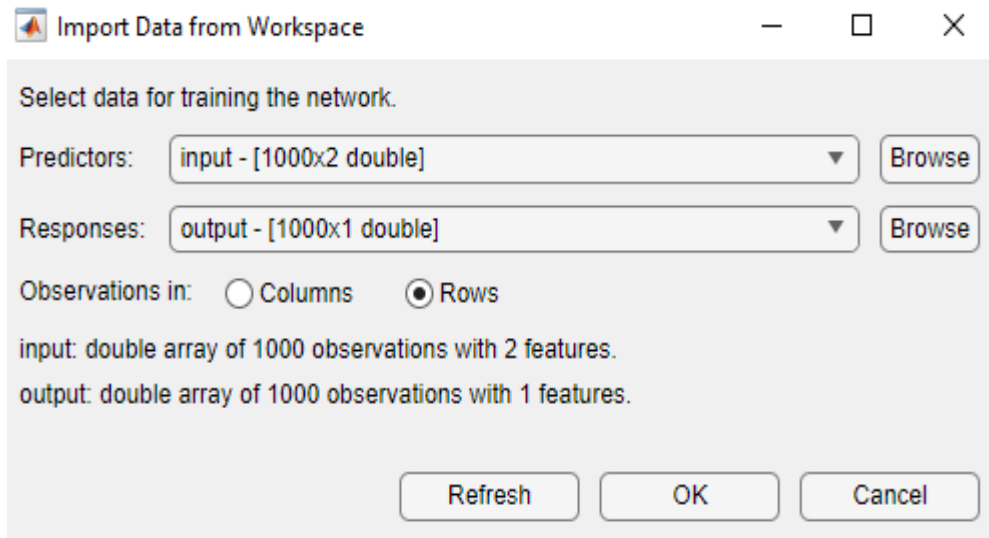


Figure III.16 : Le choix des données pour l’entraînement de réseau.

Dans notre cas, on a deux variables d’entrée qui sont l’éclaircement (G) et la température (T), et une variable de sortie qui est la tension de point maximale (VMP(i)). Pour répondre à notre besoin, le réseau de neurones adapté est un perceptron multicouche avec l’architecture suivante :

- Une couche d’entrée a deux neurones.
- Une couche cachée a 10 neurones.
- Une couche cachée à un seul neurone.
- Une couche de sortie a un seul neurone.

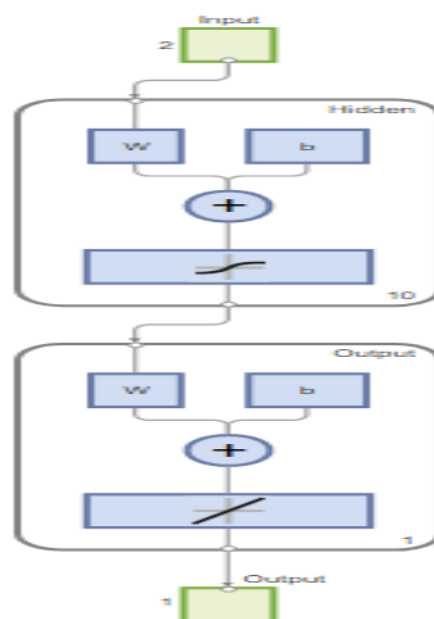


Figure III.17 : architecture du RNA pour la commande MPPT.

- **Test du réseau et la création du block Simulink :**

On a effectué un apprentissage automatique à l'aide du logiciel Matlab jusqu'à l'obtention d'une erreur quadratique très petite.

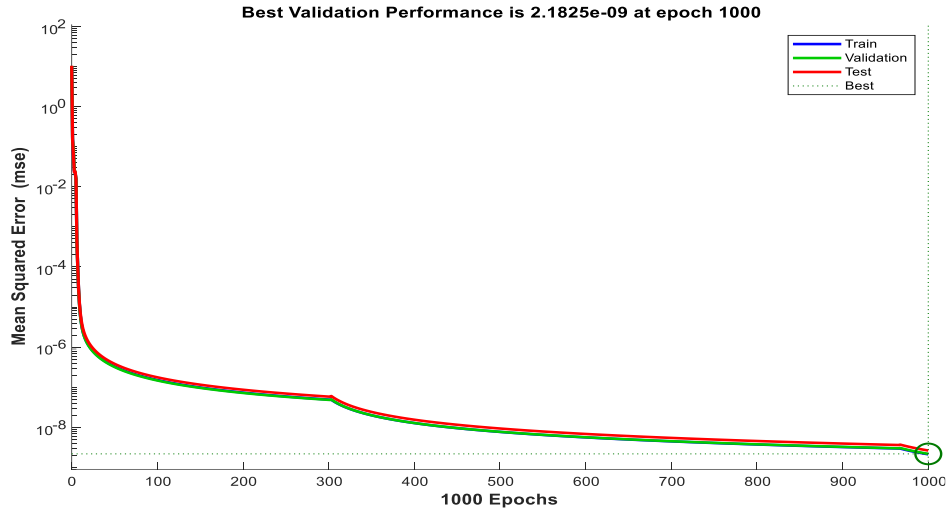


Figure III.18 : Résultat d'apprentissage du réseau.

