

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieure et de la Recherche
Scientifique



Université Echahid Hamma Lakhdar d'El-Oued



FACULTE DE TECHNOLOGIE

DEPARTEMENT DE GENIE MECANIQUE

Mémoire de fin d'étude

Présenté pour l'obtention du diplôme de

MASTER ACADEMIQUE

Domaine : Sciences et Technologies

Filière : Génie Electrique

Spécialité : Commande Electrique

Thème

*Amélioration le rendement d'un système photovoltaïque
autonome par la commande MPPT neuronale.*

Devant le jury composé de :

Présenté par :

Président
Examineur
Encadreur **BEGGAT Feteh**

-Berchaoua Hicham
- Guerfi abdelkrim
-Guaraissa Hamza

2019-2020

Remerciements

*Avant tout nous tenons nos remerciements à notre
dieu de nos avoir Donné la force et le courage.*

*A la suite Nous tenons à remercier vivement Mr.
Beggat Fateh notre promoteur qui a fourni des
efforts énormes, par ses Informations ses conseils et
ses encouragements.*

*Nous tenons également à remercier messieurs les
Membres de jury pour L'honneur qu'ils nos ont fait
en acceptant de siéger à notre soutenance
Et tous les professeurs de département de Génie
Electrique.*

*Mes vifs remerciements s'adressent également à tous les
membres de mes familles notamment mes chères mères et mes cher père
qui m'ont aidé et pour leur soutien précieux plus que je ne peux le dire
durant les longues années de ma formation, ce qui leur fait valoir ma
grande reconnaissance.*

*A tous ce qui furent à un moment ou à toute
instante partie prenante de ce travail.
Nos plus chaleureux remerciements pour tous ceux
qui de prés et de loin ont contribué à la
réalisation de cette mémoire.*

Dédicaces

*Je dédie ce travail à la mémoire de mes
grandes mères et grand père*

A mes très chers parents.

A mes frères et sœurs,

A tout les membres de ma famille,

A mes très chers amis,

A tout les étudiants de la promotion 2020,

A tout mes amis du génie électrique,

*A tout les enseignants du département génie
électrique.*

Berchaoua Hicham

Dédicaces

*Je dédié ce travail à la mémoire de mes
grandes mères et grand père
A mes très chers parents.
A mes frères et sœurs,
A tout les membres de ma famille,
A mes très chers amis,
A tout les étudiants de la promotion 2020,
A tout mes amis du génie électrique,
A tout les enseignants du département génie
électrique.*

Guerfi Abdelkrime

Dédicaces

*Je dédié ce travail à la mémoire de mes
grandes mères et grand père*

A mes très chers parents.

A mes frères et sœurs,

A tout les membres de ma famille,

A mes très chers amis,

A tout les étudiants de la promotion 2020,

A tout mes amis du génie électrique,

*A tout les enseignants du département génie
électrique.*

Ghueraissa Hamza

Résume :

L'énergie solaire photovoltaïque est l'une des énergies renouvelables les plus utilisées. Elle consiste à convertir directement le rayonnement électromagnétique en électricité grâce à l'effet photovoltaïque. Les panneaux photovoltaïques (PV) ont la capacité de transformer les photons en électrons. L'énergie sous forme de courant continu est ainsi directement utilisable. En raison des caractéristiques électriques fortement non linéaires des cellules PV et de leurs associations, le rendement des systèmes PV peut être amélioré par des solutions utilisant les techniques de recherche du point de puissance maximale (dites techniques MPPT).

Il existe des techniques MPPT conventionnelles souvent utilisées, à savoir la méthode de la MPPT floue et les techniques avancées, telle que la méthode MPPT basée sur la théorie de réseau de neurones artificiel (ANN). Ce travail s'intéresse à l'étude et comparaison des différentes techniques de poursuite du point de puissance maximale (MPPT) des générateurs photovoltaïques (logique floue, réseaux de neurones artificiel). Des simulations effectuées sous MATLAB et SIMULINK par l'utilisation des techniques logique, réseau de neurones artificielle sous différents conditions météorologiques ont permis de dire que les résultats obtenus par le contrôleur MPPT Neuronal sont meilleurs que celle du contrôleur MPPT floue.

Mots clés : PV, MPPT. réseau de neurones artificielle , logique floue.

Abstract :

Solar photovoltaic energy is one of the most widely used renewable energies. It consists in directly converting electromagnetic radiation into electricity thanks to the photovoltaic effect. Photovoltaic (PV) panels have the ability to transform photons into electrons. Energy in the form of direct current is thus directly usable. Due to the strongly non-linear electrical characteristics of PV cells and their associations, the efficiency of PV systems can be improved by solutions using maximum power point finding techniques (so-called MPPT techniques).

There are conventional MPPT techniques that are often used, namely the fuzzy MPPT method and advanced techniques, such as the MPPT method based on the artificial neural network (ANN) theory. This work is concerned with the study and comparison of different techniques for tracking the maximum power point (MPPT) of photovoltaic generators (fuzzy logic, artificial neural networks). Simulations performed under MATLAB and SIMULINK using logic techniques, artificial neural network under different weather conditions have allowed to say that the results obtained by the Neural MPPT controller are better than that of the fuzzy MPPT controller.

Keywords: PV, MPPT. artificial neural logic network, fuzzy.

ملخص :

تعد الطاقة الكهروضوئية الشمسية واحدة من أكثر الطاقات المتجددة استخدامًا. وهو يتألف من التحويل المباشر للإشعاع الكهرومغناطيسي إلى كهرباء بفضل التأثير الكهروضوئي. تتمتع الألواح الكهروضوئية (PV) بالقدرة على تحويل الفوتونات إلى إلكترونات. وبالتالي ، فإن الطاقة في شكل تيار مباشر قابلة للاستخدام مباشرة. نظرًا للخصائص الكهربائية غير الخطية القوية للخلايا الكهروضوئية وارتباطاتها ، يمكن تحسين كفاءة الأنظمة الكهروضوئية عن طريق الحلول باستخدام تقنيات إيجاد أقصى نقطة للطاقة (ما يسمى بتقنيات MPPT).

هناك تقنيات MPPT التقليدية التي يتم استخدامها غالبًا ، وهي طريقة MPPT الضبابية والتقنيات المتقدمة ، مثل طريقة MPPT القائمة على نظرية الشبكة العصبية الاصطناعية (ANN). يهتم هذا العمل بدراسة ومقارنة التقنيات المختلفة لتتبع الحد الأقصى للطاقة (MPPT) للمولدات الكهروضوئية (المنطق الضبابي ، الشبكات العصبية الاصطناعية). عمليات المحاكاة التي تم إجراؤها باستخدام MATLAB و SIMULINK باستخدام تقنيات منطقية ، سمحت الشبكة العصبية الاصطناعية في ظل ظروف جوية مختلفة بالقول إن النتائج التي تم الحصول عليها بواسطة وحدة التحكم Neural MPPT أفضل من تلك الخاصة بجهاز التحكم MPPT الضبابي.

الكلمات المفتاحية : PV ، MPPT ، شبكة عصبية اصطناعية ، منطق ضبابي.

Nomenclature:

GPV :	Générateur Photovoltaïque.
MPPT :	Maximum Power Point Tracking.
PPM :	Le point de puissance Maximale
RNA :	Réseau de neurone artificiel.
PV :	Photovoltaïque.
PN :	Jonction d'une diode.
MPV :	Module photovoltaïque.
P_{max} :	La puissance maximale (W).
DC :	Courant Continu.
AC :	Courant alternative.
N_s :	Nombre de modules dans le panneau en série.
N_p :	Nombre de modules dans le panneau en parallèle.
I_D :	Courant de diode
A :	le facteur d'idéalité de la jonction ($1 < A < 3$).
I_{ph} :	photocourant créé par la cellule (proportionnel au rayonnement incident).
R_{sh} :	résistances shunt
R_{Se} et R_{Pe} :	résistance série et parallèle du module
K :	constant de Boltzmann ($1,38 \cdot 10^{-23}$ J/K).
T_c :	température de jonction (K).
TLL :	l'heure du lever de soleil
T_{moy} :	la température moyenne journalière
G₀ :	l'éclairement de référence
α :	coefficient de variation de courant à circuit ouvert en fonction de la température (A/C°).
β :	coefficient de variation de la tension de court circuit en fonction de la température (V/C°).

Table des figures

Chapitre I : Etat de l'art des techniques MPPT

Figure I .1 : Centrale hydraulique	3
Figure I .2 : Schéma de la centrale géothermique.	3
Figure I .3 : centrale biomasse	4
Figure I .4 : Centrale hydrolienne.	4
Figure I.5 : Une éolienne.	5
Figure I.6 : Une installation solaire.	6
Figure I.7: Capacité et ajouts annuels mondiaux d'énergie solaire photovoltaïque, 2005–2015	7
Figure I.8: analyse spectrale du rayonnement solaire	8
Figure I.9 Génération de la paire électron-trou.	9
Figure I.10 La structure PN.	10
Figure I.11 : Structure d'une cellule photovoltaïque en silicium (présence d'une jonction PN.	11
Figure I.12 : Puissance maximale idéale et pratique	12
Figure I.13 : (a) Connexion électrique directe entre un générateur PV et une charge.	13
(b) Points de fonctionnement des générateurs PV	
Figure I.14 : (a) Connexion électrique directe entre un générateur PV et une batterie d'une résistance. (b) Points de fonctionnement des générateurs PV	14
Figure I.15 : Cellule au silicium monocristallin	14
Figure I.16 : Cellule au silicium poly cristallin	15
Figure I.17 : Cellule au silicium amorphe	15
Figure I.18: Caractéristique d'un Groupement en série des cellules identiques	16
Figure I.19: Caractéristique d'un Groupement parallèle des cellules identiques	16
Figure I.20 : Caractéristique d'un Groupement MIXTE des cellules identiques	17
Figure I.21 : Fluctuation du PPM avec l'intensité d'éclairement	18
Figure .I.22 Chaîne élémentaire de conversion photovoltaïque avec hacheur	18
Figure 1.23 : Principe de fonctionnement d'une commande MPPT	19
Figure I.24 MPPT floue	20
Figure I.25 Exemple de réseau de neurones.	21

Chapitre II : Commande MPPT basée sur le réseau de neurone artificiel

Figure II-1 Approche d'optimisation d'une commande MPPT floue	23
Figure .II-2 MPPT floue	24
Figure II-3 Exemple d'une variable linguistique 'vitesse'.	25
Figure II-4 Formes usuelles des fonctions d'appartenance	26
Figure (II-5) : Intersection des sous-ensembles flous	27
Figure (II-6) : Union des sous-ensembles flous	27
Figure (II-7) : Illustration de l'opération NON	28
Figure (II-8) : Configuration générale d'un système flou	28
Figure (II-9) : Fonction d'appartenance des variables d'entrées et sortie	29
Figure (II-10) : Matrice d'inférence	30
Figure II.11 Neurone biologique.	32
Figure II.12 Neurone formel	33
Figure II.13 Fonctions d'activations les plus utilisées	34
Figure II.14 Les différentes formes de connexions de réseau de neurone	35
Figure II.15 : Principe de l'apprentissage supervisé	37
Figure II.16 Apprentissage non supervisé:	37
Figure II.17 : schéma bloc d'un neurone avec apprentissage supervisé	38
figure (II.18) Exemple de réseau MLP à une couche cachée avec 5 entrées	39

Chapitre III : Etude et Modélisation d'un Système Photovoltaïque autonome

Figure III 1 Chaîne de conversion d'énergie solaire comprenant un panneau photovoltaïque...	42
Figure III 2 : Cellule solaire idéale	44
Figure III 3 : Schéma électrique équivalent d'une cellule PV.	44
Figure.III 4 convertisseurs DC - DC	48
Figure. III 5 Exemple de convertisseur statique DC - DC	49
Figure III 6 Allure des variables dynamiques IL	51
Figure. III 7 : Schéma synoptique du système PV par une commande MPPT	53

Chapitre IV : Simulation, Résultat et discussions

Figure IV.1 Schéma bloc sous Simulink du système global	54
Figure IV.2 Présentation de module PV	56
Figure IV.3 Allure de la puissance en fonction de la tension à ($T=25^{\circ}\text{C}$ $G=1000\text{W/m}^2$	56
Figure IV.4 Allure du courant en fonction de la tension à ($T=25^{\circ}\text{C}$ $G=1000\text{W/m}^2$)	57
Figure IV.5: Allure de la caractéristique I-V $T=25^{\circ}\text{C}$ ($G=1000\text{W/m}^2$; 800W/m^2 ; 500W/m^2 ;)	57
Figure IV.6: Allure de la caractéristique P-V $T=25^{\circ}\text{C}$ ($G=1000\text{W/m}^2$; 800W/m^2 ; 500W/m^2)	58
Figure IV.7: Allure de la caractéristique I-V $G= G=1000\text{W/m}^2$	58
Figure IV.8: Allure de la caractéristique P-V $G= G=1000\text{W/m}^2$	58
Figure IV.9 Caractéristique I-V de module PV selon variation d'Atmosphère	59
Figure IV.10 Caractéristique P-V de module PV selon variation	60
Figure IV.11 Caractéristique I-V de module PV selon la différent du facteur d'idéalité.	60
Figure IV.12 Caractéristique P-V de module PV selon influence de résistance série	61
Figure IV.13 Caractéristique I-V de module PV selon influence de résistance série	61
Figure IV.14 Schéma de simulation du hacheur élévateur	62
Figure IV.15 (a) La tension aux bornes du GPV. (b) La puissance aux bornes du GPV	63
Figure IV.17 Approche d'optimisation d'une commande MPPT floue	64
Figure IV.18 Schéma Block de contrôleur MPPT floue	64
Figure IV.19 Modèle de simulation du GPV adapte par la technique MPPT(RNA)	65
Figure IV.20 architecture du RNA pour la commande MPPT	66
Figure IV.21 schéma Bloc du réseau de neurone artificiel dans SIMULINK	67
Figure IV.22 Variation de l'éclairement en fonction du temps	67
Figure IV.23: Comparaison entre l'application de Logique floue et l'application RNA	68
Figure IV.24: Allure du courant en fonction du temps	68
Figure IV.25: Allure du Tension en fonction du temps	68
Figure IV.26: Allure du rapport cyclique 'D' en fonction du temps pour LF	69
Figure IV.27: Allure du rapport cyclique 'D' en fonction du temps pour RNA	70

Liste des tableaux

Tableau III.1 Complexité de chaque type de convertisseur DC-DC.

Tableau IV.1 : caractéristique électrique du module photovoltaïque MSX60

Table des matières

remerciements	i
Dedicaces	ii
Résumé.....	v
Nomenclature	vii
Table des figures	viii
Listes de tableaux.....	x i
 Introduction générale :	 1
Chapitre I : Etat de l’art des techniques MPPT	
I .1 Introduction	2
I .2 Généralités sur les énergies renouvelables	2
I .2.1 L’énergie hydraulique	3
I .2.2 L’énergie de la Géothermie	3
I .2 .3L’énergie de la Biomasse	3
I .2 .4 L’énergie de la Marine	4
I .2 .5 L’énergie éolienne	5
I .2 .6 L’énergie solaire	6
I .3 Bref historique	6
I .4 Rayonnement solaire	7
I.5 Description d'un système photovoltaïque	9
I.5.1. Semi-conducteur	9
I.5.2 Formation de la jonction PN	9
I.5.3 Principe de fonctionnement de la cellule photovoltaïque	10
I.5.4 La puissance des cellules photovoltaïques	11
I.5.5 Puissance maximale d’une cellule PV	12
I.6 Le générateur PV et ses performances	12
I.7 Les type des cellules photovoltaïques	14
I.7 .1Cellule au silicium monocristallin	14
I.7. 2 Cellule au silicium poly cristallin	15
I.7. 3 Cellule au silicium amorphe	15
I.8 Association des cellules photovoltaïque	15
I.8.1 Association série	15

I.8.2 Association parallèle	16
I.8.3 Association mixte (série / parallèle)	16
I.9 Technique de recherche de MPPT	17
I.9.1 Définition et principe de la recherche	17
I.9.2 Evolution du point d'opération du GPV	18
I.10 Différents types de commandes MPPT	19
I.10.1 Méthode de perturbation et observation (P&O)	19
I.10.2 Algorithme d'incrément de l'inductance	19
I.10.3 Commande avec correcteur PI	20
I.10.4 Commande MPPT floue	20
I.10.5 Commande MPPT basée sur le réseau de neurone artificiel	20
I.11 Conclusion	21

Chapitre II : Commande MPPT basée sur le réseau de neurone artificiel

II.1 introduction	22
II.2 Commande MPPT Basée sur l'Approche Floue	22
II.2.1 Bref historique	22
II.2.2 Utilisation de la logique floue pour la commande	22
II.2.3 Variable linguistique	25
II.2.4 Types des Fonctions d'appartenance	25
II.2.5 Opérateurs de la logique floue	27
II.2.5.1 Opérateur ET (Intersection floue)	27
II.2.5.2 Opérateurs OU (Union floue)	27
II.2.5.3 Opérateur NON (complément)	28
II.2.6 Principe de la commande à logique flou	28
II.2.6.1 Fuzzification	29
II.2.6.2 Base de règles	29
II.2.6.3 Mécanisme d'inférence	30
II.2.6.4 Defuzzification	30
II.3 Commande MPPT Basée sur les réseaux de neurones artificiels	31
II.3.1 Bref historique	31
II.3.2 Le Système Nerveux	31
II.3.3 Modèle Biologique du Neurone	31
II.3.4 Le Neurone Formel	32

II.3.5 Les types réseaux de neurone artificiel	35
II.3.6 Apprentissage des réseaux de neurones	36
II.3.6.1 Apprentissage supervisé	36
II.3.6.2 Apprentissage non supervisé	37
II.3.6.3 Apprentissage par renforcement	37
II.3.7 Les règles d'apprentissages	37
II.3.7.1 La règle d'apprentissage de Hebb (1949)	38
II.3.7.2 La Règle d'apprentissage de perceptron 1958	38
II.3.7.3 Algorithme de retro Propagation du Gradient	39
II.3.8 Avantages et inconvénient des réseaux neurone	41
II.4 Conclusion	41
Chapitre III : Etude et Modélisation d'un Système Photovoltaïque autonome	
III.1 Introduction	42
III .2Modèle de rayonnement solaire	42
III.2.1 Rayonnement solaire sur un plan horizontal	42
III.3 La modélisation du champ photovoltaïque	43
III -3-1 la modélisation d'une cellule solaire	43
III.4 Groupement de Cellules Photovoltaïques	45
III.4.1 Module photovoltaïque	45
III.4 .2 Panneau photovoltaïque	45
III.4 .3 Modèle de la température	46
III.5 Convertisseur DC/DC	48
III.5.1Étage d'Adaptation de Type BOOST	49
III.5.2 Modèle mathématique équivalent	50
III.5.3 Modèle approximé du convertisseur Boost	50
III .6 Convertisseur DC/AC	52
III .7 Commande (MPPT) des convertisseurs DC-DC	52
III.8 Conclusion	53

Chapitre IV : Simulation, Résultat et discussions

IV.1 Introduction	54
IV.2 Simulation du système photovoltaïque	54
IV.2 .1 Caractéristiques électriques des modules photovoltaïques	56
IV.2 .2 influence de l'éclairement et la température	57
IV.2 .3 Influence de facteur d'idéalité	60
IV.2 .4 Influence de la résistance série	60
IV.2 .5 simulation du hacheur élévateur	61
IV.3 Simulation de la commande MPPT	64
IV.3.1 méthode de commande MPPT Floue	64
IV.3.2 méthode de commande MPPT à base RNA	65
IV.3.2.1 Procédure de construction d'un réseau de neurones	65
1) Choix de l'architecture du réseau neurone	66
2) Comment développer le réseau neuronal artificiel	66
IV.4 Comportement du système avec changement des conditions météorologiques	67
IV.5 Conclusion	70
Conclusion générale	71

Introduction général

Introduction général :

Depuis quelques années, la communauté scientifique est concentrée sur la menace présumée la plus préoccupante pour l'avenir de la planète : le réchauffement climatique. Ce phénomène est la conséquence de l'augmentation des émissions de gaz à effet de serre liées à l'activité humaine. Les énergies renouvelables se manifestent comme une solution potentielle à la réduction des émissions de gaz à effet de serre.

Par énergie renouvelable, on entend des énergies issues du soleil, du vent, de la chaleur de la terre, de l'eau ou encore de la biomasse. A la différence des énergies fossiles, les énergies renouvelables sont des énergies à ressource illimitée. Les énergies renouvelables regroupent un certain nombre de filières technologiques selon la source d'énergie valorisée et l'énergie utile obtenue.

Pour augmenter le rendement en puissance d'un module PV ou d'un champ de modules PV, un contrôleur électronique est incorporé entre le générateur PV et la charge, dont le rôle principal est maximiser la puissance délivrée par le panneau photovoltaïque en poursuivant continuellement le point de puissance maximale cette technique est appelé communément **MPPT** (*Maximum Power Point Tracking*) .

Ce mémoire est partagé en quatre chapitres :

Dans le premier chapitre nous allons présenter une généralité sur les générateurs Photovoltaïque, ensuite les différents types de cellules par rapport à leur structure physique suivi d'une explication du phénomène qui se passe dans la jonction PN. Nous allons approfondir cette étude par la présentation des différents modèles de la cellule photovoltaïque et ces caractéristiques électriques.

Dans le deuxième chapitre est consacré à la présentation des différents types méthodes de recherche du point de puissance maximale rencontrée dans la littérature. Dans notre cas d'étude, l'aspect théorique va être développé que pour deux stratégies de commande « Logique floue » et « réseaux de neurones artificiel »

Le troisième chapitre, nous nous sommes intéressés plus à la modélisation de la cellule photovoltaïque

Dans Le quatrième chapitre nous allons appliquer les deux stratégies de commande MPPT a notre système photovoltaïque, les résultats de simulation vont nous permettre de les comparer du point de vue qualité et amplitude des grandeurs électriques générées, rapidité (temps de réponse), complexité de la méthode, convergence, pas de calcul, ainsi que le temps de calcul.

Chapitre I

Etat de l'art des techniques MPPT

I.1 Introduction :

L'énergie solaire photovoltaïque provient de la transformation directe d'une partie du rayonnement solaire en énergie électrique. Cette conversion d'énergie s'effectue par un phénomène physique appelé effet photovoltaïque qui consiste à produire une force électromotrice lorsque la surface de la cellule PV est exposée à la lumière. La tension générée peut varier en fonction du matériau utilisé pour la fabrication de la cellule. L'association de plusieurs cellules PV en série/parallèle donnent lieu à un générateur photovoltaïque (GPV) qui a une caractéristique courant-tension (I-V) non linéaire présentant un point de puissance maximale [1].

Dans ce chapitre on commencera par rappeler brièvement le principe de la conversion de l'énergie solaire en énergie électrique reposant sur l'effet photoélectrique des semi-conducteurs. et les types des commandes MPPT

I.2 Généralités sur les énergies renouvelables :

Les énergies renouvelables sont des énergies à ressource illimitée. Les énergies renouvelables regroupent un certain nombre de filières technologiques selon la source d'énergie valorisée et l'énergie utile obtenue. Il existe plusieurs types de sources d'énergies renouvelables parmi eux : l'énergie hydroélectrique, l'énergie éolienne, l'énergie de la biomasse et l'énergie photovoltaïque. Les sources d'énergies renouvelables proviennent directement ou indirectement du soleil. Elles sont donc disponibles indéfiniment tant que celui-ci brillera.

L'énergie photovoltaïque est la plus jeune des énergies renouvelables, elle a l'avantage d'être non polluante, souple et fiable. Les systèmes photovoltaïques sont utilisés depuis 40 ans. Les applications ont commencé avec le programme spatial pour la transmission radio des satellites. Elles se sont poursuivies ensuite avec les balises en mer et l'équipement de sites isolés dans tous les pays du monde, en utilisant les batteries pour stocker d'énergie électrique pendant les heures sans soleil .

Il existe plusieurs types d'énergies renouvelables :

I-2-1 L'énergie hydraulique :

L'énergie hydraulique est une énergie renouvelable très faiblement émettrice de gaz à effet de serre. Cette source d'énergie renouvelable exploite les mouvements de l'eau actionnés par le soleil et la gravité à travers le cycle de l'eau, les marées et les courants marins. (Voir la figure I.1)

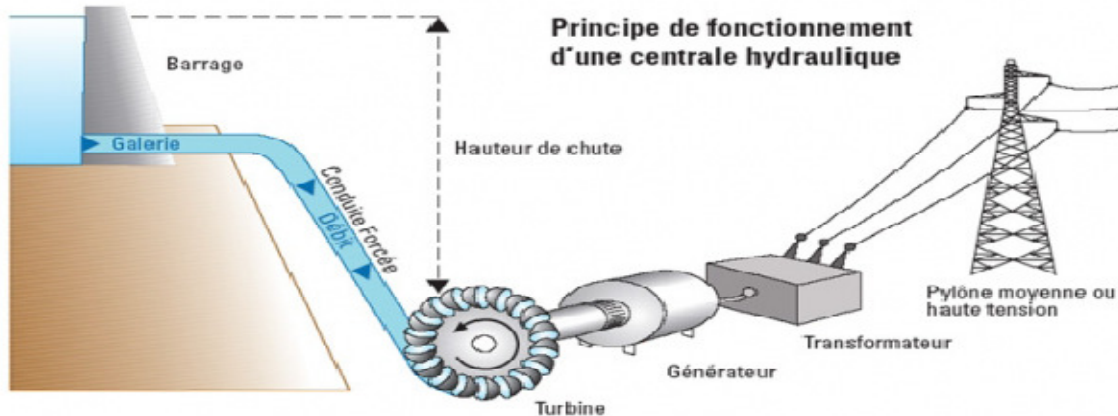


Figure I .1: Centrale hydraulique.

I-2-2 L'énergie de la Géothermie :

La géothermie, du grec géo (la terre) et thermos (la chaleur) est un mot qui désigne à la fois la science qui étudie les phénomènes thermiques internes du globe terrestre, et la technologie qui vise à l'exploiter. Par extension, la géothermie désigne aussi parfois l'énergie géothermique issue de l'énergie de la terre qui est convertie en chaleur. (Voir la figure I .2)

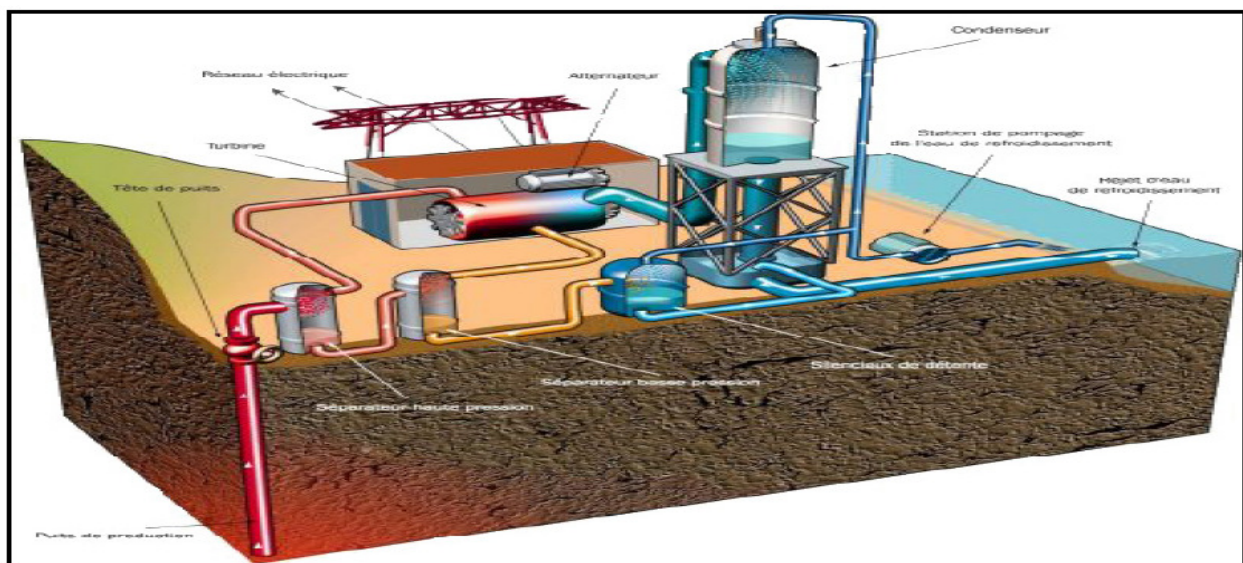


Figure I .2: Schéma de la centrale géothermique de la Bouillante (Guadeloupe) (© geothermie-perspectives.fr (ADEME/BRGM).

I .2.3 L'énergie de la Biomasse :

Dans le domaine de l'énergie, et plus particulièrement des bioénergies, le terme de biomasse désigne l'ensemble des matières organiques d'origine végétale (algues incluses), animale ou fongique (champignons) pouvant devenir source d'énergie par combustion (ex : bois énergie), après méthanisation (biogaz) ou après de nouvelles transformations chimiques (agro-carburant).

L'énergie tirée de la biomasse est considérée comme une énergie renouvelable et soutenable tant qu'il n'y a pas surexploitation de la ressource, mise en péril de la fertilité du sol et tant qu'il n'y a pas de compétition excessive pour l'usage des ressources (terres arables, eau, etc), ni d'impacts excessifs sur la biodiversité, etc.

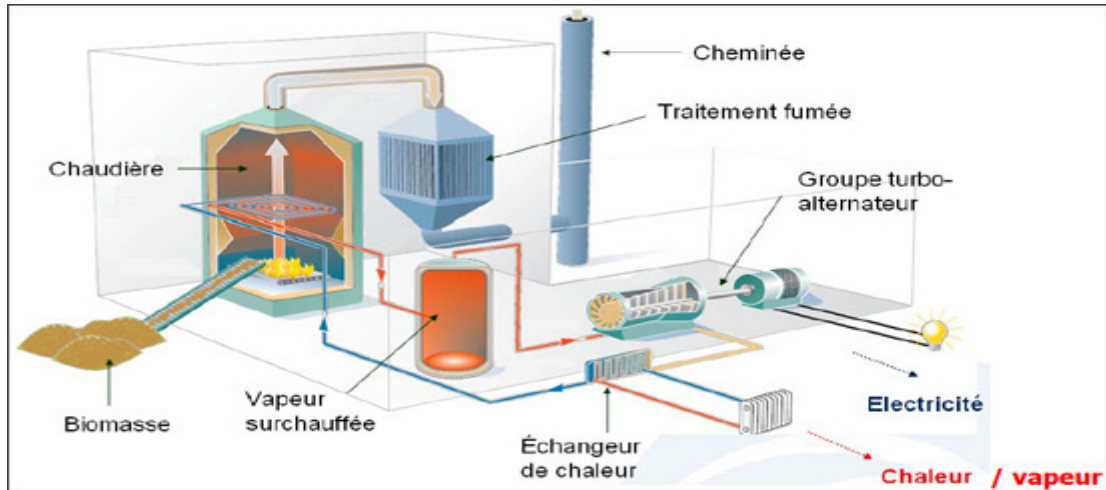


Figure I .2: centrale biomasse.

I .2 .4 L'énergie de la Marine :

L'énergie marine est une source d'énergie renouvelable qui dépend des ressources naturelles des eaux de la mer et des océans. Elle permet de fabriquer de l'électricité, essentiellement grâce aux mouvements de ces eaux.

L'eau recouvre en grande partie notre planète, principalement à travers les mers et les océans. Elle constitue donc une source d'énergie importante, aujourd'hui encore peu exploitée. Les énergies marines n'émettent aucun gaz à effet de serre et leur matière première est disponible dans de nombreux pays du monde.

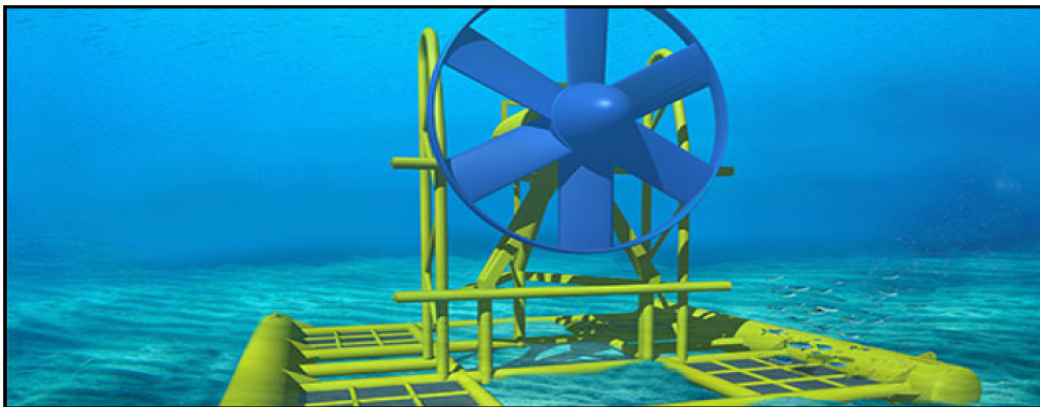


Figure I .4 : Centrale hydrolienne.

I.2.5 L'énergie éolienne :

L'énergie éolienne est une source d'énergie qui dépend du vent. Le soleil chauffe inégalement la Terre, ce qui crée des zones de températures et de pression atmosphérique différentes tout autour du globe. De ces différences de pression naissent des mouvements d'air, appelés vent. Cette énergie permet de fabriquer de l'électricité dans des éoliennes, appelées aussi aérogénérateurs, grâce à la force du vent. (Voir la figure I.5)

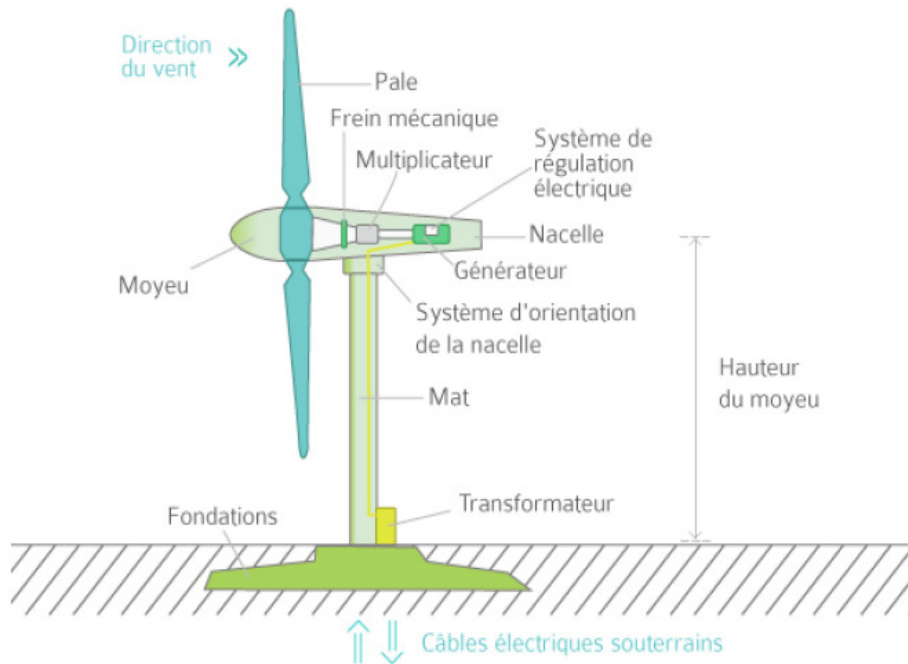


Figure I.5 : Une éolienne.

I .2 .6 L'énergie solaire :

Le rayonnement solaire constitue la ressource énergétique la mieux partagée sur la terre et la plus abondante. La quantité d'énergie libérée par le soleil et captée par la planète terre pendant une heure et pourrait suffire à couvrir les besoins énergétiques mondiaux pendant un an. Le soleil décharge continuellement une énorme quantité d'énergie radiante dans le système solaire, la terre intercepte une toute petite partie de l'énergie solaire rayonnée dans l'espace. (Voir la Figure I.6)

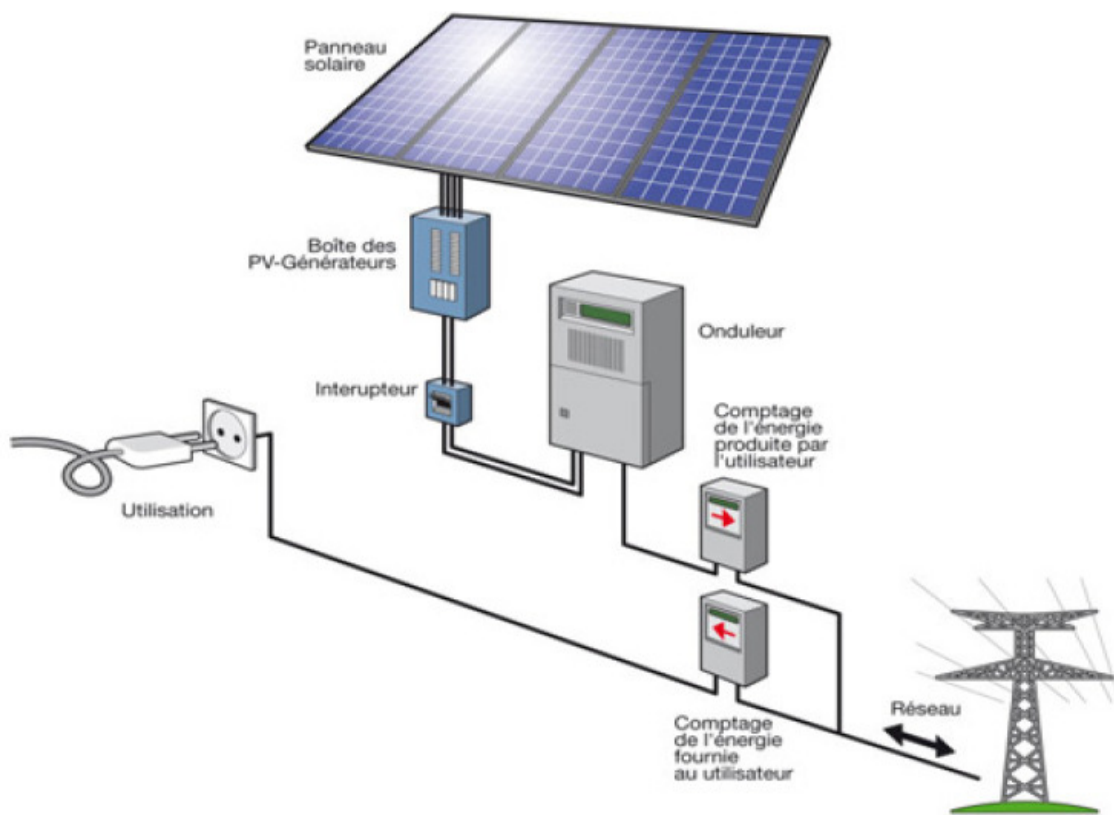


Figure I.6 : Une installation solaire.