Après avoir effectué l'apprentissage automatique on crée le block de notre réseau dans Simulink.

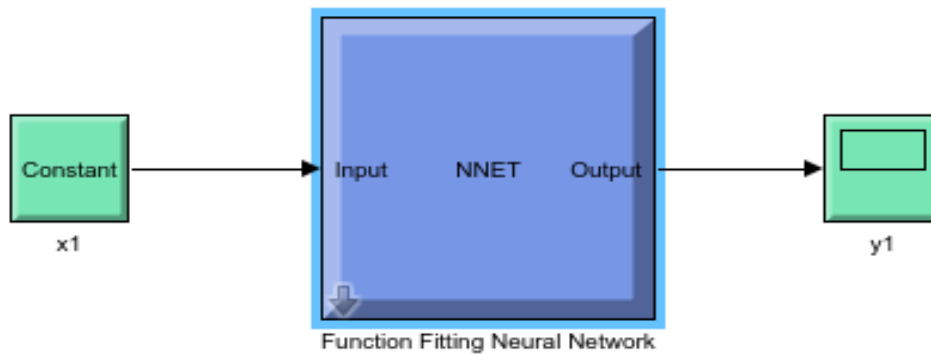


Figure III.19 : Schéma Bloc du réseau de neurone artificiel dans SIMULINK.

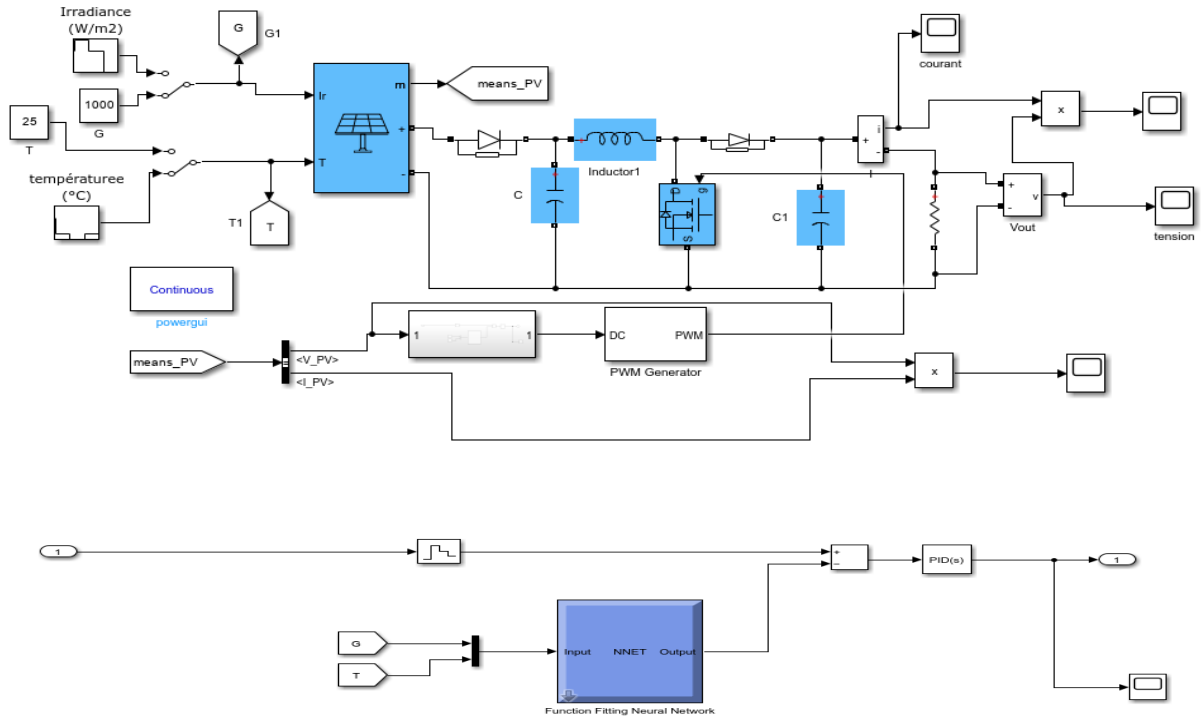


Figure III.20 : Schéma de simulation pour la commande MPPT par la méthode RNA.