I .3 Bref historique :

La conversion de la lumière en électricité, appelée effet photovoltaïque, a été découverte par Antoine Becquerel en 1839, mais il faudra attendre près d'un siècle pour que les scientifiques approfondissent et exploitent ce phénomène de la physique. L'énergie photovoltaïque s'est développée dans les années 50 pour l'équipement de vaisseaux spatiaux et le premier a été lancé dans l'espace en 1958. C'était le seul procédé non nucléaire d'alimenter des satellites en énergie.

Les images satellites reçues par votre téléviseur ne vous parviennent que grâce à l'énergie photovoltaïque. Pendant les années 70 et 80, des efforts ont été faits pour réduire les coûts de sorte que l'énergie photovoltaïque soit également utilisable pour des applications terrestres. 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 [2].

La figure suivante (Figure I.7) donne l'évolution de la capacité et ajouts annuels mondiaux d'énergie solaire photovoltaïque de 2005 à 2015, cela confirme l'augmentation exponentielle de l'énergie produite de nature photovoltaïque.

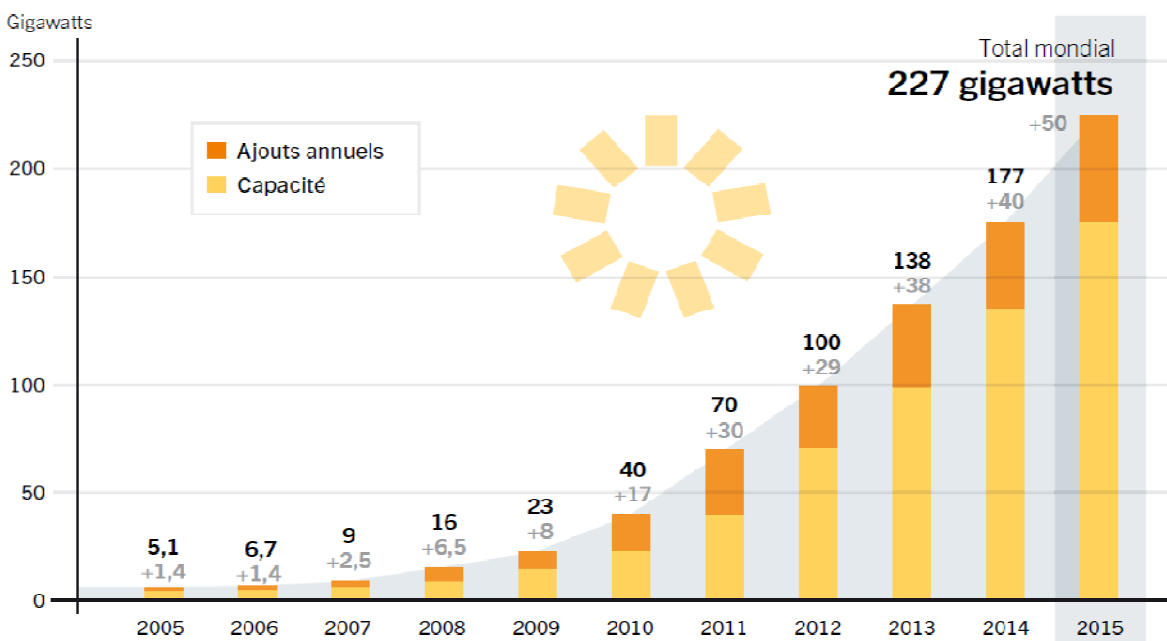


Figure I.7: Capacité et ajouts annuels mondiaux d'énergie solaire photovoltaïque, 2005–2015[3].

I.4 Rayonnement solaire :

Le soleil émet un rayonnement électromagnétique compris dans une bande de longueur d'onde variant de 0,22 mm à 10 mm. La figure (I.8) représente la variation de la répartition spectrale énergétique.

L'énergie associée à ce rayonnement solaire se décompose approximativement ainsi :

- 9% dans la bande des ultraviolets (<0,4 mm),
- 47% dans la bande visible (0,4 à 0,8 mm),
- 44% dans la bande des infrarouges (>0,8 mm).

L'atmosphère terrestre reçoit ce rayonnement à une puissance moyenne de 1,37 kilowatt au mètre carré (kW/m²), à plus ou moins 3 %, selon que la terre s'éloigne ou se rapproche du soleil dans

sa rotation autour de celui-ci. L'atmosphère en absorbe toutefois une partie, de sorte que la quantité d'énergie atteignant la surface terrestre dépasse rarement 1200 W/m². 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.

Enfin, les nuages, le brouillard, les particules atmosphériques et divers autres phénomènes météorologiques causent des variations horaires et quotidiennes qui tantôt augmentent, tantôt diminuent le rayonnement solaire et le rendent diffus.

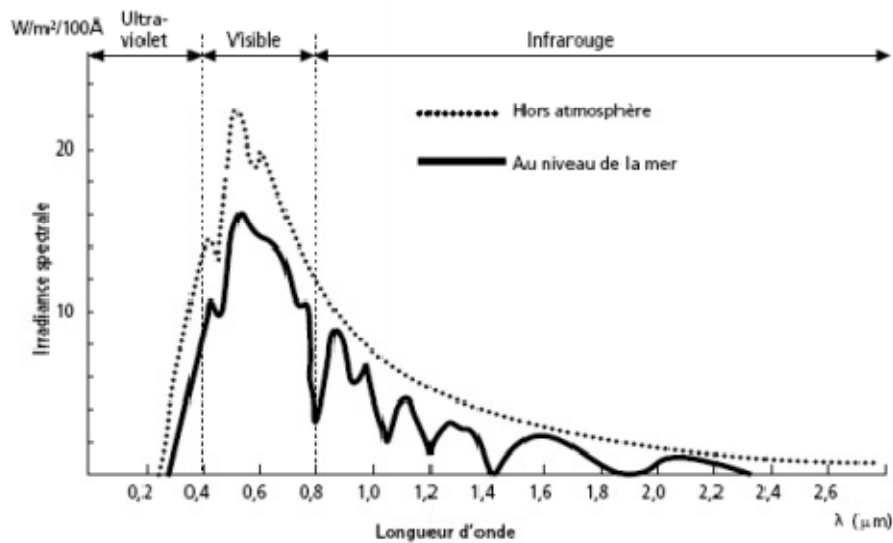


Figure I.8:analyse spectrale du rayonnement solaire. [4]

L'utilisation du rayonnement solaire comme source d'énergie pose donc un problème bien particulier. En effet, le rayonnement solaire n'est pas toujours disponible ; en outre, on ne peut ni l'emmagasiner ni le transporter. Le concepteur d'un système qui emploie le rayonnement solaire comme source d'énergie doit donc déterminer la quantité d'énergie solaire disponible à l'endroit visé et le moment où cette énergie est disponible. [5]

La constante solaire est la densité d'énergie solaire qui atteint la frontière externe de l'atmosphère faisant face au soleil. Sa valeur est communément prise égale à 1360W/m². Au niveau du sol, la densité d'énergie solaire est réduite à 1000 W/ m² à cause de l'absorption dans l'atmosphère. Albert Einstein a découvert en travaillant sur l'effet photoélectrique que la lumière n'avait pas qu'un caractère ondulatoire, mais que son énergie est portée par des particules, les photons. L'énergie d'un photon étant donnée par la relation :

$$E = (h \times C) / \lambda \quad (\text{I.1})$$

Tel que :

h : la constante de Planck égale: $6.63 \cdot 10^{-34}$,

C : la vitesse de la lumière égale: 300000 Km/s .

λ :Longueur d'onde en mètre.

Ainsi, plus la longueur d'onde est courte, plus l'énergie du photon est grande.

I.5 Description d'un système photovoltaïque :

I.5.1. Semi-conducteur :

La filière la plus avancée sur le plan technologique et industrielle est la réalisation de cellules à base de silicium. Ce dernier est l'élément semi-conducteur le plus utilisé car il est peu coûteux et il se trouve en très grande quantité sur terre : il constitue 28% de l'écorce terrestre, sous forme de silice, parfaitement stable et non toxique [6].

I.5.2 Formation de la jonction PN:

Le silicium, comme tous les semi-conducteurs, a une bande de valence pleine et une bande de conduction vide. Mais grâce à un apport énergétique suffisant, il est possible de faire passer des électrons de la bande de valence (BV) à la bande de conduction (BC), d'où la génération d'électrons libres, figure (I-9).

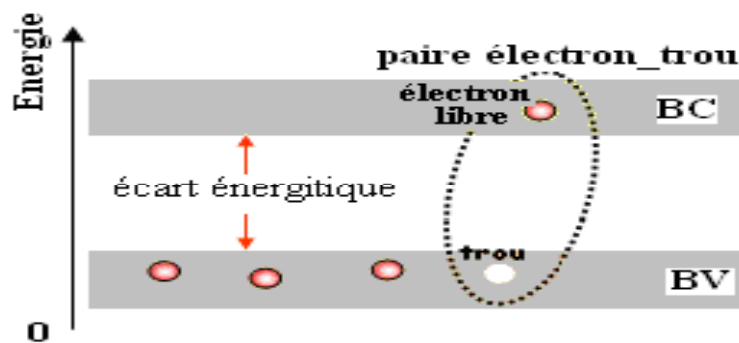


Figure I.9 Génération de la paire électron-trou.

La présence d'électrons libres dans la bande de conduction d'un matériau n'est pas suffisante pour générer un courant : il est nécessaire de créer une différence de potentiel aux bornes du photogénérateur afin d'entraîner les charges positives d'un côté et les charges négatives de l'autre. Cette opération est possible par dopage du Silicium. Une jonction PN est créée par l'assemblage de deux barreaux de Silicium de type N et P. Le composant ainsi créé est appelé diode.

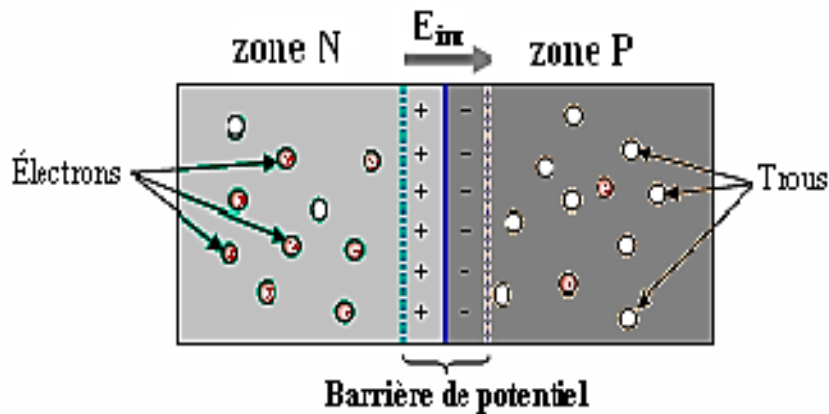


Figure I.10 La structure PN.

I.5.3 Principe de fonctionnement de la cellule photovoltaïque:

L'effet photovoltaïque, c'est la transformation de l'énergie solaire « photon » en électricité « Volt ». Il a été découvert en 1839, par le physicien français A. BECQUEREL. Son utilisation industrielle n'est apparue qu'au début des années soixante, principalement pour les applications spatiales, d'autres applications ont vu le jour pour répondre dans un premier temps aux besoins des professionnels et dans un second temps à ceux des particuliers [7].

Une cellule photovoltaïque est un capteur constitué d'un matériau semi-conducteur qui transforme l'énergie lumineuse absorbée en courant électrique. Le principe de fonctionnement est basé sur les propriétés d'absorption du rayonnement lumineux par des matériaux semi-conducteurs. Le choix des matériaux utilisés pour la construction des cellules PV se fait en fonction des propriétés physiques des électrons qui sont susceptibles d'être libérés de leurs atomes lorsqu'ils sont excités par des photons provenant du spectre solaire. [8]

La conversion photovoltaïque effectuée à l'aide de matériaux semi-conducteurs tel que le silicium (Si), le germanium (Ge), le sélénium (Se), le matériau le plus utilisé est le silicium (Si).

Une fois libérée, le déplacement de ces électrons dans le matériau forme un courant électrique de type continu, qui donne naissance à une force électromotrice aux bornes de la cellule. Ce phénomène physique est appelé effet photovoltaïque. Comme pour le cas d'une diode classique, une cellule PV peut donc être réalisée à partir de deux couches de silicium, une dopée positivement et l'autre dopée négativement. Entre les deux zones se développent une jonction PN avec une barrière de potentiel [4].

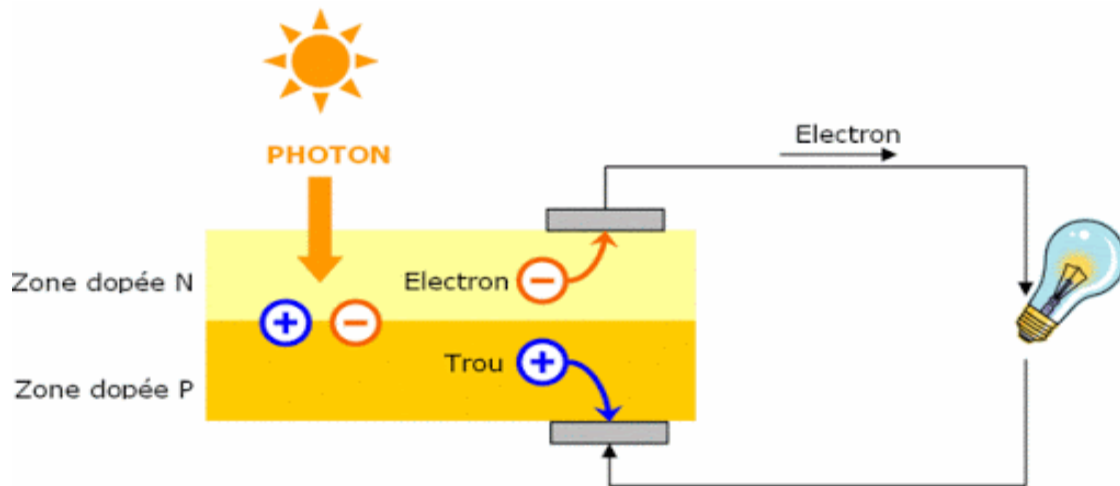


Figure I.11 : Structure d'une cellule photovoltaïque en silicium (présence d'une jonction PN).

Les cellules photovoltaïques au silicium consistent en deux couches dopées, des caractéristiques électriques opposées. Dans la zone de charge d'espace (barrière n-p), les électrons "détachés" par la lumière et les "trous" sont poussés dans des directions opposées, générant ainsi une tension électrique continue de l'ordre de 0.6V des couches conductrices ou des bandes de contact sur les faces frontale et arrière permettent de recueillir le courant électrique et de l'utiliser. Les cellules solaires délivrent une tension continue. Elles ont les propriétés suivantes :

- ✓ **La tension** est pratiquement constante et, de plus, presque indépendante de l'irradiation solaire (intensité du rayonnement).
- ✓ **La puissance électrique** augmente proportionnellement avec la puissance du rayonnement.

I.5.4 La puissance des cellules photovoltaïques :

Pour caractériser la puissance des cellules photovoltaïques, on indique leur puissance de crête en W_c (en anglais WP : p= peak). Cette valeur indique la puissance délivrée par le champ des cellules solaires lorsqu'elles sont exposées à un rayonnement incident de **1000W/m²** pour une température de cellule de **25°C**. (STC, standard test condition).

I.5.5 Puissance maximale d'une cellule PV

Pour une cellule solaire idéale, la puissance maximale $P_{\max, \text{idéale}}$ correspondrait donc à la tension de circuit ouvert V_{co} multipliée par le courant de court-circuit I_{cc} :

$$P_{\max \text{ _idéale}} = V_{co} / I_{cc} \quad (\text{I.2})$$

En pratique, la courbe caractéristique d'une cellule PV est plus "arrondie" figure I.12, et la tension au point de puissance maximale $V_{p\max}$ est inférieure à la tension de circuit ouvert V_{co} , de même que le courant fourni $I_{p\max}$ est inférieur, pour cette même tension, au courant de court-circuit I_{cc} .

L'expression de la puissance en ce point est donnée par :

$$P_{\max} = V_{p\max} / I_{p\max} \quad (\text{I.3})$$

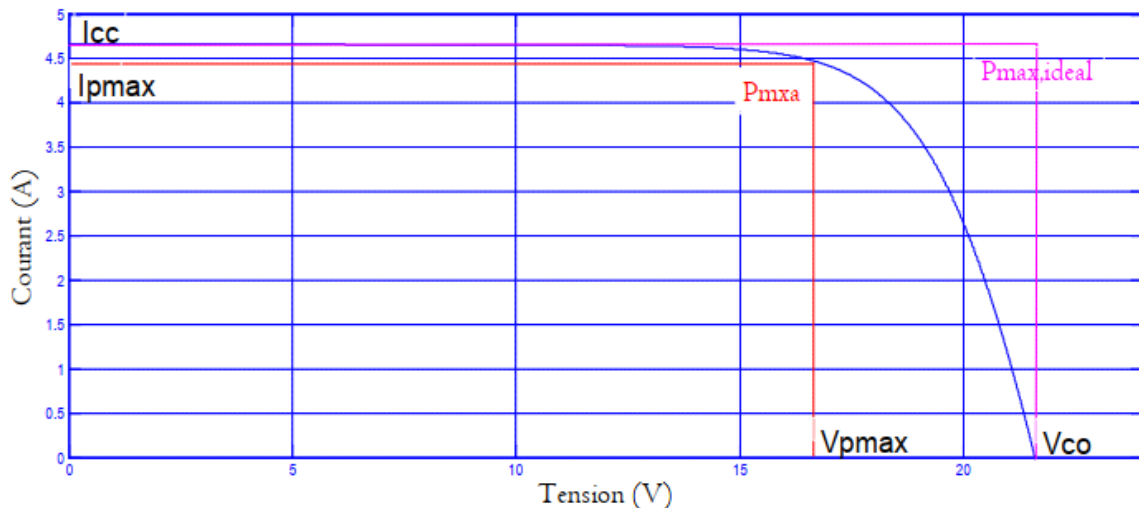


Figure I.12 : Puissance maximale idéale et pratique [11]

I.6 Le générateur PV et ses performances :

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

La conception globale de systèmes photovoltaïques optimisés est par nature difficile. En effet, côté source, pour un générateur photovoltaïque (PV), la production de puissance varie fortement en fonction de l'éclairement, de la température. Mais aussi du vieillissement global du système.

Chaque charge, que ce soit en continu (DC) (batteries, certains appareils électroménagers destinés à des réseaux continus isolés) ou bien en alternatif (AC) (réseau électrique Algérien 220 V/50 Hz, certains moteurs), possède un comportement propre. [5]

Ainsi, pour qu'une connexion source-charge soit possible, un point de fonctionnement correspondant à l'intersection des caractéristiques électriques doit exister. Pour mieux comprendre ceci, prenons par exemple le cas d'une connexion directe entre un générateur PV et une charge purement résistive R_i d'une part et d'autre part entre un générateur PV et une batterie d'une résistance interne R_i . Nous regardons l'énoncé de la nature de la charge, comme illustré dans la (figure I.13).et (figure I.14). Comme nous pouvons le constater sur la (figure 1.13(a)) et la (figure 1.13(b))

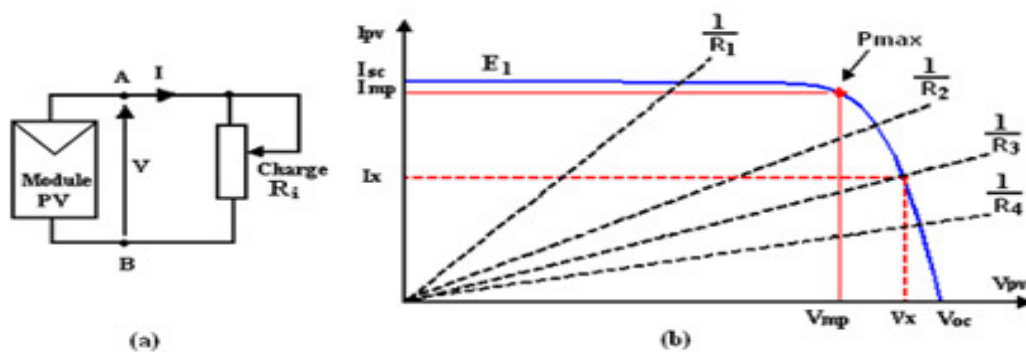


Figure I.13 : (a) Connexion électrique directe entre un générateur PV et une charge.