III.5.2. Simulation sous des conditions climatiques stables

Les résultats obtenus lors de la simulation sous une température de 25°C et un ensoleillement de 1000W/m² sont représentés par les figures suivantes.

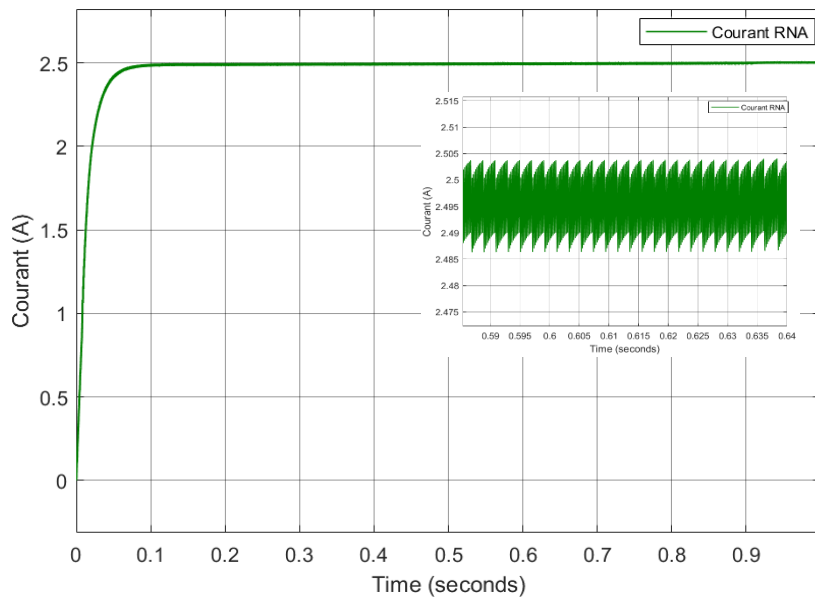


Figure III.21 : Courant de sortie du GPV (MPPT RNA).

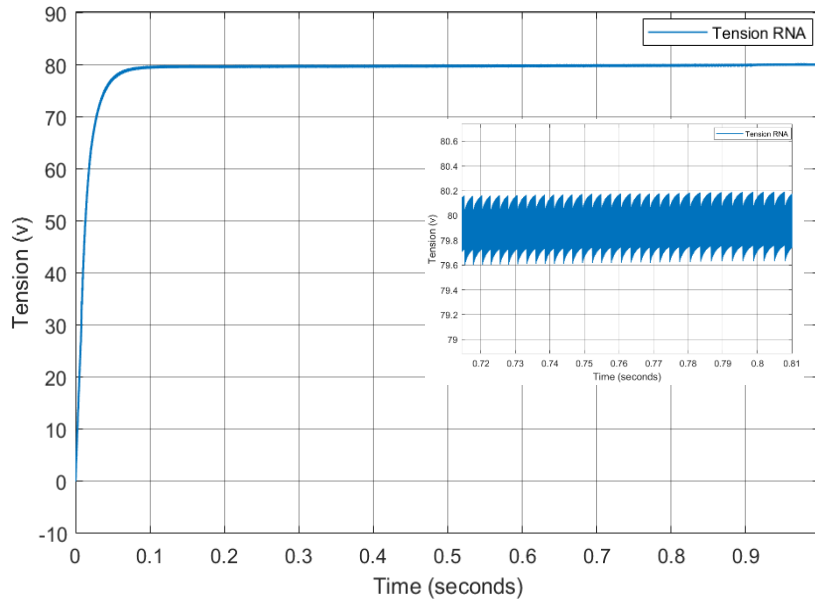


Figure III.22 : Tension de sortie du GPV (MPPT RNA).