(b) Points de fonctionnement des générateurs PV. [9]

Les points de fonctionnement résultant de l'association des générateurs PV sous un niveau D'éclairement E_1 avec une charge résistive variable (R_1, R_2, R_3, R_4) Fonctionnement du générateur PV dépend fortement des caractéristiques de la charge à laquelle il est associé.

En effet, pour la charge résistive ou pour l'accumulateur de résistance interne R_i sont données pour différentes valeurs, l'adaptation optimale ne se produit que pour un seul point de fonctionnement particulier, nommé Point de Puissance Maximal (PPM) et noté dans notre cas P_{max} . Ces formes correspondent à la puissance maximale que peut délivrer un générateur PV pour une courbe $I(V)$

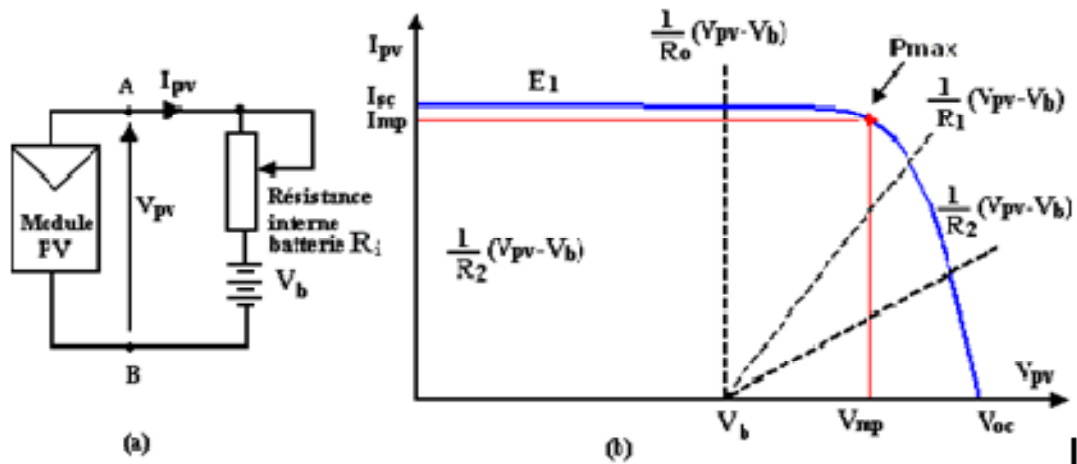


Figure I.14 : (a) Connexion électrique directe entre un générateur PV et une batterie d'une résistance.

(b) Points de fonctionnement des générateurs PV [9]

Les points de fonctionnement résultant de l'association des générateurs PV sous un niveau d'éclairement E_1 avec une batterie comme charge ayant ou pas une résistance interne R_i Variable (R_1, R_2) donnée. [10]

Pour la charge de type batterie, le point de connexion source-charge n'est pas optimal. Ainsi, lorsque l'on réalise une connexion directe source-charge (figure. I.14), le rendement de l'ensemble est rarement optimal.

Dans le cas d'une connexion directe entre une batterie et un générateur PV, le rendement du système dépend de l'écart entre la tension optimale du générateur PV (V_{op}) et la tension de batterie (V_b) qui varie en fonction de son état de charge. [12]

I.7 Les type des cellules photovoltaïques :

Il existe différents types de panneaux solaires, les plus utilisés sont :

I.7.1 Cellule au silicium monocristallin :

- Très bon rendement : 14 à 20 %.
- Durée de vie : importante (30 ans)
- Coût de fabrication : élevé.
- Puissance : 100 à 150 Wc/m².
- Rendement faible sous un faible éclairement.
- Perte de rendement avec l'élévation de la température.
- Fabrication : élaborés à partir d'un bloc de silicium fondu qui s'est solidifié en formant un seul cristal
- Couleur bleue uniforme

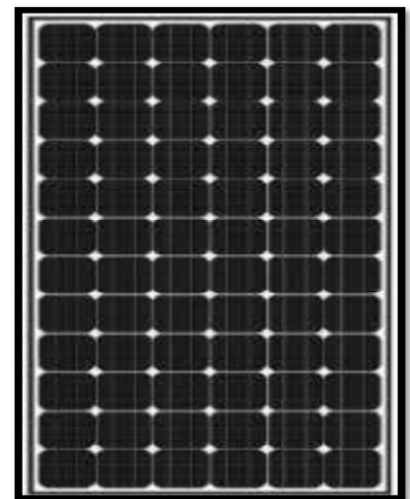


Figure I.15 :Cellule au silicium monocristallin

I.7.2) Cellule au silicium poly cristallin :

- Bon rendement : 11 à 15 %.
- Durée de vie : importante (30 ans)
- Coût de fabrication : meilleur marché que les panneaux monocristallins
- Puissance : 100 Wc/m².
- Rendement faible sous un faible éclairement.
- Perte de rendement avec l'élévation de la température.
- Fabrication : élaborés à partir de silicium de qualité électronique qui en se refroidissant forme plusieurs cristaux.



Figure I.16 :Cellule au silicium poly cristallin

I.7.3 Cellule au silicium amorphe :

- Rendement faible : 5 à 9 %.
- Durée de vie : assez importante (20 ans)
- Coût de fabrication : peu onéreux par rapport aux autres technologies
- Puissance : 50 Wc/m².
- Fonctionnement correct avec un éclairement faible.
- Peu sensible aux températures élevées.
- Utilisables en panneaux souples.
- Surface de panneaux plus importante que pour les autres panneaux au silicium.
- Rendement faible en plein soleil.
- Performances diminuant avec le temps



Figure I.17 :Cellule au silicium amorphe

I.8 Association des cellules photovoltaïque :

Afin d'adapter la source a la charge du point de vue de puissance nous utilisons trois types de montages des cellules photovoltaïque :

I.8.1 Association série :

Dans un groupement en série, les cellules sont traversées par le même courant et la caractéristique résultante du groupement en série est obtenue par addition des tensions à courant donné. Comme nous pouvons le constater sur la Figure I.18

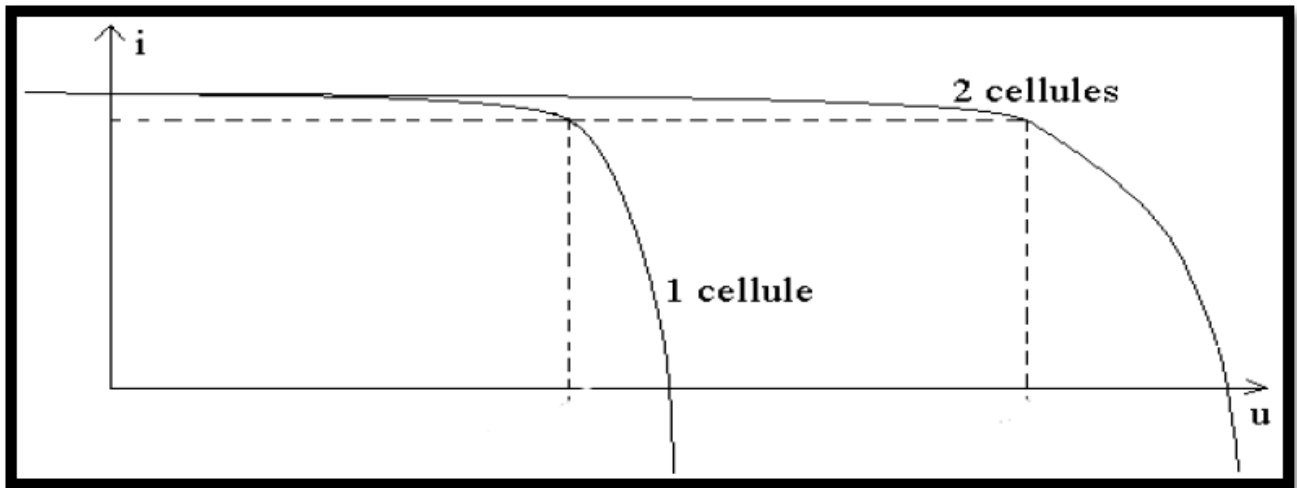


Figure I.18: Caractéristique d'un Groupement en série des cellules identiques [12]

I.8.2 Association parallèle :

Les propriétés du groupement en parallèle des cellules sont duales de celles du groupement en série. Ainsi, dans un groupement de cellules connectées en parallèle, les cellules sont soumises à la même tension et la caractéristique résultante de groupement est obtenue par addition des courants à tension donnée.

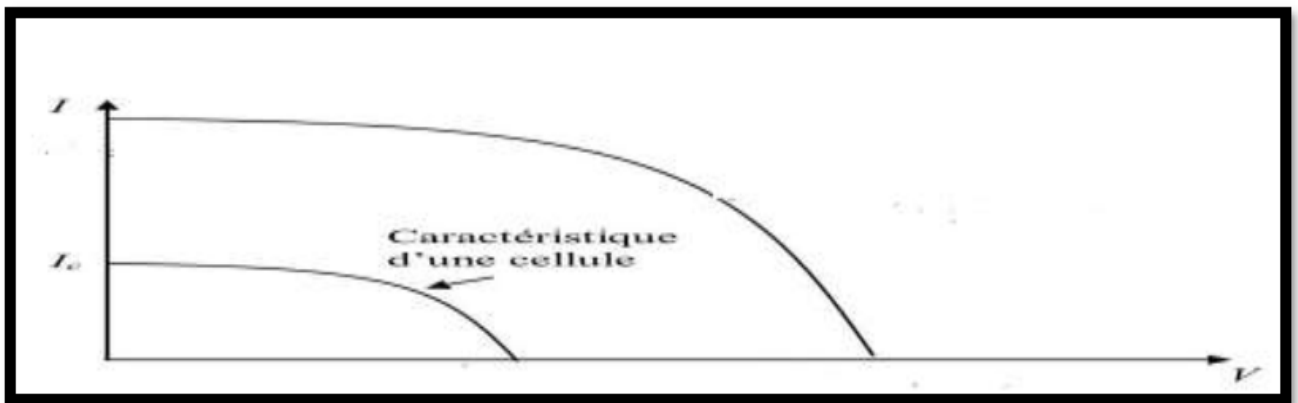


Figure I.19: Caractéristique d'un Groupement parallèle des cellules identiques[13]

I.8.3 Association mixte (série / parallèle) :

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

$$I_{CC} = np \times I_{cc} \quad (\text{I.4})$$

$$V_{CC} = ns \times V_{cc} \quad (\text{I.5})$$

n_p : Nombre des cellules en parallèles.

n_s : Nombre des cellules en séries.

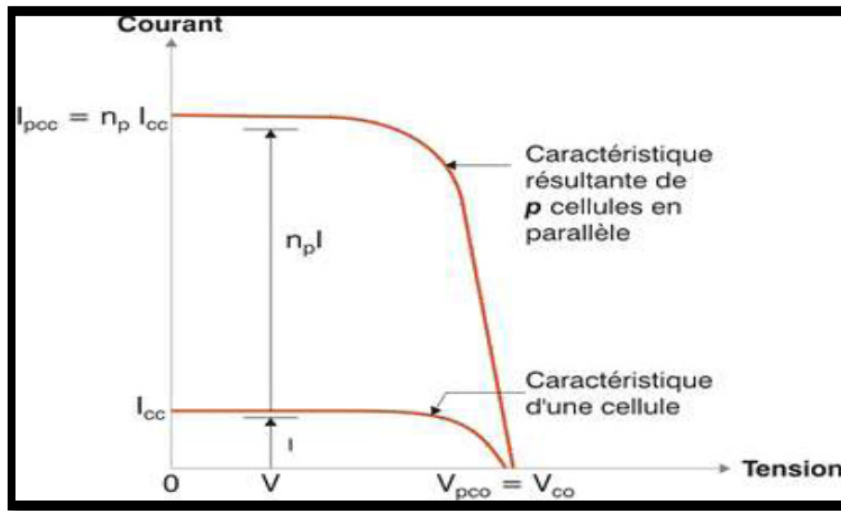


Figure I.20 : Caractéristique d'un Groupement MIXTE des cellules identiques [14]

I.9) Technique de recherche de MPPT :

I.9.1 Définition et principe de la recherche :

La commande **MPPT**(Maximum Power Point Tracking) est un organe fonctionnel du système PV et permet de chercher le point de fonctionnement optimal du générateur PV qui dépend des conditions météorologiques et de la variation de la charge [13]. Son principe de régulation est basé sur la variation automatique du rapport cyclique α à la valeur adéquate de manière à maximiser continuellement la puissance à la sortie du panneau PV.

Prenons comme exemple, pour une puissance incidente $W1$, la puissance optimale transférée à la charge ne pourrait être maximale que pour un rapport cyclique bien défini : α_{1opt} (point PPM1 sur la figure 4.2-A). Si la puissance incidente change : $W2$, alors ce point de puissance maximale est le point PPM2 et le point de fonctionnement du GPV et le point Pf [12]. Pour converger vers le nouveau point PPM2, il faut ajuster le rapport cyclique α à la valeur α_{2opt} . Il en sera de même lorsque la charge RS change (figure 4.2-B) : le point de puissance maximale dévie de sa position optimale (PPM1); pour converger vers ce PPM1, il faut agir sur le rapport cyclique α . Donc, dans un système PV indépendant et autonome, cette régulation doit être réalisée automatiquement afin de poursuivre le point de fonctionnement optimal. En pratique, cette régulation est effectuée par la commande **MPPT** (figure I.21).

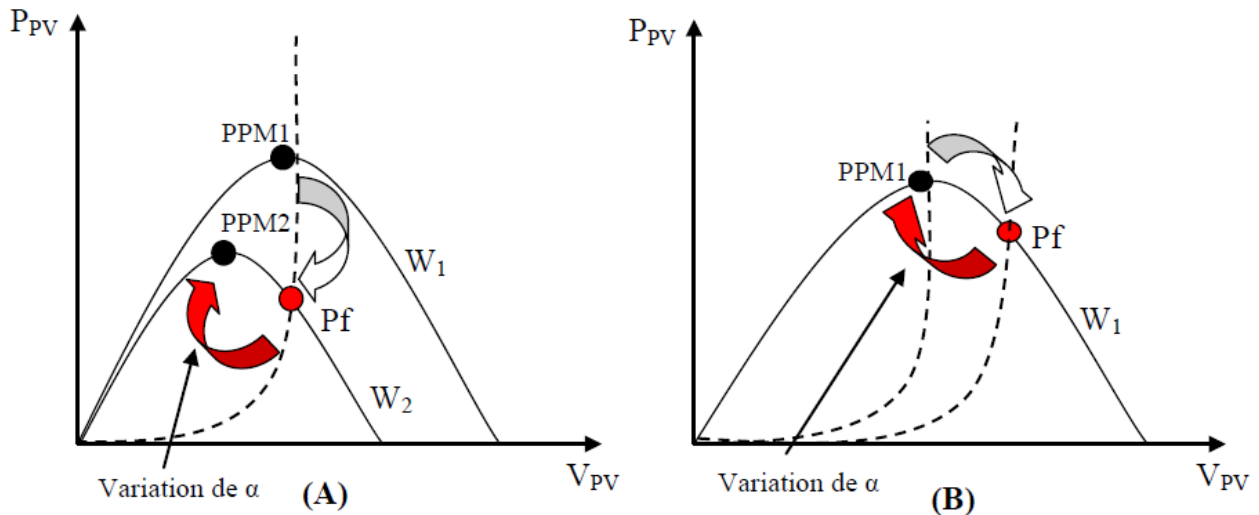


Figure I.21 : Fluctuation du PPM avec l'intensité d'éclairement (A) et la charge R_s (B). Puissance à la sortie du GPV. [3]

La chaîne de puissance ou un générateur photovoltaïque alimente une charge continue en une adaptation avec un convertisseur statique de type hacheur élévateur commandé par une MPPT peut être représentée comme l'indique la figure I.22. La commande MPPT varie le rapport cyclique du hacheur de telle sorte que la puissance fournie par le GPV soit la puissance maximale disponible. L'algorithme MPPT peut être plus ou moins compliqué pour rechercher le MPP, mais en général

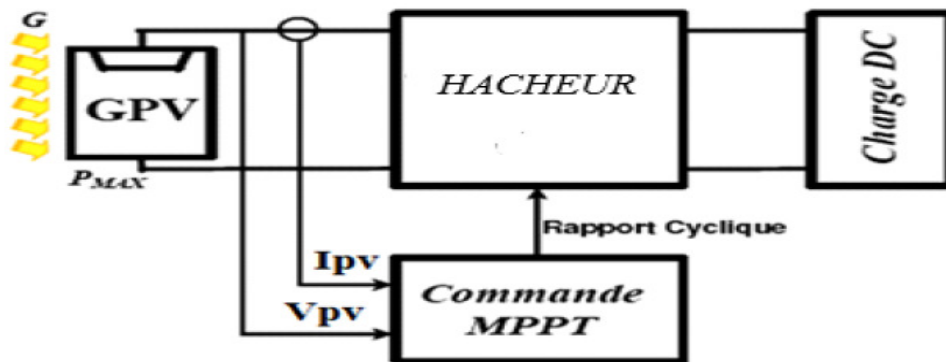


Figure I.22 Chaîne élémentaire de conversion photovoltaïque avec hacheur

I.9.2 Evolution du point d'opération du GPV :

Nous devons chercher le point de puissance maximal, pour cela nous comparons un point de puissance (P_2) mesuré à l'instant (t) avec un point de puissance (P_1) mesuré à l'instant ($t-1$) (figure 1.22). Si $P_1 < P_2$, la dérivée est positive, cela signifie que nous nous rapprochons du PPM, et si la dérivée de la puissance est négative, cela veut dire que nous avons dépassé le PPM.