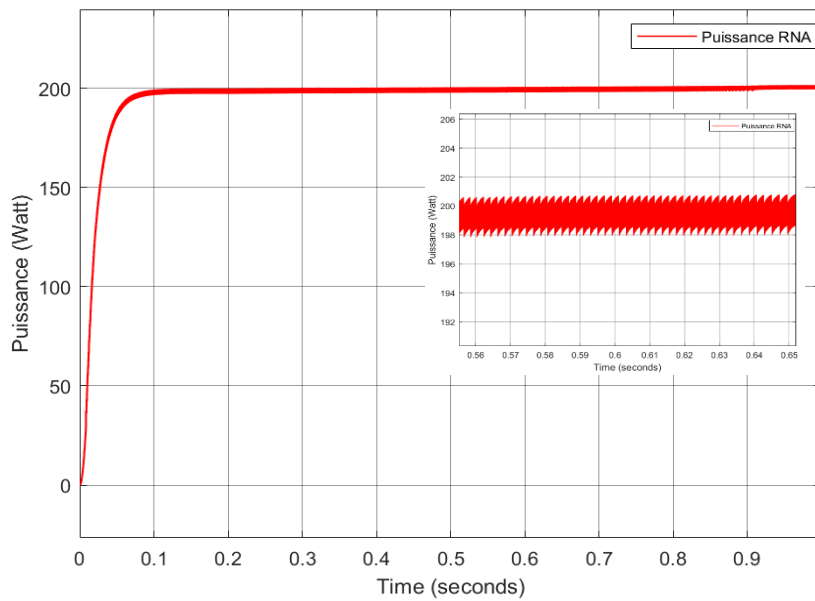


Figure III.23 : Puissance de sortie du GPV (MPPT RNA).

III.5.3. Fonctionnement sous des conditions climatiques variables

La figure suivante montre les résultats obtenus sous une température de 25°C et un éclairement variable (800W/m², 1000W/m², 800W/m², 400W/m², 1000W/m²)

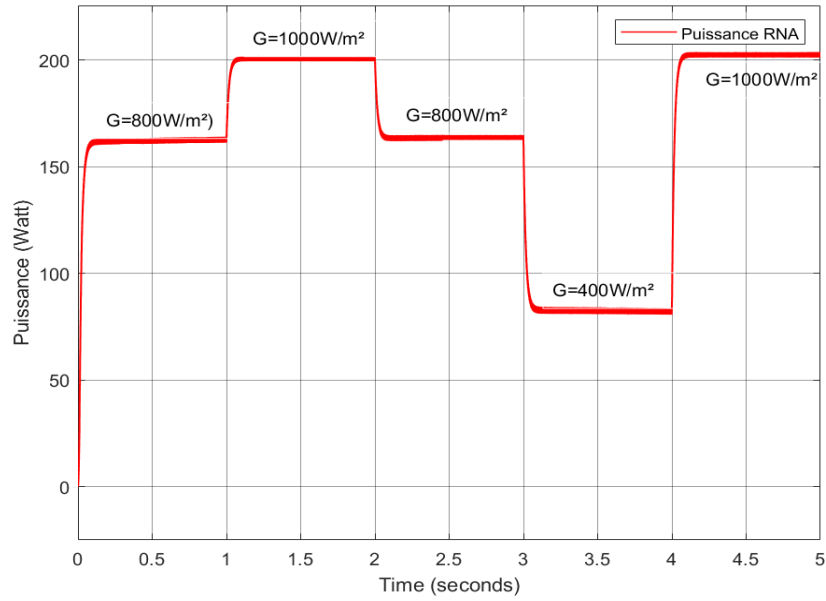


Figure III.24 : La variation de la puissance de sortie du GPV (MPPT RNA) pour différentes valeurs de l'éclairement.

La figure montre les résultats obtenus sous irradiation de 1000W/m² et une variation de température (40°C, 25°C, 20°C, 25°C, 50°C) :

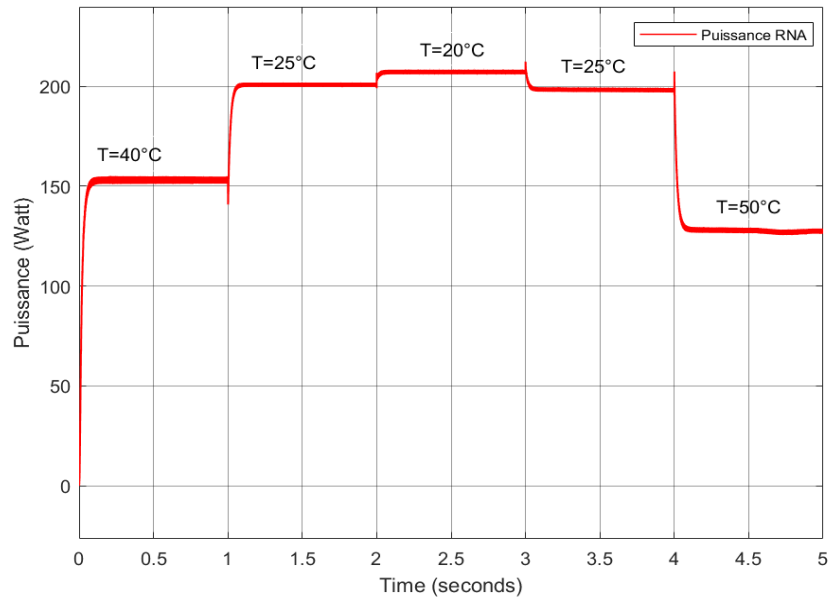


Figure III.25 : La variation de la puissance de sortie du GPV (MPPT RNA) pour différentes valeurs de la température.