Ainsi au démarrage du système, la recherche de PPM se fait progressivement, en cherchant le premier maximum. Les commandes MPPT présentant finalement un bon compromis de rendements en statique et dynamique mais aussi de robustesse sont basées sur une continuelle évaluation de la puissance et une comparaison avec l'état à l'instant précédent. Figure 1.23

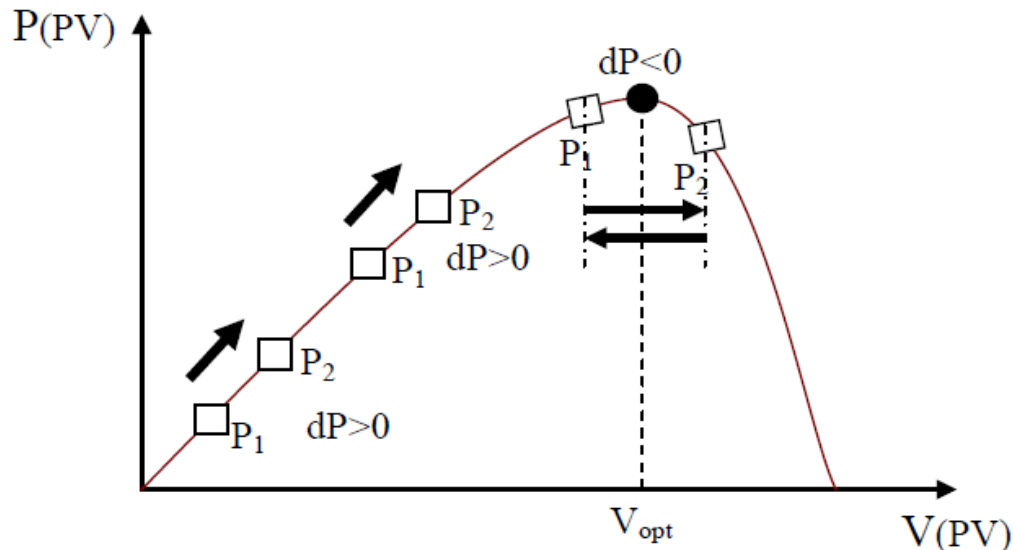


Figure 1.23 : Principe de fonctionnement d'une commande MPPT.

I.10 Différents types de commandes MPPT :

I.10.1 Méthode de perturbation et observation (P&O) :

Cette méthode consiste à perturber l'un des paramètres d'entrées du convertisseur statique (généralement la tension V_{pv}), et d'observer l'impact de ce changement sur la puissance de sortie du système, donc tous les algorithmes qui contiennent une action de commande associée à une action de recherche sont regroupés sous cette dénomination.[14]

I.10.2 Algorithme d'incrémental de l'inductance :

Cette méthode est parmi les solutions proposées pour éviter les problèmes de la méthode P&O, elle consiste à établir une relation qui lie directement la variation de la puissance en fonction de la tension, de cette façon, la recherche du PPM sera établie indépendamment des caractéristiques du panneau solaire et des composants électroniques, ce qui confère à cette méthode une plus grande fiabilité.[12]

I.10.3 Commande avec correcteur PI :

Pour régler la tension d'entrée du convertisseur on a introduit le correcteur proportionnel et intégral (PI), Sa tâche est de réduire l'erreur au minimum entre V_{ref} et la tension mesurée par l'ajustage du rapport cyclique. Le système contrôlé doit être linéaire.[13]

I.10.4 Commande MPPT floue :

Elle est basée sur la théorie de la logique floue , La figure ci-dessous donne la structure de la commande MPPT floue utilisée pour la poursuite de la puissance maximale d'un générateur photovoltaïque.[15]

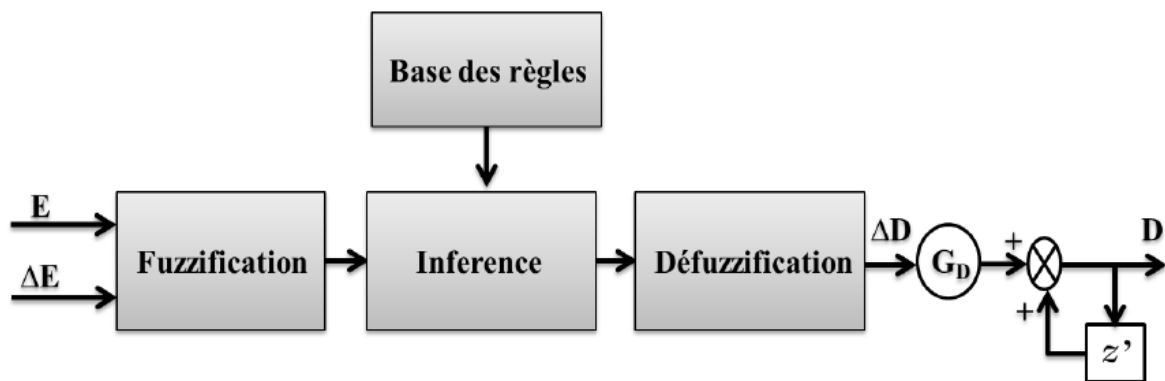


Figure I.24 MPPT floue [17]

I.10.5 Commande MPPT basée sur le réseau de neurone artificiel :

Un neurone est une fonction non linéaire, paramétrée, à valeurs bornées .Chaque neurone artificiel est un processeur élémentaire; Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de neurones amont ou à chacune de ces entrées est associée un poids w , représentatif de la force de la connexion. Chaque processeur élémentaire est doté d'une sortie unique, qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones aval. [12](voir la Figure I.25)

la nouvelle technique qui choisit la poursuite du point de puissance maximale est la méthode neuronale qui consiste en trois étapes, Nous allons l'appliquer pour approximer les sorties qui sont la puissance maximale (P_{max}), le courant et la tension qui correspondent à cette puissance, en fonction des changements d'illuminations et de la température, c'est le suivi de la variation du point de puissance maximale. Où notre système doit pouvoir évoluer, rapidement et efficacement.[3]

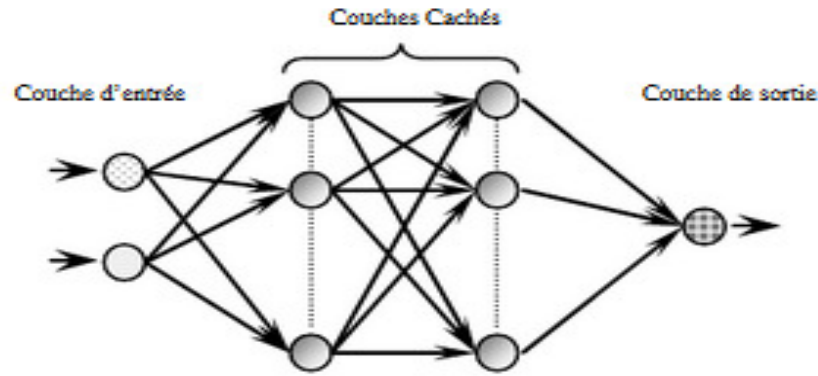


Figure I.25 Exemple de réseau de neurones. [16]

Ce travail s'intéresse à l'étude et comparaison des différentes techniques de poursuite du point de puissance maximale (MPPT) des générateurs photovoltaïques (logique floue, réseaux de neurones artificiel).

I.11 Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons commencé par les types d'énergie renouvelable, et Nous nous sommes concentrés a l'énergie solaire ou photovoltaïque, et la structure physique des cellules PV, et les principes de conversion de l'énergie solaire en énergie électrique.

Dans le chapitre suivant, nous allons étudier, deux types de commandes MPPT: Une méthode appelée MPPT basée sur le technique de logique floue et une méthode de l'intelligence artificielle, basée sur les réseaux de neurones artificiels.

Chapitre II

Commande MPPT

II.1 introduction :

Le suiveur du point de puissance maximale (MPPT : Maximum Power Point Tracker), joue un rôle très important pour l'obtention de la puissance maximale d'un panneau solaire, car il permet d'assurer un fonctionnement optimal d'un système photovoltaïque, quelles que soient les conditions de variations d'ensoleillement et de température.

Dans un système photovoltaïque il est nécessaire de le faire fonctionner à sa puissance maximale c'est pour cela il est impératif d'insérer un étage d'adaptation qui doit être muni d'une commande MPPT, à pour le but d'agir sur le rapport cyclique du convertisseur statique pour atteindre de PPM quel que soit les variations des conditions météorologiques ou de la charge. Nous présenterons dans ce chapitre le fonctionnement à puissance maximale et les deux différents techniques de commandes de la recherche ,qui basées sur l'intelligence artificielles, tel que la logique floue et Réseaux de neurones artificiels (RNA), ces derniers permet de résoudre des problèmes non linéaire et plus compliqué par une façon très rapide puisque sont représentés par des fonctions mathématiques non linéaires. [19]

II.2 Commande MPPT Basée sur l'Approche Floue:

II.2.1 Bref historique :

La logique floue (en anglais : Fuzzy Logic) est une extension de la logique booléenne créée par le professeur Lotfi ZADEH en 1965 en se basant sur sa théorie mathématique des ensembles flous, qui est une généralisation de la théorie des ensembles classiques. En introduisant la notion de degré dans la vérification d'une condition, permettant ainsi à une condition d'être dans un autre état que vrai ou faux, la logique floue confère une flexibilité très appréciable aux raisonnements qui l'utilisent, ce qui rend possible la prise en compte des imprécisions et des incertitudes. [20]

Un des intérêts de la logique floue pour formaliser le raisonnement humain est que les règles sont énoncées en langage naturel.

II.2.2 Utilisation de la logique floue pour la commande :

Dans ce travail nous utilisons la conception des contrôleurs flous (CF) appliqué à la poursuite du point de puissance maximale (commande MPPT floue).

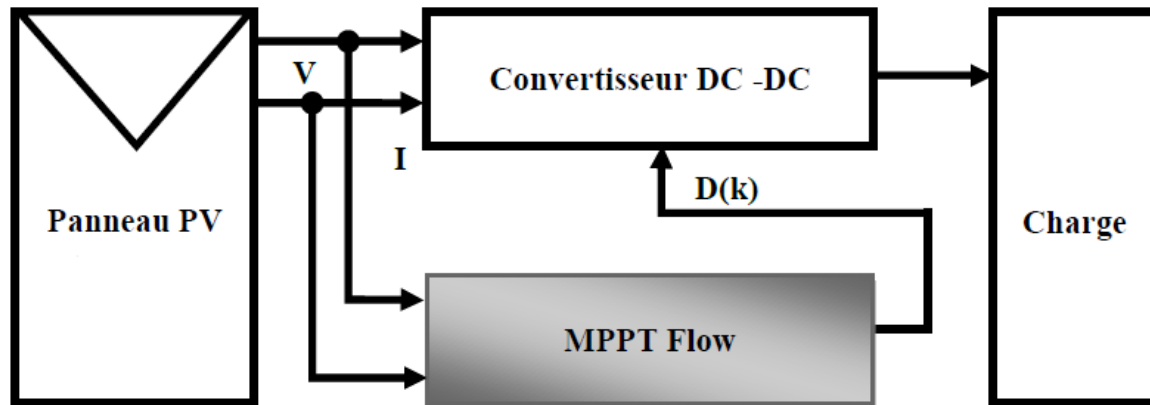


Figure II-1 Approche d'optimisation d'une commande MPPT floue [22]

La logique floue s'affirme comme une technique opérationnelle. Utilisée à côté d'autres techniques de contrôle avancé, elle fait une entrée discrète mais appréciée dans les automatismes de contrôle industriel.

La logique floue est une technique très puissante issue de la théorie des ensembles flous, pour combler la lacune entre la précision de la logique classique et l'imprécision du monde réel. La logique floue est très utile dans des situations où il y a de larges incertitudes et de variations inconnues dans les paramètres et la structure du système, ou bien, lorsque des experts humains sont disponibles pour fournir des descriptions subjectives et qualitatives du comportement du système avec des termes en langage naturel.

La logique floue est bien connue des automaticiens pour ses applications dans le contrôle commande de procédés, appelé alors couramment «contrôle flou».

La figure ci-dessous donne la structure de la commande MPPT floue utilisée pour la poursuite de la puissance maximale d'un générateur photovoltaïque. (**Figure .II-2**)

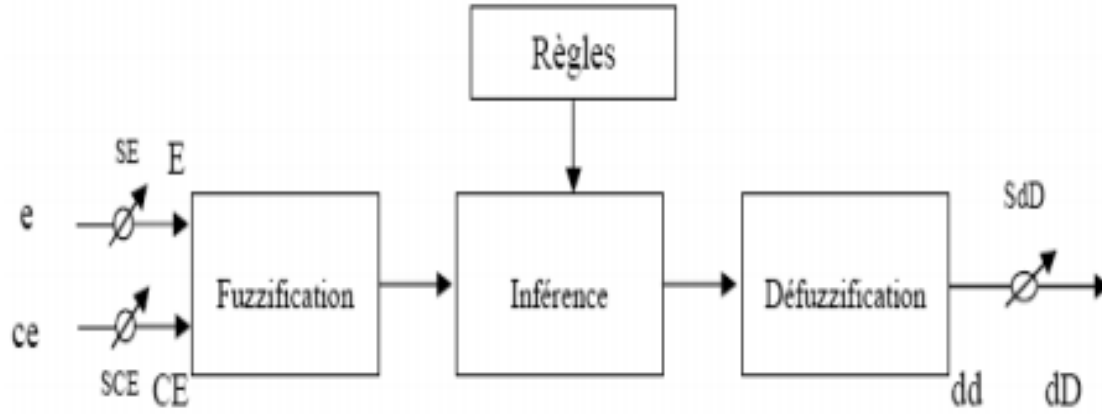


Figure .II-2 MPPT floue

Dans le première type de la commande MPPT floue les entrées du contrôleur sont l'erreur $E(k)$ et la variation de l'erreur $\Delta E(k)$ exprimées par :

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

$$\Delta E(k) = E(k) - E(k-1) \quad \text{II.2}$$

Tel que :

$$P(k) = i(k) \times v(k) \quad \text{II.3}$$

La valeur $\Delta E(k)$, elle exprime le sens de déplacement de ce point. La méthode choisie pour l'inférence, dans notre travail, est celle de Mamdani.

$$D = \frac{\sum_{j=1}^n \mu(D_j) - D_j}{\sum_{j=1}^n \mu(D_j)} \quad \text{II.4}$$

Avec :

- **P_{pv}** et **V_{pv}** sont respectivement la puissance et la tension du générateur photovoltaïque.
- $E(k)$: la première entrée permet de savoir si le point de fonctionnement de la charge est situé à gauche ou à droite du point de puissance maximale de la courbe P-V.
- $\Delta E(k)$: la deuxième entrée montre la direction du point de fonctionnement.
- D : sortie
- $\mu(D_j)$: Fonctions d'appartenance

- ΔD : la sortie du contrôleur flou est qui représente la variation du rapport cyclique du convertisseur DC-DC [15].

II.2.3 Variable linguistique :

La description d'une certaine situation imprécise ou incertaine peut contenir des expressions floue comme : très grand, grand, moyen, petit, ...etc. Ces expressions forment les valeurs d'une variable x , appelée "variable linguistique".

Une variable linguistique est caractérisée par un triplet (x, U, Tx) où x est une variable définie sur l'univers de discours U et $Tx = \{A1, A2, \dots\}$ est un ensemble composé de sous-ensembles flous de U qui caractérise x . On associe souvent à chaque sous ensemble flou de Tx une valeur ou un terme linguistique (étiquette).

La figure (III-2) illustre un exemple de la variable linguistique 'vitesse', l'univers de discours est un ensemble réel de l'intervalle [1000, 3000] et on attribue à cette variable trois sous ensemble : petite, moyenne, grande. Chaque sous ensemble est caractérisé par une fonction d'appartenance $\mu_{\text{petite}}(x)$, $\mu_{\text{moyenne}}(x)$, $\mu_{\text{grande}}(x)$.

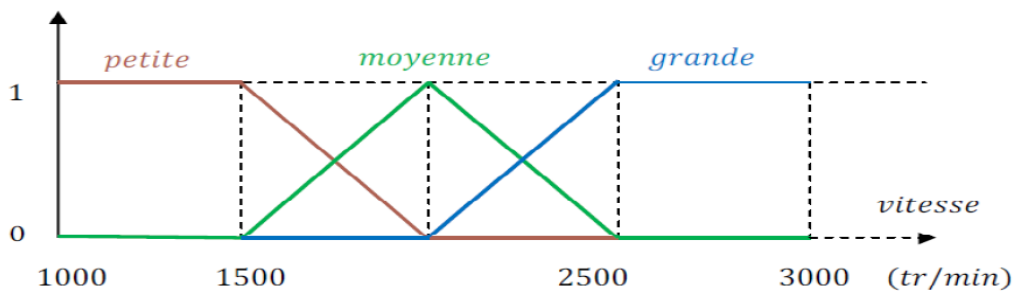


Figure II-3 Exemple d'une variable linguistique 'vitesse'. [23]

II.2.4 Types des Fonctions d'appartenance :

Une définition des variables linguistiques à l'aide des fonctions d'appartenance est nécessaire dans le but de traiter des déductions floues par ordinateur. Dans ce contexte, il est attribué à chaque valeur de la variable linguistique une fonction d'appartenance. [16]

II.2.4.1 Fonction triangulaire :

Elle est définie par trois paramètres $\{a, b, c\}$ Figure II-4-a

$$\mu(x) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b}\right), 0\right)$$

II.5

II.2.4.2 Fonction trapézoïdale :

Elle est définie par trois paramètres {a, b, c, d} **Figure II-4-b**

$$\mu(x) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c}\right), 0\right) \quad \text{II.6}$$

II.2.4.3 Fonction Gaussienne:

Elle est définie par deux paramètres {a, x₀} **Figure II-4-d**

$$\mu(x) = \exp\left(-\frac{(x-x_0)^2}{2a}\right) \quad \text{II.7}$$

II.2.4.4 Fonction Cloche:

Elle est définie par deux paramètres {a, x₀} **Figure II-4-c**

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x-x_0}{a}\right)^2} \quad \text{II.8}$$

II.2.4.5 Fonction Sigmoidale :

Elle est définie par deux paramètres {a, c} **Figure II-4-e**

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \exp(a(x-c))} \quad \text{II.9}$$

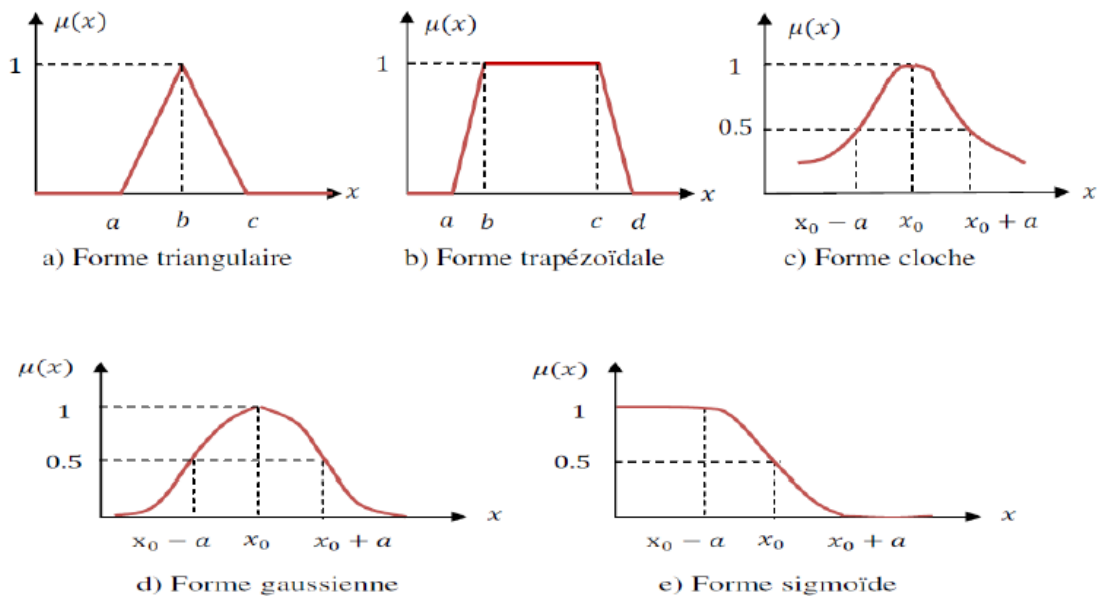


Figure II-4 Formes usuelles des fonctions d'appartenance

II.2.5 Opérateurs de la logique floue :

II.2.5.1 Opérateur ET (Intersection floue) :

L'opérateur ET correspond à l'intersection de deux ensembles A et B. Dans le cas de la logique floue, l'opérateur ET est réalisé dans la plupart des cas par la fonction du minimum, qui est appliquée aux fonctions d'appartenance $\mu_A(x)$ et $\mu_B(x)$ des ensembles A et B (voir figure II-5) :

$$\mu_{A \cap B}(x) = \min\{\mu_A(x), \mu_B(x)\} \quad \forall x \in U \quad \text{II.10}$$

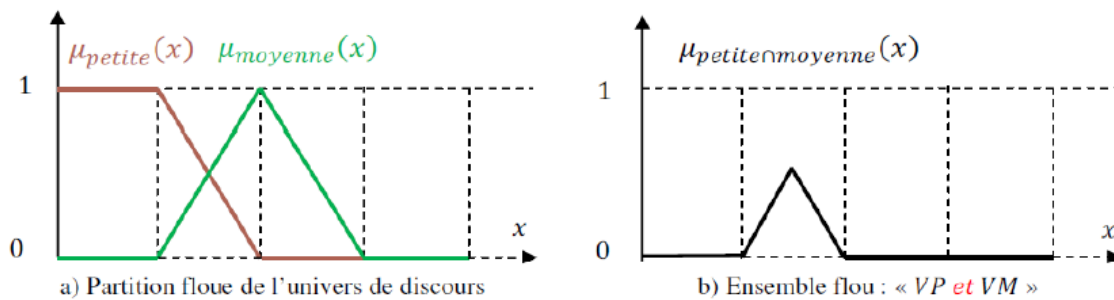


Figure (II-5) : Intersection des sous-ensembles flous « petite » est « moyenne » de la variable linguistique 'vitesse'. [18]

II.2.5.2 Opérateurs OU (Union floue) :

L'opérateur OU correspond à l'union de deux ensembles A et B. Dans le cas de la logique floue, l'opérateur OU souvent par la fonction du maximum, qui est appliquée aux fonctions d'appartenance $\mu_A(x)$ et $\mu_B(x)$ des ensembles A et B (voir figure II-6) :

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max\{\mu_A(x), \mu_B(x)\} \quad \forall x \in U \quad \text{II.11}$$

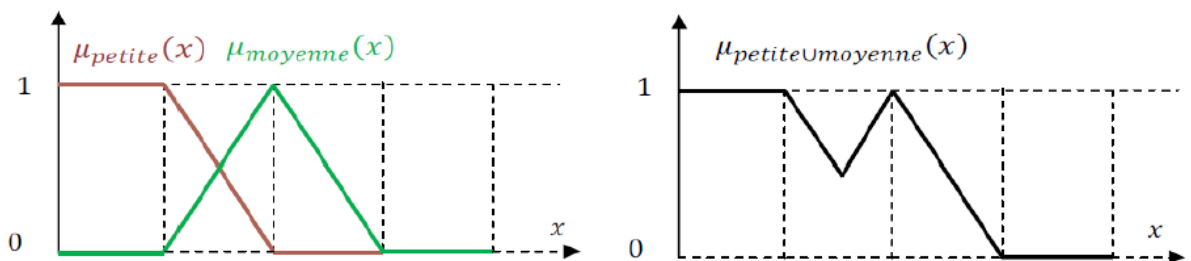


Figure (II-6) : Union des sous-ensembles flous « petite » est « moyenne » de la variable linguistique 'vitesse'. [18]

II.2.5.3 Opérateur NON (complément) :

On définit la fonction d'appartenance pour l'ensemble flou par : A

$$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x)$$

II.12

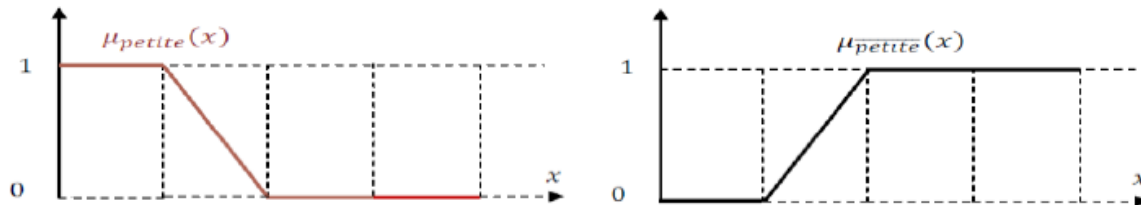


Figure (II-7) : Illustration de l'opération NON. [18]

II.2.6 Principe de la commande à logique floue :

Récemment, la commande par logique floue a été utilisée dans les systèmes de poursuite du point maximum de puissance MPPT, cette commande offre l'avantage d'être une commande robuste et relativement simple à élaborer et elle ne nécessite pas la connaissance exacte du modèle à réguler. En général, la commande logique floue comprend donc quatre blocs communément : **Figure (II-8)**

- Une interface de fuzzification à l'entrée.
- Une base de règles.
- Un mécanisme d'inférence.
- Une interface de défuzzification à la sortie.

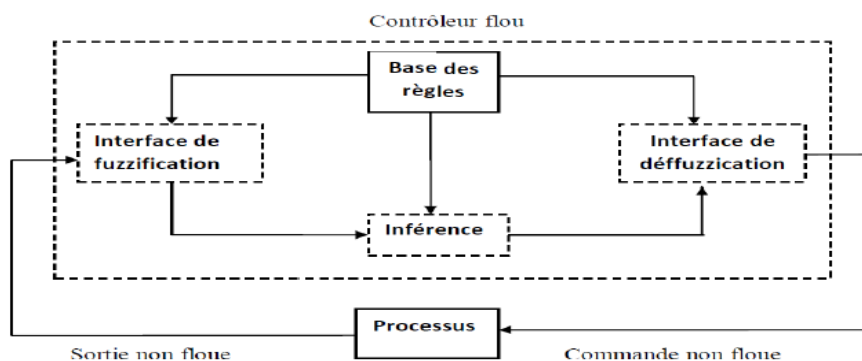


Figure (II-8) : Configuration générale d'un système flou. [18]

II.2.6.1 Fuzzification :

L'opération de fuzzification permet d'assurer le passage des grandeurs physiques à l'entrée du régulateur flou en variables linguistiques qui peuvent être traitées par le mécanisme d'inférence. Durant la fuzzification, les variables d'entrées numériques sont converties en variable linguistique pouvant prendre les cinq valeurs suivantes : [24]

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

Les figures suivant les fonctions d'appartenances des cinq sous-ensembles flous des variables d'entrées ainsi que la variable de sortie.

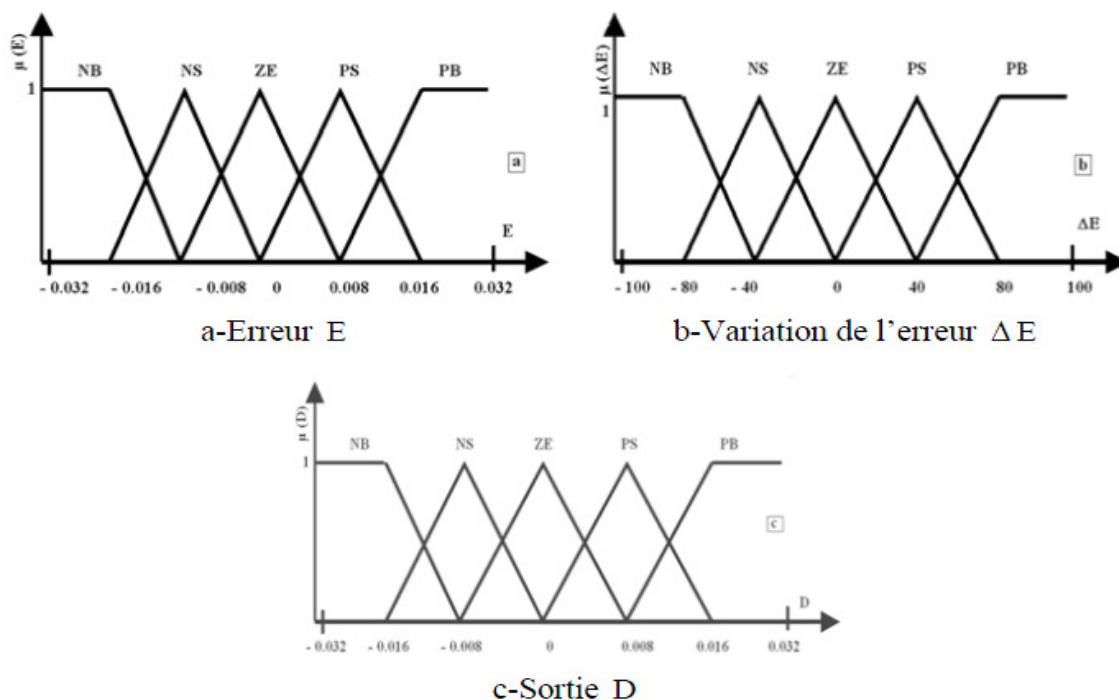


Figure (II-9) : Fonction d'appartenance des variables d'entrées et sortie

II.2.6.2 Base de règles :

Une règle floue peut être définie comme étant l'ensemble d'implications. Elle exprime le lien entre les variables linguistiques d'entrée et celles de la sortie. La forme typique d'une règle floue est :

Si <Conditions liées par des opérateurs flous> **Alors** <Action >

On peut écrire les règles d'inférence sous forme d'une matrice appelée **Matrice d'inférence**.

$E \downarrow \Delta E \rightarrow$	NB	BS	ZE	PS	PB
NB	ZE	ZE	PB	PB	PB
NS	ZE	ZE	PS	PS	PS
ZE	PS	ZE	ZE	ZE	NS
PS	NS	NS	NS	ZE	ZE
PB	NB	NB	NB	ZE	ZE

Figure (II-10) :Matrice d'inférence

II.2.6.3 Mécanisme d'inférence:

Consiste à calculer les valeurs de vérité des différentes règles et à associer à chacune d'elle une valeur de sortie qui dépend de sa partie conclusion.

Pour le réglage par logique floue, on utilise en général, une des méthodes suivantes:[24]

- Méthode d'inférence Max-Min (Méthode de Mamdani).
- Méthode d'inférence Max-Produit (Méthode de Larsen).
- Méthode d'inférence Somme-Produit (Sugeno).

II.2.6.4 Defuzzification :

Cette étape sert à convertir la conclusion résultante du le mécanisme d'inférence en une variable physique applicable sur le système à commander. Plusieurs méthodes ont été proposées, parmi elles on distingue :

a)- Méthode du maximum : La méthode la plus simple et la plus approximative. La sortie correspond à l'abscisse du maximum de la fonction d'appartenance résultante. [24]

b)- Méthode de la moyenne des maxima : Elle permet de considérer la moyenne des abscisses des maximums de la fonction résultante. [24]

c)- Méthode du centre de gravité : c'est la méthode la plus utilisée. Son principe est l'extraction barycentrique de la commande, qui consiste à faire la moyenne des valeurs du référentiel pondérées par leurs degrés d'appartenance. [24]

II.3 Commande MPPT Basée sur les réseaux de neurones artificiels:

II.3.1 Bref historique :

L'idée des réseaux de neurones vient originalement de la modélisation biophysique du cerveau, cette modélisation tente d'expliquer la bio physiologie du cerveau et ses fonctionnalités. Le but de la recherche sur les réseaux de neurones n'est pas de créer des machines qui traitent l'information plus rapidement que les calculateurs traditionnels, mais c'est de créer des machines qui se montrent supérieurs dans les domaines où le cerveau humain dépasse les calculateurs.

Historiquement, les réseaux de neurones artificiels (ou *Artificial Neural Network* en anglais) sont apparus avec la description d'un modèle de neurone par Mc.Cullochet Pitts en 1943, et d'une règle d'apprentissage par Hebb en 1950, la recherche dans le domaine des réseaux de neurones est centrée sur les architectures selon lesquelles les neurones sont combinés et les méthodologies par lesquelles les poids des interconnexions sont calculés ou ajustés. Mais en 1969, Minsky et Papert publièrent un livre pour montrer que le type de réseau élaboré à l'époque était limité. Heureusement, des progrès ont pu être réalisés par la suite. Ces recherches sur les "réseaux de neurones artificiels" ont maintenant beaucoup progressées.

Actuellement, les études des circuits neuronaux sont en pleine expansion, et le domaine des réseaux de neurones est prêt à prendre la relève. [25]

II.3.2 Le Système Nerveux :

Le cerveau humain, est le meilleur modèle de machine, polyvalente incroyablement rapide et surtout douée d'une incomparable capacité d'auto-organisation. Son comportement est beaucoup plus mystérieux que le comportement de ses cellules de base. Il est constitué d'un grand nombre d'unités biologiques élémentaires (environ 1012 neurones), chacune reçoit et envoie des informations (1000 à 10000 synapse par neurone). [26]

Les cellules nerveuses appelées " neurones ", sont les éléments de base du système nerveux central. Elles sont constituées de trois parties essentielles : le corps cellulaire, les dendrites et l'axone (Figure II.11).

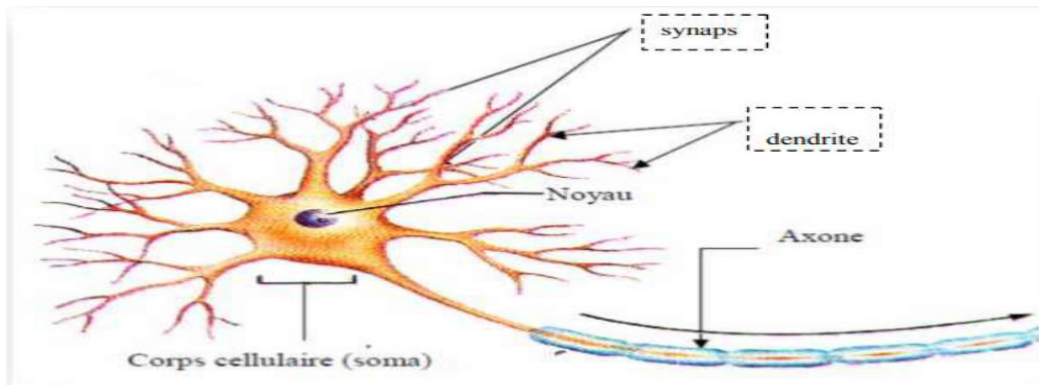


Figure II.11 Neurone biologique. [26]

II.3.3 Modèle Biologique du Neurone :

Le cerveau humain est constitué d'un grand nombre de neurones, d'unités biologiques élémentaires, extrêmement interconnectés. Chacun reçoit et envoie des informations à plusieurs milliers de ses congénères. Le neurone biologique, qui est la cellule de base du système nerveux central, est constitué de trois parties essentielles (Figure II.11). [26]

- **Le corps cellulaire (ou soma) :** C'est un corps cellulaire, de 20 μm de diamètre et de forme variable. Il contient le noyau du neurone qui effectue la transformation biologique nécessaire à la synthèse des enzymes et d'autres molécules qui assure la vie du neurone.
- **Les dendrites :** Chaque neurone possède une "chevelure" de dendrites qui entourent le corps cellulaire. Celles-ci se ramifient, pour former une espèce d'arborescence autour du corps cellulaire.
- **L'axone :** Est la fibre nerveuse qui sert à transporter les signaux émis par le neurone. Les connexions entre les neurones se font dans des endroits appelés
- **synapses** où ils sont séparés par un espace synaptique d'ordre de centième de micron.

II.3.4 Le Neurone Formel :

Un neurone formel (artificiel) ou simplement neurone est un élément de traitement de l'information. Il réalise une fonction algébrique non linéaire, bornée. Sa valeur dépend des paramètres appelés coefficients synaptiques ou poids des connexions. Les variables de cette fonction sont, habituellement, appelées "entrées" du neurone. La valeur de la fonction est appelée sa "sortie". Son modèle est schématisé par la figure II.12. Il est caractérisé par une somme pondérée des entrées (x_k, w_{ik}) .

Elle remplace l'intégration spatio-temporelle du neurone biologique, qui est difficile à intégrer dans un modèle simplifié. Le résultat obtenu représente l'activité du neurone notée net_i .

L'application d'une fonction discriminante dite d'activation, $\varphi (net_i)$, favorise la limitation de l'amplitude de la sortie du neurone y_{ri} . Mathématiquement, ce modèle est décrit par l'équation [27]:

$$net_i = \sum_{j=1}^n W_{ij} x_j + w_{in+1} \quad et \quad y_{ri} = \varphi (net_i) \quad \text{II.13}$$

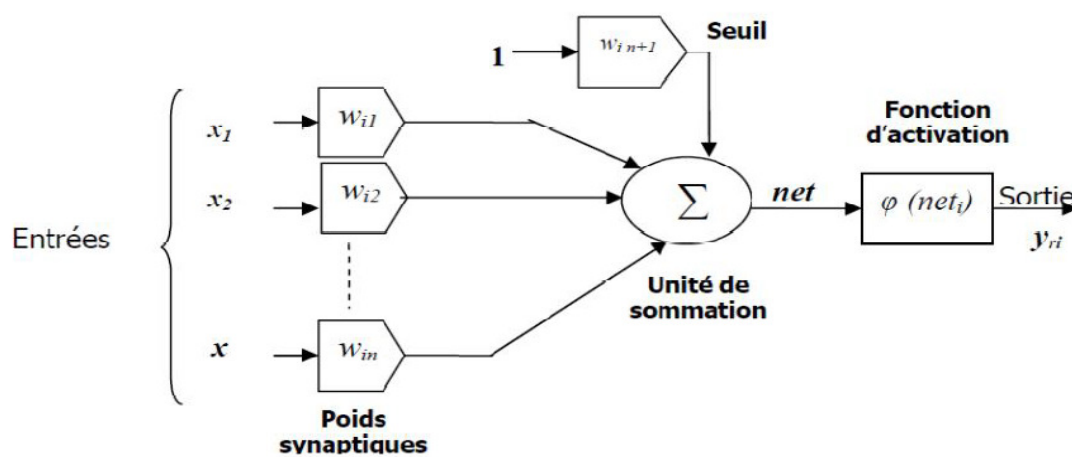


Figure II.12 Neurone formel [27]

Les fonctions d'activations les plus utilisées sont présentées dans la figure II.13

Nom de la fonction	Relation entrée/sortie	Forme
seuil	$a = \begin{cases} 0 & \text{si } n < 0 \\ 1 & \text{si } n \geq 0 \end{cases}$	
seuil symétrique	$a = \begin{cases} -1 & \text{si } n < 0 \\ 1 & \text{si } n \geq 0 \end{cases}$	
linéaire	$a = n$	
linéaire saturée	$a = \begin{cases} 0 & \text{si } n < 0 \\ n & \text{si } 0 \leq n \leq 1 \\ 1 & \text{si } n > 1 \end{cases}$	
linéaire saturée symétrique	$a = \begin{cases} -1 & \text{si } n < -1 \\ n & \text{si } -1 \leq n \leq 1 \\ 1 & \text{si } n > 1 \end{cases}$	
linéaire positive	$a = \begin{cases} 0 & \text{si } n < 0 \\ n & \text{si } n \geq 0 \end{cases}$	
sigmoïde	$a = \frac{1}{1 + e^{-n}}$	
tangente hyperbolique	$a = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$	
compétitive	$a = \begin{cases} 1 & \text{si } n \text{ maximum} \\ 0 & \text{autrement} \end{cases}$	

Figure II.13 Fonctions d'activations les plus utilisées. [27]

Considérons un neurone quelconque. Il reçoit des neurones en amont un certain nombre de valeurs via ses connexions synaptiques, et il produit une certaine valeur en utilisant une fonction de combinaison. Cette fonction peut donc être formalisée comme étant une fonction vecteur-à-scalaire, notamment.