III.6. COMPARAISON DES METHODES

On a étudié trois méthodes de la commande MPPT : la méthode de perturbation et observation (P&O), logique floue (FLC) et celle des réseaux de neurones artificiels (RNA), il se révèle directement intéressant de comparer ces trois méthodes et d'en tirer les avantages et les inconvénients (s'ils existent). On résume dans le tableau suivant les principaux points de comparaisons entre les trois :

Tableau III.2 : Tableau de comparaison entre les trois méthodes :

Méthode	PO	FLC	RNA
Stabilité	Oui	Oui	Oui
Temps réponse	0,5s	0.08s	0.06s
Oscillations	±3 watts	±5 watts	±1 watt

On remarque que les trois méthodes ont pu poursuivre la puissance du panneau suivant les changements climatiques. Dans les conditions standards ($T=25^{\circ}\text{C}$, $G=1000 \text{ watt/m}^2$) les valeurs de la puissance sont autour de 200 watts pour les trois méthodes. Cependant pour des valeurs non optimales est surtout pour des valeurs de faibles irradiations (ex 400W/m^2), la puissance autour de laquelle oscille la méthode RNA est plus grande à celle délivrée par la méthode P&O et FLC. Ces valeurs paraissent exagérées (différence de 5W). Néanmoins on remarque toujours que la méthode P&O et FLC donnent des oscillations lors du basculement d'une valeur d'irradiation à une autre. Ces oscillations sont continuées sur un régime transitoire de 0.05 et d'amplitude $\pm 10\text{W}$.

Cependant pour la méthode RNA, ces oscillations n'apparaissent pas. Cela est dû à la conception de l'RNA qui donne le rapport cyclique exact pour les valeurs d'entrée de T et G en temps réel, ainsi la puissance exacte du système. Par conséquent on peut confirmer que le système à base d'RNA est plus stable que celui de la méthode P&O et FLC.

Pour la rapidité on remarque que la méthode P&O, comme on a déjà vu, prend un temps d'au moins 0.5s pour se stabiliser à une valeur du régime permanent, par contre la méthode des RNA à un temps de réponse d'environ 0.06s.

III.7. ANALYSE DES RESULTATS ET DISCUSSION

L'algorithme P&O est un algorithme classique et simple. En général, cet algorithme dépend fortement des conditions initiales et il présente des oscillations autour de la valeur

optimale. L'inconvénient majeur de cet algorithme est son mauvais comportement suite à un changement brusque de l'éclairement (nuages).

L'implémentation de la commande floue est très complexe que les algorithmes classiques. Sa difficulté principale consiste à bien choisir ses paramètres (le choix des fonctions d'appartenance et des règles d'inférence), donc il est difficile de trouver le modèle qui donne de meilleurs résultats. Les résultats montrent un meilleur fonctionnement du contrôleur neuronal. Ce dernier a prouvé qu'il a de meilleures performances, temps de réponse rapide et erreur à l'état permanent très faible, et qu'il est robuste aux différentes variations des conditions atmosphériques.

La commande basée sur le réseau de neurones artificiels montre un bon comportement et des meilleures performances par rapport aux autres méthodes.

III.8. CONCLUSION

Ce chapitre représente une étude comparative entre le contrôleur de puissance RNA, le contrôleur classique P&O et celui de la logique floue FLC, elle a été présentée à travers d'une série de simulations. Le RNA peut s'adapter et ajuster sa sortie en fonction des entrées inconnues, il peut apprendre à partir des données fournies et ajuster ses paramètres internes pour optimiser la commande MPPT même en présence de conditions changeantes et de variables non linéaires.

Cette capacité d'adaptation lui confère une efficacité, une puissance et une robustesse élevée en tant qu'outil de modélisation.

L'étude comparative présentée dans cette étude met en évidence les avantages de contrôleur RNA par rapport aux contrôleurs P&O et celui basé sur la logique floue en termes d'adaptabilité, d'optimisation et de robustesse pour la commande MPPT.

**CONCLUSION
GÉNÉRALE**

CONCLUSION GÉNÉRALE

L'utilisation mondiale de l'énergie photovoltaïque a connu une croissance exponentielle ces dernières années. Les avantages environnementaux et économiques de cette technologie sont de plus en plus reconnus, ce qui se traduit par des investissements massifs dans le déploiement de centrales solaires et de systèmes photovoltaïques résidentiels et commerciaux dans le monde entier. Cette transition vers une économie de l'énergie plus verte et durable contribue à réduire la pollution, à lutter contre le changement climatique et à assurer un approvisionnement énergétique plus fiable et décentralisé.