- Les réseaux de type MLP (multi-layer perceptron) calculent une combinaison linéaire des entrées, c'est-à-dire que la fonction de combinaison renvoie le produit scalaire entre le vecteur des entrées et le vecteur des poids synaptiques.
- Les réseaux de type RBF (radial basis function) calculent la distance entre les entrées, c'est-à-dire que la fonction de combinaison renvoie la norme euclidienne du vecteur issu de la différence vectorielle entre les vecteurs d'entrées.

II.3.5 Les types réseaux de neurone artificiel :

II.3.5.1 Réseau Multicouche :

Les neurones sont arrangés par couche. Il n'y a pas de connexion entre neurones d'une même couche et les connexions ne se font qu'avec les neurones des couches avalées. Habituellement, chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante et celle-ci seulement. Ceci nous permet d'introduire la notion de sens de parcours de l'information (de l'activation) au sein d'un réseau et donc définir les concepts de neurone d'entrée, neurone de sortie. Par extension, 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 appelées couches cachées. [28]

II.3.5.2 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 des neurones de la couche avalée. Les connexions sont donc moins nombreuses que dans le cas d'un réseau multicouche classique.[28]

II.3.5.3 Réseau à Connexions Récurrentes :

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.[28]

II.3.5.4 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).[28]

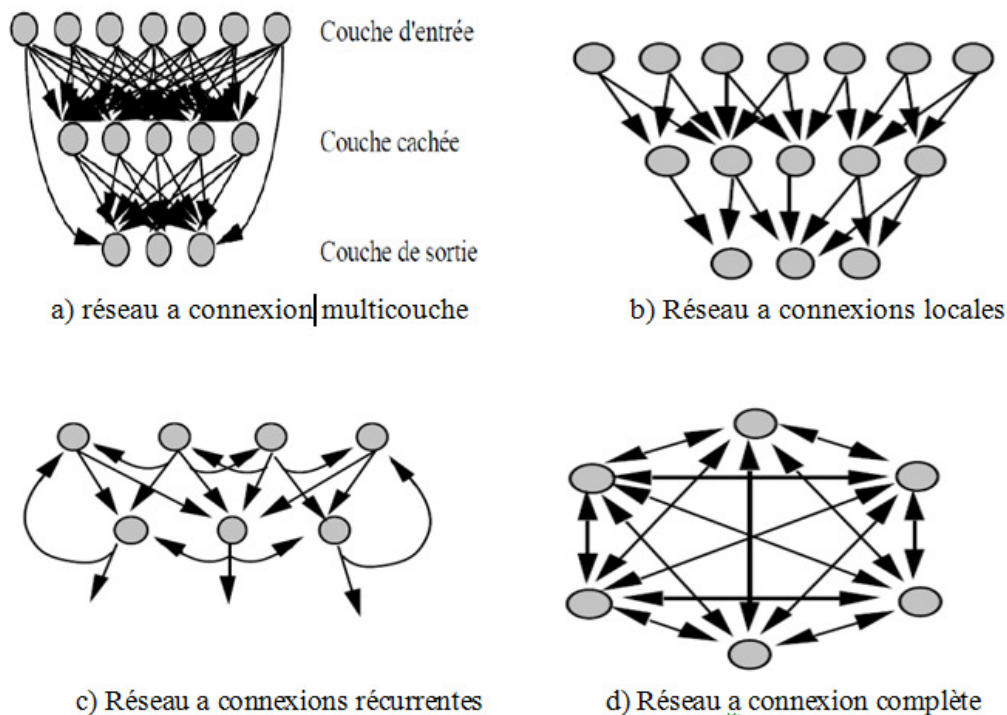


Figure II.14 Les différentes formes de connexions de réseau de neurone

II.3.6 Apprentissage des réseaux de neurones: [29]

La propriété la plus importante pour un réseau de neurones, est sûrement sa capacité d'apprendre de son environnement, d'améliorer sa performance à travers un processus d'apprentissage.

L'apprentissage est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle les valeurs des poids synaptiques du réseau sont ajustées pour remplir au mieux la tâche à laquelle le réseau est destiné. On peut distinguer trois types d'apprentissage:

- * L'apprentissage supervisé.
- * L'apprentissage non supervisé.
- * L'apprentissage par renforcement. [29]

II.3.6.1 Apprentissage supervisé :

Pour ce type d'apprentissage, nous présentons simultanément au réseau, des entrées avec les sorties désirées correspondantes, de façon à pouvoir calculer les différences entre les sorties actuelles et les sorties désirées.

Un apprentissage est dit supervisé lorsqu'on force le réseau à converger vers un état final précis, en même temps qu'on lui présente un motif. L'apprentissage supervisé est illustré d'une manière conceptuelle par la figure II.15.

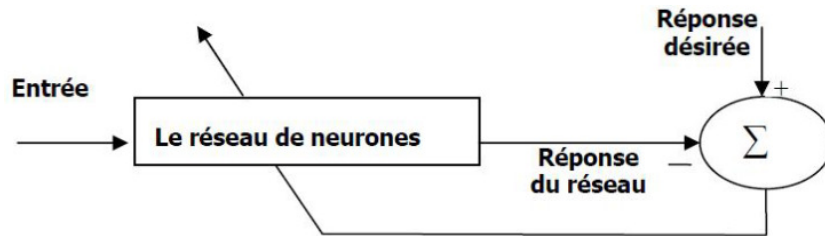


Figure II.15 : Principe de l'apprentissage supervisé

II.3.6.2 Apprentissage non supervisé :

Pour ce type d'apprentissage, l'adaptation des poids n'est pas basée sur la comparaison avec une certaine sortie désirée. Dans ce cas, le réseau organise lui-même les entrées qui lui sont présentées de façon à optimiser un critère de performances donné figure II.16

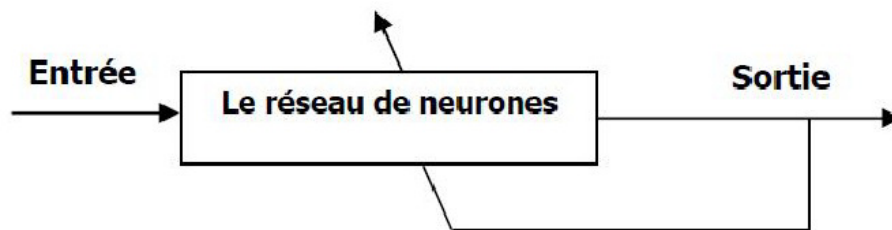


Figure II.16 Apprentissage non supervisé

II.3.6.3 Apprentissage par renforcement :

L'apprentissage par renforcement est utile quand une information de retour sur la qualité de la performance est fournie. Mais la conduite souhaitée du réseau n'est pas complètement spécifiée par le professeur.

II.3.7 Les règles d'apprentissages :

D'une façon générale, l'apprentissage se traduit par une modification dans la valeur des poids reliant les neurones du réseau. Chaque poids w_{ij} reliant un neurone i à un autre neurone j à l'itération (r) est modifié selon l'équation générale suivante :

$$w_{ij}(r) = w_{ij}(r-1) + \Delta w_{ij}(r-1) \quad \text{II.14}$$

Où : $w_{ij}(r)$ et $w_{ij}(r-1)$ sont respectivement les valeurs de ce poids à la $r^{\text{ème}}$ et la $(r-1)^{\text{ème}}$ itération et $\Delta w_{ij}(r-1)$ est le changement correspondant [30].

Les règles de base d'apprentissage des réseaux de neurones sont les suivantes :

II.3.7.1 La règle d'apprentissage de Hebb (1949) :

La règle de Hebb est une règle d'apprentissage supervisé basée sur le renforcement des connexions entre neurones. Son principe est le suivant : si deux neurones d'une part et d'autre d'une synapse sont activés de façon synchrone et répétée, la connexion synaptique sera alors renforcée. la règle d'apprentissage est donnée par [30] :

$$w_{i,j}(t+1) = w_{i,j}(t) + \eta \cdot x_i(t) \cdot y_j(t) \quad \text{II.15}$$

- $w_{i,j}(t)$ est le poids synaptique de la connexion entre le neurone j et le neurone i à l'instant t
- η est le taux d'apprentissage ou pas d'apprentissage. Sa valeur est entre 0 et 1 et on le fait souvent varier au cours de l'apprentissage.
- Si on initialise les poids à 0 et le pas d'apprentissage à 1, après k exemples d'apprentissage on obtient : $w_{ij} = \sum_k x_{i,k} \cdot y_{j,k}$

II.3.7.2 La Règle d'apprentissage de perceptron 1958 :

La règle d'apprentissage du perceptron (Rosenblatt) est caractérisée par :

- La règle est applicable aux neurones de type signe.
- Le signal d'apprentissage est la différence entre l'actuelle et la réponse désirée.
- La nécessité d'un signal désirée implique un apprentissage supervisé.

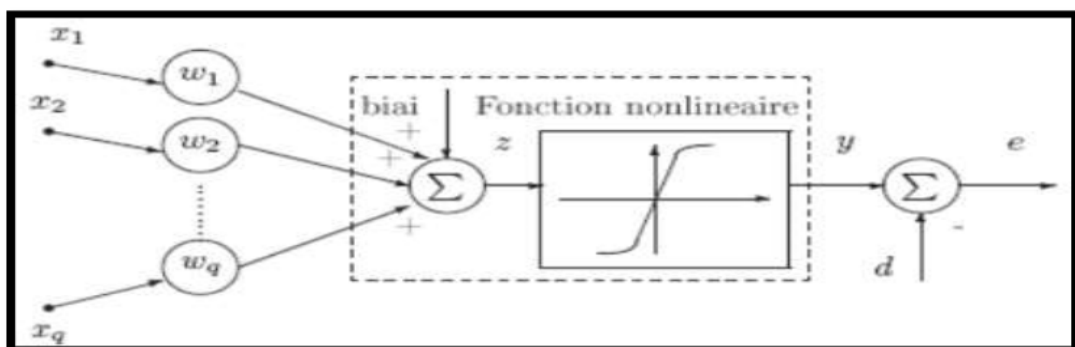


Figure II.17 :schéma bloc d'un neurone avec apprentissage supervisé

L'algorithme de perceptron :

Soit le perceptron, avec le signal d'apprentissage $\mathbf{d}$:

$$e = d - y, y = \text{sgn}(W^T x) \quad \text{II.16}$$

$$\Delta W = \mu e x = \mu [d - \text{sgn}(W^T x)] x \quad \text{II.17}$$

II.3.7.3 Algorithme de retro Propagation du Gradient :

La rétro propagation est actuellement l'algorithme le plus utilisé pour l'entraînement des réseaux de neurones. C'est une technique de calcul des dérivées composées. Mathématiquement, cette méthode est basée sur l'algorithme de la descente du gradient.

La rétro-propagation du gradient consiste à propager « à l'envers » (de la couche de sortie vers la couche d'entrée) l'erreur obtenue sur les exemples de la base d'apprentissage. On utilise pour cela l'erreur quadratique (le carré de la différence entre ce qu'on obtient et ce qu'on désire). [31]

Soit un réseau multicouche défini par :

- Une couche d'entrée à m cellules d'entrées $x_i = e_i$ (Il ne s'agit pas de neurones, ces cellules présentent simplement les entrées e_i au réseau).
- Une couche de sortie à p neurones d'activation Z_k
- Une couche cachée à n neurones d'activation y_j
- $n * m$ connexions entre la couche d'entrée et la couche cachée, chacune pondérée par v_{ij}
- $n * p$ connexions entre la couche cachée et la couche de sortie, chacune pondérée par w_{jk} .

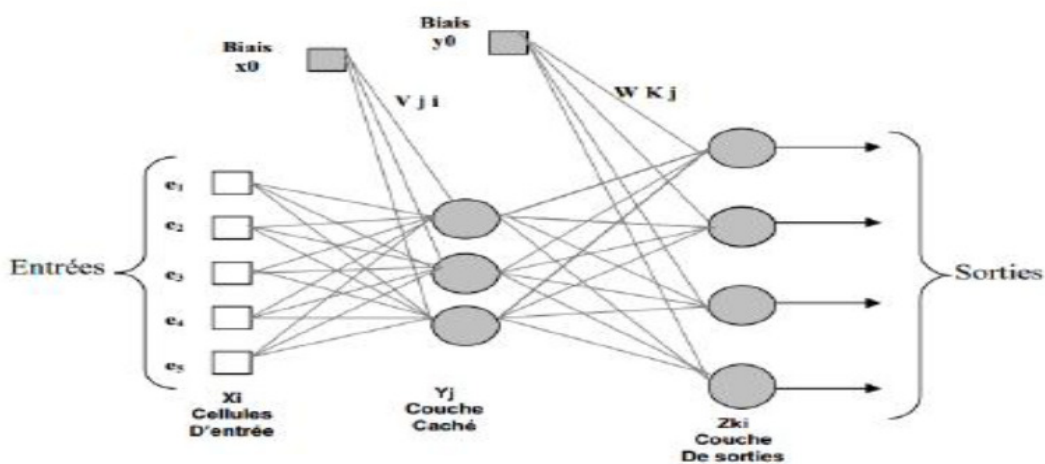


figure (II.18) Exemple de réseau MLP à une couche cachée avec 5 entrées, 3 neurones dans la couche cachée, et quatre 4 sorties .[32]

Les étapes de retro Propagation :

- ETAPE 1: Initialisation au hasard ou aléatoire des poids des connexions et v_{ij} et w_{jk}
- ETAPE 2: Propagation des entrées $x_i = e_i$.

On propage vers la couche cachée :

$$y_j = f \left(\sum_{i=1}^m x_i v_{ij} + x_0 \right) \quad \text{II.18}$$

Puis de la couche cachée vers la couche de sortie :

$$E_k = Z_k (1 - Z_k) (S_k - Z_k) \quad \text{II.19}$$

Les valeurs x_0 et y_0 sont des biais, f est la fonction d'activation qu'on a choisie où on a défini notre réseau MLP.

- ETAPE 3: Rétro-propagation de l'erreur pour chaque neurone de la couche de sortie ,on calcule l'erreur, c'est-à-dire la différence entre la sortie désirée S_k et la sortie réelle(obtenue) Z_k

$$z_k = f \left(\sum_{j=1}^n y_j w_{kj} + y_0 \right) \quad \text{II.20}$$

On propage cette erreur sur la couche cachée ; l'erreur de chaque neurone de la couche cachée est donnée par :

$$F_j = y_j (1 - y_j) \sum_{k=1}^p w_{kj} E_k \quad \text{II.21}$$

- ETAPE 4: Correction des poids des connexions : Il reste maintenant la modification des poids des connexions et aussi les biais.

- Entre la couche d'entrée et la couche cachée :

$$\begin{cases} \Delta v_{ji} = \eta \cdot y_j \cdot F_j \\ \Delta x = \eta \cdot F_j \end{cases} \quad \text{II.22}$$

- ✓ Entre la couche cachée et la couche de sortie
- ✓ η Etant un paramètre qu'il reste à déterminer.
- ✓ BOUCLER à l'étape 2 jusqu'à un critère d'arrêt à définir.

II.3.8 Avantages et inconvénient des réseaux neurone : [33]

II.3.8.1 Les avantages :

- ✓ Calcul des valeurs à envoyer aux effecteurs directement à partir des valeurs des capteurs
- ✓ Approximateurs universels : capables de générer n'importe quel type de fonction
- ✓ Systèmes dynamiques : capables de générer des comportements rythmiques, même en l'absence de stimulation externe
- ✓ Capables de gérer des mémoires élémentaires

II.3.8.2 Les inconvénient:

- ❖ Limité à des comportements "simples"
- ❖ Difficultés d'analyse des résultats.
- ❖ Espace de recherche très vaste...

II.4 Conclusion :

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

La robustesse des réseaux de neurones réside dans la possibilité de prédire la sortie du réseau même si la relation avec l'entrée n'est pas linéaire voire inconnue.

Chapitre III

Etude et Modélisation d'un Système Photovoltaïque autonome

III.1 Introduction :

Un système photovoltaïque se compose de plusieurs éléments interconnectés destinés à réaliser une tâche bien déterminée, qui peut être fournir de l'électricité au réseau public de distribution, pomper de l'eau d'un puits, alimenter une petite calculatrice ou l'une des nombreuses utilisations possibles de l'électricité solaire .il est généralement constitué d'un module photovoltaïque, d'un régulateur, d'une batterie, d'un récepteur « courant continu » et d'un onduleur si il existe un récepteur « courant alternatif ». La figure suivante décrit le système qui nous sera utilisé dans notre travail.

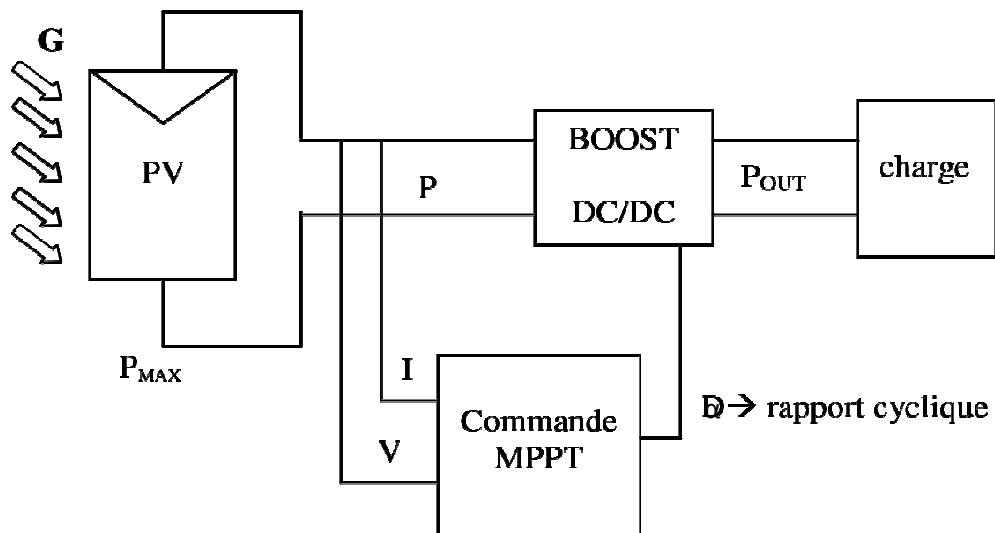


Figure III.1 Chaîne de conversion d'énergie solaire comprenant un panneau photovoltaïque, un convertisseur BOOST, une commande MPPT et une charge.

III .2Modèle de rayonnement solaire

III.2.1 Rayonnement solaire sur un plan horizontal :

Au niveau du sol le rayonnement global reçu par une surface plane d'inclinaison quelconque est constitué de trois composantes principales :

a) *Rayonnement direct* :

Flux solaire sous forme de rayons parallèles provenant de disque soleil sans avoir été dispersé par l'atmosphère. Après des mesures pour des heures (i) nous avons l'équation statique pour le rayonnement direct.

$$S_H(t) = 1369 \cdot C(j) \cdot \sin[h(i) \cdot \exp(\frac{-T_L}{0.9 \cdot 9.41 \cdot M(i)})] \quad \text{III.1}$$

Avec :

S_H : Flux direct horizontal.

$C(j)$: La correction de la distance terre soleil.

$h(i)$: Hauteur du soleil.

T_L : Facteur de trouble.