Dans ce contexte, l'optimisation de la production d'énergie des systèmes photovoltaïques est d'une importance cruciale. La commande MPPT, qui vise à maintenir le système à son point de puissance maximale, joue un rôle central dans l'exploitation de l'énergie solaire. L'utilisation des réseaux de neurones artificiels pour implémenter cette commande présente des avantages significatifs par rapport aux méthodes traditionnelles telles que la méthode P&O et la méthode de logique floue.

Les résultats obtenus, confirment que l'utilisation des RNA dans la commande MPPT des systèmes photovoltaïques offre un équilibre optimal entre la caractéristique du système et l'efficacité des calculs. Leur robustesse, leur rapidité et leur précision dans la prise de décision permettent de fournir des résultats fiables et d'éviter les cas d'indécision. L'une des forces des RNA réside dans leurs capacités à s'adapter à des situations inconnues grâce à l'apprentissage.

En adoptant une approche basée sur les réseaux de neurones, il est possible d'obtenir une commande MPPT plus précise, adaptable et robuste, ce qui permet d'exploiter au maximum le potentiel énergétique des systèmes photovoltaïques autonomes. Cette méthode représente une avancée majeure dans le domaine de l'énergie photovoltaïque et favorise la transition vers un avenir énergétique durable et responsable.

Il est essentiel de poursuivre les recherches et le développement dans ce domaine afin de tirer pleinement parti du potentiel de l'énergie solaire et de simuler la croissance économique tout en préservant l'environnement pour les générations futures.

RÉFÉRENCES

RÉFÉRENCES

- [1] "Solar Power Solutions : The DIY Guide to Catch the Sun: From Grid-Tie to Off-Grid", Nest, Energy, BOOK, 2020.
- [2] Deambi, Suneel, " Photovoltaic System Design: Procedures, Tools and Applications", CRC Press, BOOK, 2016.
- [3] Travis Newman, "Solar Power: The beginner's guide on how to design and install a photovoltaic system for your home, cars, vans and boats", 2019.
- [4] Et-torabi, Karima, and Abdelouahed Mesbahi. "MPPT Based Artificial Neural Network Versus Perturb & Observe For Photovoltaic Energy Conversion System." *E3S Web of Conferences*. Vol. 336. EDP Sciences, 2022.
- [5] Bendib, B., et al. "Modélisation et Commande MPPT d'un système photovoltaïque autonome en utilisant les réseaux de neurones artificiels." *Le 2ème Séminaire International sur les Energies Nouvelles et Renouvelables*, 2012.
- [6] Tamer khatib, Wilfried elmenreich, "Modeling of photovoltaic systems using matlab", John Wiley & Sons, BOOK, 2016.
- [7] Xiao, Weidong, "Photovoltaic power system: modelling, design and control", John Wiley & Sons, BOOK, 2017.
- [8] Narwat, Lalit Kumar, and Javed Dhillon. "Design and operation of fuzzy logic based MPPT controller under uncertain condition." *Journal of Physics: Conference Series*. Vol. 1854. No. 1. IOP Publishing, 2021.
- [9] C. Benjedid, "Etude comparative entre un P&O et un contrôleur de logique floue dans MPPT pour des applications photovoltaïques (PV) ". Université 20 Août 55 SKIKDA, 2021-2022.
- [10] R. Bezzar & S. Abdennouri, " Caractérisation d'un système photovoltaïque adapté par une commande MPPT floue.". Université 20 Août 55 SKIKDA, 2020-2021.
- [11] S. Belaid « Cours Energie Solaire Photovoltaïque » département de Génie Electrique Université A. Mira de Bejaia 2014/2015.
- [12] A. Ben Khaled & F. Ayad Mustapha « Commande robuste du système PV par les algorithmes MPPT » Mémoire de Master Académique, département de génie électrique, Université Mohamed Boudiaf – Msila 2020/2021

-
- [13] BOUALEMENDIB, Technique Conventiionnelles et Avancée de Poursuite MPPT Pour des Applications Photovoltaïque : Étude Comparative, Université Ferhat Abbes-Sétif, Mémoire de Magister, Département d'électronique TS4/6338, 2007.
- [14] <https://www.mordorintelligence.com/fr/industry-reports/solar-energy-market>
- [15] Électricité photovoltaïque <http://www.outilesolaires.com/pv/default.htm>
- [16] http://energyeducation.ca/Encyclopedie_Energie/index.php/photon
- [17] B. FELLAH, “Système hybride photovoltaïque-éolien, de production d'électricité. Application aux sites de Tlemcen et de Bouzaréah,” 2012.
- [18] M. Taleb, “Performance of a Maximum Power Point Tracker (MPPT) Photovoltaic Generator (PVG),” *Electro. Power Components Sys.*, vol. 35, pp. 367–375, Apr. 2007, doi : 10.1080/15325000601023589.
- [19] A. Limam & M. Soukane “étude et modélisation d'un système photovoltaïque autonome” en vue d'obtention d'un diplôme d'ingénieur d'état, Université Mouloud Mammeri de Tizi Ouzou, département d'électrotechnique 2011/2012
- [20] Jérôme LA CHAISE, « Etude des stratégies et des structures de commande pour le Pilotage des système énergétiques à Pile à combustible (P A C) destinés à la traction », Thèse De doctorat à l'Institut national polytechnique de Toulouse, 2004.
- [21] Huan-Liang Tsai, Development of Generalized Photovoltaic Model Using MATLAB-SIMULINK, Revue the World congress on engineering and computer science, USA, 2008
- [22] Th. Mambrini, ‘ ‘Caractérisation de panneaux solaires photovoltaïques en conditions réelles d'implantation et en fonction des différentes technologies’’. Météorologie, Université Paris Sud - Paris XI, 2014. Français. NNT : 2014PA112380. tel-01164783.
- [23] A. Kabach & A. Ferssasi « Optimisation d'un système PV adapté par une commande MPPT réseau de neurone », Mémoire de fin d'études de Master, Département du Génie Electrique Université Yahia Fares – Médéa 2020/2021
- [24] Cheikh Ali, Etude de la Poursuite du Point de Fonctionnement Optimal du Générateur Photovoltaïque (G. PV), * 3rd International Conférence : Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications, March 27-31, 2005 – TUNISIA Unité de Recherche En Energies Renouvelables En Milieu Saharien, URER/MS, Adrar, 01000, Algérie.
- [25] SER-annuaire de la recherche et de l'industrie photovoltaïque française 2013-2014

-
- [26] <https://total.direct-energie.com/>
- [27] N. Toumi & I. Kouda « énergie solaire photovoltaïque et système photovoltaïque autonome » Mémoire de License Académique département d'électrotechnique, Université Mohamed Badji Moukhtar – Annaba 2020/2021
- [28] Angel Cid Pastor. Conception et réalisation de modules photovoltaïques électroniques. Micro et nanotechnologies/Microélectronique. INSA de Toulouse, 2006.
- [29] S. ABOUDA, « Contribution à la commande des systèmes photovoltaïques : application aux systèmes de pompage » Thèse de doctorat, cotutelle de l'Université de Reims Champagne-Ardenne et de l'Université de Sfax, Avril 2015.
- [30] Y. Djeriri « Les réseaux de neurone artificiels » UDL, Sidi Bel Abbés, 2017
- [31] R. Tahar « Application de l'intelligence artificielle au problème de la stabilité transitoire des réseaux électriques », Thèse magister.
- [32] Claude Touzet. LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS, INTRODUCTION AU CONNEXIONNISME : COURS, EXERCICES ET TRAVAUX PRATIQUES. EC2, 1992, Collection de l'EERIE, N. Giambiasi. hal-01338010
- [33] N. rizkalla « Nanoparticules et réseaux de neurones artificiels : de la préparation à la modélisation », thèse de doctorat de l'université de Montréal Canada, février 2005
- [34] J. Ferrieux, f. Forest, « alimentations à découpage convertisseurs a résonance : principes composants modélisation ». Paris, France : Dunod, 1999.
- [35] Marc Parizeau « Réseaux de neurones » GIF-21140 et GIF-64326, Université Laval Automne 2004
- [36] Yassine LASMI. Optimisation de la poursuite du point de puissance maximale (MPPT) d'un système photovoltaïque par les techniques intelligentes. Université Sétif -1 (ALGERIE)
- [37] A. Tchapo singo "système d'alimentation photovoltaïque avec stockage hybride pour l'habitat énergétiquement autonome ", Thèse de doctorat université Henri Poincaré 2010.
- [38] <http://energie28.blogspot.com/2016/11/definition-et-explications-sur-le-mppt.html>.
- [39] Ch. BENJDID Comparaison de Pi&O et de contrôle de logique floue dans un PPT pour applications photovoltaïques Mémoire de fin d'études de Master, Département de la Pétrochimie, UNIVERSITE DU 20 AOUT 1955 SKIKDA 2021-2022
- [40] Al-Majidi, S. D., Abbod, M. F., & Al-Raweshidy, H. S. "A novel maximum power point tracking technique based on fuzzy logic for photovoltaic systems. " International Journal of Hydrogen Energy, 43(31), 14158-14171. 2018

-
- [41] H. Abbes, H. Abid, K. Louki, A. Toumi et M. Abid “Etude comparative de cinq algorithmes de commande MPPT pour un système photovoltaïque”, Laboratory of Computer and Embedded Systems, Lab-CES 2 Laboratory of Sciences and Techniques of Automatic, Control & Computer Engineering, Lab-STA National School of Engineering of Sfax, University of Sfax PO Box, 1173, 3038 Sfax, Tunisia
- [42] Tamer khatib, Wilfried elmenreich, "Modeling of photovoltaic systems using MATLAB, "John Wiley & Sons, BOOK, 2016
- [43] M.R. Surov, U.T. Ahmed and M.G. Rabbani, ‘A High-Performance Maximum Power Point Tracker for Photovoltaic Power System Using DC-DC Boost Converter’, IOSR Journal of Engineering, Vol. 2, N°12, pp. 12 – 20, 2012.
- [44] C. Cabal, ‘Optimisation Energétique de l’Etage d’Adaptation Electronique dédié à la Conversion Photovoltaïque’, Thèse de Doctorat, LAAS, Université de Toulouse, 2008.
- [45] B. Ankaiah and J. Nageswara Rao, ‘Enhancement of Solar Photovoltaic Cell by Using Short-Circuit Current MPPT Method’, International Journal of Engineering Sciences Invention, Vol. 2, N°2, pp. 45 - 50, 2013.
- [46] R. BEZZAR & S. ABDENNOURI « Caractérisation d’un système photovoltaïque adapté par une commande MPPT floue », Mémoire de fin d’études de Master, Département de la Pétrochimie, UNIVERSITE DU 20 AOUT 1955 SKIKDA 2020-2021
- [47] A. Chermitti, O. Boukli-Hacene and S. Mouhadjer, ‘Design of a Library of Components for Autonomous Photovoltaic System under MATLAB/Simulink’, International Journal of Computer Applications, Vol. 53, N°14, 2012.

Abstract:

This thesis focuses on the comparative study of MPPT (maximum power point tracking) control techniques for PV systems. Given to the nonlinear electrical characteristics of PV cells and their dependence from environmental parameters, MPPT techniques are used to maximize the energy efficiency of PV systems by tracking the maximum power point. In this study three MPPT techniques are evaluated: the P&O method, the fuzzy logic method and the ANN method. The objective is to analyze, simulate and compare these techniques under varying operating conditions to assess their respective performances. To do this, the mathematical models of the components of the PV system (GPV, DC/DC converter, load) have been developed. According to the results obtained using the MATLAB/SIMULINK tool, the performance of the MPPT control based on the artificial neural networks is much better than that of the P&O controller and the fuzzy MPPT controller. The findings provide valuable information for designers and operators of PV systems, highlighting the benefits of ANN-based approaches to improving energy efficiency.

Key words: PV, DC-DC converter, MPPT, P&O, fuzzy logic.

ملخص:

تركز هذه الرسالة على مقارنة تقنيات التحكم MPPT (تتبع نقطة الاستطاعة الاعظمية) للأنظمة الكهروضوئية. نظرًا للخصائص الكهربائية غير الخطية للخلايا الكهروضوئية واعتمادها على المعلمات البيئية، تُستخدم تقنيات MPPT لتعظيم كفاءة الطاقة للأنظمة الكهروضوئية من خلال تتبع أقصى نقطة للاستطاعة. في هذه الدراسة تم تقييم ثلاث تقنيات MPPT: طريقة الاضطراب والمراقبة P&O، طريقة المنطق الغامض وطريقة الشبكات العصبية الاصطناعية ANN. الهدف هو تحليل ومحاكاة ومقارنة هذه التقنيات في ظل ظروف تشغيل مختلفة لتقييم أداء كل منها. للقيام بذلك، تم تطوير النماذج الرياضية لمكونات النظام الكهروضوئي (مولد كهروضوئي، محول تيار مستمر/ تيار مستمر DC/DC، الحمولة). وفقًا للنتائج التي تم الحصول عليها باستخدام أداة MATLAB / SIMULINK، فإن أداء عنصر التحكم MPPT المستند إلى الشبكات العصبية الاصطناعية أفضل بكثير من جهاز التحكم P&O ووحدة التحكم MPPT الال الغامضة. توفر النتائج معلومات قيمة لمصممي ومشغلي الأنظمة الكهروضوئية، مع تسليط الضوء على فوائد الأساليب القائمة على الشبكات العصبية الاصطناعية لتحسين كفاءة الطاقة.

الكلمات المفتاحية: مولد كهروضوئي، محول تيار مستمر/ تيار مستمر، نقطة الاستطاعة الاعظمية، الاضطراب والمراقبة، المنطق الغامض.