$M(i)$: Nombre d'aire masse.

b) Rayonnement diffus :

C'est la partie du rayonnement provenant du soleil, ayant subimultiples réflexions (dispersions), dans l'atmosphère. Pour un observateur le rayonnement diffus (D) par l'heure i est statistiquement donné par.

$$D_H(i) = \frac{1367}{3} \cdot C(j) - \sin[h(i) - 2] \cdot \exp[-0.5 \cdot \log^2(\frac{T_c}{22 \cdot M(i)^{-0.65}})] \quad \text{III.2}$$

c) Rayonnement réfléchi :

C'est la partie de l'éclairement solaire réfléchi par le sol, ce rayonnement dépend directement de la nature du sol (nuage, sable...). Il se caractérise par un coefficient propre de la nature de lien appelé Albédo (ξ) : $0 \leq \xi \leq 1$

d) Rayonnement global (Φ_G) :

un plan reçoit de la part du sol un rayonnement global qui est le résultat de la superposition des trois compositions direct, diffus et réfléchi .

$$\Phi_G = S + D + R \quad \text{III.3}$$

III.3 La modélisation du champ photovoltaïque :

III -3-1 la modélisation d'une cellule solaire :

a- Cas idéal :

L'équation caractéristique d'une cellule solaire idéale est de la forme [44]:

$$I = I_{cc} - I_G = I_{cc} - I_0(e^{\frac{qV}{kT}} - 1) \quad \text{III.4}$$

Le circuit électrique équivalent correspondant à une cellule solaire est :

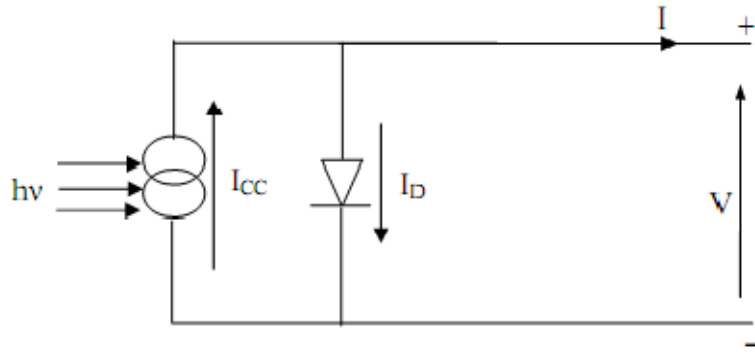


Fig. (III - 2) : Cellule solaire idéale

I, V : Courant et tension fournis par la cellule.

I_D : Courant de diode donnée par [45] :

$$I_D = I_0(e^{\frac{qV}{kT}} - 1)$$

III.5

b- Cas réel :

La figure suivante (figure III-3) représente le modèle électrique d'une cellule solaire qui consiste en une source de courant idéale, branchée avec une ou deux diodes en parallèle et une résistance série R_s . la première diode D_1 décrit les propriétés de semi conducteur de la cellule et la seconde D_2 modélise le phénomène de recombinaison des porteurs de charge. Le modèle à une diode (empirique) est actuellement le plus utilisé en raison de sa simplicité. Il permet d'exprimer l'intensité d'un module PV en fonction de la tension à ses bornes et des conditions climatiques (ensoleillement et température ambiante) [46].

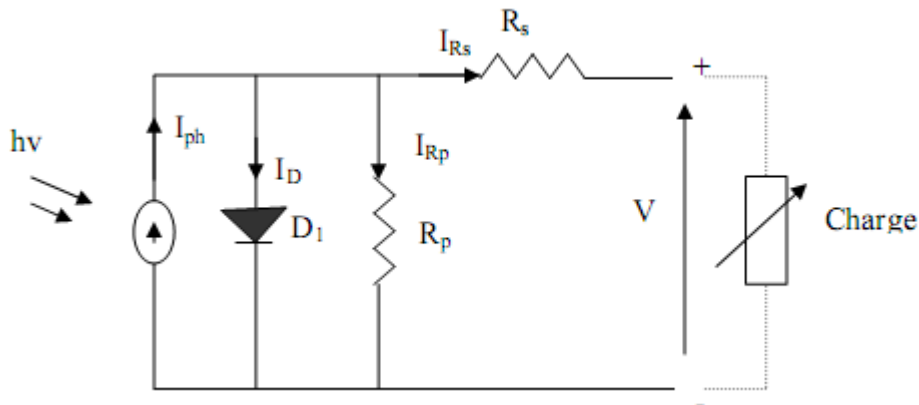


Fig. (III - 3) : Schéma électrique équivalent d'une cellule PV.

Le courant fourni par la cellule est donné par la relation [47]:

$$I = I_{ph} - I_0 \left[e^{C_1(V + R_s I)} - 1 \right] - \frac{V + I R_s}{R_p}$$

III.6

Avec :

$$C_1 = \frac{q}{A.K.T_c}$$

A : le facteur d'idéalité de la jonction ($1 < A < 3$).

I_{ph} : photocourant créé par la cellule (proportionnel au rayonnement incident).

I_0 : courant de diode, représente le courant de fuite interne à une cellule causée par la jonction p - n de la cellule.

R_{sh} : résistances shunt représente les fuites autour de la jonction p-n dues aux impuretés et sur les coins de cellule.

R_s : résistance série symbolise la résistance de masse du matériau semi conducteur, ainsi les résistances ohmique et de contact au niveau des connexions des cellules.

q : la charge de l'électron ($1,6.10^{-19}$ C)

K : constant de Boltzmann ($1,38.10^{-23}$ J/K).

T_c : température de jonction (K).

III.4 Groupement de Cellules Photovoltaïques :

III.4.1 Module photovoltaïque :

Le modèle utilisé pour simuler les performances du module PV (groupement de cellules en série) est déduit du modèle de la caractéristique d'une cellule solaire par l'équation suivante :

$$I_{module} = I_{Ph} - I_0 \exp\left[\frac{q}{nAKT}(V + R_{se}I) - 1\right] - \frac{V + IR_{se}}{R_{pe}}$$

III.7

Avec R_{se} et R_{pe} résistance série et parallèle du module défini par :

$$R_{se} = n \cdot R_s \quad R_{pe} = n \cdot R_p$$

III.4 .2 Panneau photovoltaïque :

La modélisation d'un panneau composé de NS modules en série et NP modules en parallèle est :

$$I_{panneau} = N_P \cdot I_{Ph} N_P \cdot I_0 \left[\exp\left(\frac{q}{nAKTN_s} (V + R_s I_{mod}) - 1 \right) - N_P \frac{I_{mod} R_{se}}{R_{pe}} \right] \quad \text{III.8}$$

Avec : R_{se} et R_{pe} résistance série et parallèle du module défini par [48]:

$$R_{se} = n \cdot (N_s / N_p) \cdot R_s \quad \text{et} \quad R_{pe} = n \cdot (N_p / N_s) \cdot R_p$$

III.4 .3 Modèle de la température :

a) Température de jonction :

La température du jonction T_c de la cellule est donnée par la relation suivant [49] :

$$T_c = T_a + \frac{NOCT - 20}{800} E_G \quad \text{III.9}$$

Avec NOCT: la température nominale de fonctionnement de la cellule solaire (Nominal operating cell temperature) et T_a est La température ambiante.

b) Température ambiante :

Le modèle de la température ambiante est représenté grâce aux données de température maximale et minimale de la journée .Nous supposons que la température maximale se produit toujours deux heures après midi et la température minimale quand il commence à faire jour (levé de soleil). Entre ces deux points extrêmes ,une fonction a été utilisée pour caractériser la variation de cette température.

Le profil journalier de température ambiante est déterminé à partir des températures minimale et maximale de la journée, cette température s'exprime à une heure TL de la journée par l'équation suivante [50] :

$$T_a = \frac{T_{max} - T_{min}}{2} \cos \left[\frac{14 - TL}{14 - TL_L} \pi \right] + T_{moy} \quad \text{III.10}$$

TL_L : l'heure du lever de soleil et T_{moy} : la température moyenne journalière

T_{max} : la température maximale journalière et T_{min} : la température minimale journalière cette relation valable avec les grandeurs moyennes mensuelles d'un site.

c) Variation du courant de saturation :

Le courant de saturation I_0 dépend de la température de jonction et peut être exprimé par La relation suivant [50] :

$$I_0 = A_0 \cdot T_c^3 \cdot \exp\left(\frac{-E_g}{K \cdot T_e}\right) \quad \text{III.11}$$

Pour le silicium monocristallin $A_0 = 2.110 \cdot 10^3$

d) Variation du courant court circuit :

La variation de courant de court-circuit I_{cc} dépend de la température de jonction, de ce fait elle est représentée par la relation empirique suivante [50] :

$$I_{CC} = K_1 \cdot G \cdot [1 + K_2(G - G_0) + K_3(T_c - T_0)] \quad \text{III.12}$$

Avec :

G_0 : l'éclairement de référence (1000 w/m²)

T_0 : la température de référence (298 K)

K1, **K2** et **K3** sont des constantes dépendant de la nature de matériau de la cellule et déterminées expérimentalement par le constructeur.

e) Variation de la tension à circuit ouvert :

La variation de la tension de circuit ouvert dépend de la température du module et de L'éclairement, elle donnée par l'équation suivant [50] :

$$V_{co} = V_{coo} + \beta \cdot \Delta T + \alpha (G - G_0)$$

III.13

Avec :

V_{co} : la tension à circuit ouvert de référence (V).

α : coefficient de variation de courant à circuit ouvert en fonction de la température (A/C°).

β : coefficient de variation de la tension de court circuit en fonction de la température (V/C°).

ΔT : la variation de la température (C°).

III.5 Convertisseur DC/DC :

La figure.III.16 montre la représentation d'un convertisseur DC/DC, qui peut être utilisé comme interface entre la source et la charge.

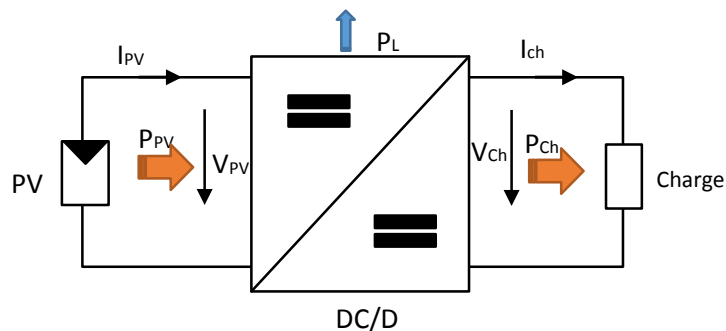


Figure.III 4 convertisseurs DC-DC

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 [37].

Il y a différents types de convertisseurs DC-DC. Le tableau suivant donne une idée sur la complexité de chaque type de convertisseur

Tableau III.1 Complexité de chaque type de convertisseur DC-DC.

Type	Fonction	Interrupteur	Diode	Transformateur	Complexité
Buck	Abaisseur	1	1	Non	Faible
Boost	Élévateur	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 Pull	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 types 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 [42].

III.5.1Étage d'Adaptation de Type BOOST :

Considérons l'exemple de la figure III.5 correspondant à un convertisseur DC-DC élévateur (boost). Ce type de convertisseur peut être utilisé comme adaptateur source charge lorsque la charge a besoin d'une tension supérieure à celle du générateur PV [37]:

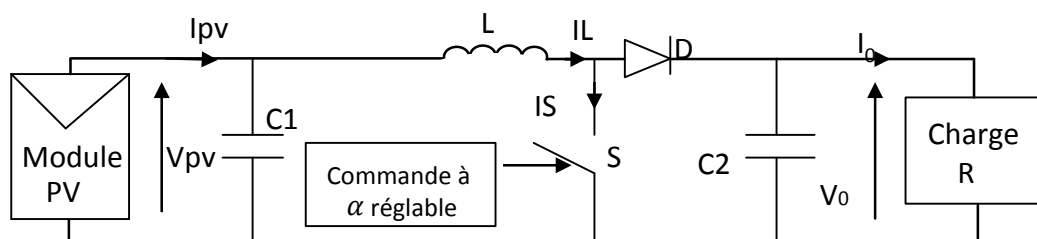


Figure.III5 Exemple de convertisseur statique DC-DC pouvant être utilisé comme adaptateur entre un générateur PV et une charge

Au premier temps (αT), le transistor (S) est fermé, le courant dans l'inductance croît progressivement, et au fur et à mesure, elle emmagasine de l'énergie, jusqu'à la fin du premier intervalle. Ensuite, le transistor (S) s'ouvre et l'inductance (L) s'opposant à la diminution de courant (I_L), génère une tension qui s'ajoute à la tension de source, qui s'applique sur la charge (R) à travers la diode (D) [43].

III.5.2 Modèle mathématique équivalent :

L'application des lois de Kirchhoff sur les deux circuits équivalents des deux phases de fonctionnement donne :

Pour le premier intervalle αT_s :

$$I_{c1} = C_1 \frac{dV_{PV}}{dt} = I_{PV} - I_L \quad (\text{III-14})$$

$$I_{c2} = C_2 \frac{dV_0}{dt} = -I_0 \quad (\text{III-15})$$

$$V_L = L \frac{dI_L}{dt} = V_{PV} - R_L I_L \quad (\text{III-16})$$

Pour le deuxième intervalle $(1 - \alpha) T_s$:

$$I_{c1} = C_1 \frac{dV_{PV}}{dt} = I_{PV} - I_L \quad (\text{III-17})$$

$$I_{c2} = C_2 \frac{dV_0}{dt} = I_L - I_0 \quad (\text{III-18})$$

$$V_L = L \frac{dI_L}{dt} = V_{PV} - V_0 - R_L I_L \quad (\text{III-19})$$

III.5.3 Modèle approximé du convertisseur Boost:

Les systèmes d'équations de base (III-20 à III-21) représentent le convertisseur Boost pour un intervalle du temps αT_s et $(1 - \alpha) T_s$ respectivement. Le convertisseur oscille entre ces deux états avec une fréquence élevée, nous devons trouver une représentation dynamique approximée valable pour les deux intervalles de temps. Pour cela nous considérons que la variation des variables dynamiques C_1 , V_L est de forme linéaire, en d'autres termes nous pouvons faire une approche d'exponentielle par un segment ($e^\xi \approx 1 + \xi$ si $\xi \ll 1$) et ainsi la dérivée de ces grandeurs sera constante.

Cette approche nous permet de décomposer l'expression de la valeur moyenne de la dérivée de la variable dynamique x sur les deux intervalles du temps αT_s et $(1 - \alpha) T_s$:

$$\left\langle \frac{dx}{dt} \right\rangle T_s = \frac{dx}{dt(\alpha T_s)} \alpha T_s + \frac{dx}{dt((1-\alpha) T_s)} (1-\alpha) T_s \quad (\text{III-20})$$

Où $\left\langle \frac{dx}{dt} \right\rangle$ est la valeur moyenne de la dérivée de x sur un intervalle T . Cette relation est valide si:

$\frac{dx}{dt(\alpha T_s)}$ et $\frac{dx}{dt((1-\alpha)T_s)}$ sont constants sur les intervalles αT_s et $(1-\alpha)T_s$ respectivement

Dans ce cas la forme exponentielle du courant qui parcourt la self et la tension aux bornes de la capacité est de forme linéaire comme le montre la figure III.6.

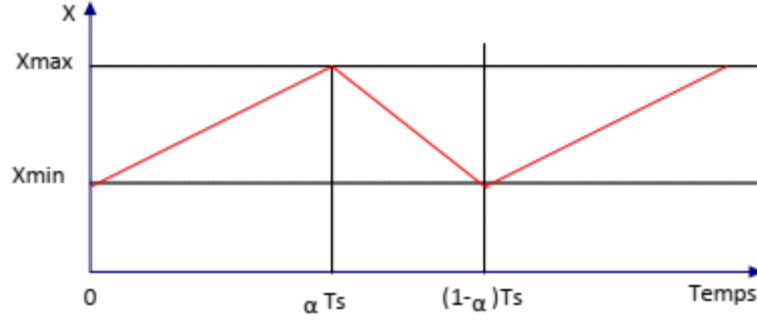


Figure III.6 Allure des variables dynamiques I_L .

En appliquant la relation (III-38) sur les systèmes d'équations (III-32 à III-37)) obtient les équations qui régissent le système sur un intervalle entier :

$$I_{C1} = C_1 \frac{dV_{PV}}{dt} \alpha T_s = (I_{PV} - I_L) \alpha T_s + (1 - \alpha) T_s (I_{PV} - I_L) \quad (\text{III-21})$$

$$I_{C2} = C_2 \frac{dV_0}{dt} \alpha T_s = -\alpha T_s I_0 (1 - \alpha) T_s (I_L - I_0) \quad (\text{III-22})$$

$$V_L = L \frac{dI_L}{dt} \alpha T_s = (V_{PV} - R_L I_L) \alpha T_s + (1 - \alpha) T_s (V_{PV} - R_L I_L - V_0) \quad (\text{III-23})$$

En arrangeant les termes des équations précédentes, (pour qu'on puisse interconnecter le Boost avec les autres blocs de simulation), on obtient la modélisation dynamique du convertisseur Boost

$$I_L = I_{PV} - C_1 \frac{dV_{PV}}{dt} \quad (\text{III-24})$$

$$I_0 = (1 - \alpha) I_L - C_2 \frac{dV_0}{dt} \quad (\text{III-25})$$

$$V_{PV} = (1 - \alpha) V_0 + L \frac{dI_L}{dt} + R_L I_L \quad (\text{III-26})$$

III .6 Convertisseur DC/AC :

L'onduleur est un dispositif de conversion, il est important de connaître la relation liant la puissance à la l'onduleur à celle entrante. Cette caractéristique est représentée par la onction [52] :

L'onduleur est considéré comme un dispositif de transformation en énergie alternative, d'une énergie de type continu provenant soit du système de stockage, soit directement de champ PV. De tels dispositifs devraient délivrer une tension alternative à fréquence déterminée c'est-à-dire le signal généré par ce dernier doit être le plus sinusoïdal possible.

Ces onduleurs sont largement utilisés, mais les appareils existant ont l'inconvénient majeur de présenter des pertes, à vide ou à faible charge, très élevées, leur rendement n'est donc acceptable qu'à pleine charge.

L'onduleur monophasé est caractérisé par son rendement en fonction de la puissance fournie à l'utilisation. Le modèle de rendement se traduit par la relation empirique suivante [53] :

$$\eta_{ond} = a. (1 - \exp(b. \tau)) \quad (\text{III-27})$$

Où :

a et **b** sont des constantes ($a = 0,9559$; $b = -609164$)

τ : Taux de charge, donnée par : P_{Ch} / P_n .

P_n : puissance nominale de l'onduleur.

P_{ch} : puissance à la sortie de l'onduleur.

III .7 Commande (MPPT) des convertisseurs DC-DC :

Les panneaux solaires de premier génération sont généralement dimensionnés pour Que leur (PPM) correspond a la tension nominale de batterie de 12 ou 24 V. Gras à cette configuration, une simple connexion direct via une diode anti-retour Suffit pour effectue le transfert d'énergie du (GPV) à la charge .cependant les caractéristiques non-linéaires du module pv et sa sensibilité au condition extérieur Comme l'éclairement et la température, induisent des pertes énergétiques. L'utilisation d'un étage d'adaptation afin optimiser la production d'énergétiques a tout moment est ainsi de plus en plus préconisée [54] .

La commande *MPPT* (*Maximum Power Point Tracking*) est un organe fonctionnel du système *PV* et permet de chercher le point de fonctionnement optimal du générateur *PV* dans des conditions météorologiques et de charge stables. Que ce soit une commande analogique ou digitale, le principe de régulation est basé sur la variation automatique du rapport cyclique D à la valeur adéquate de manière à maximiser la puissance à la sortie du panneau *PV*.

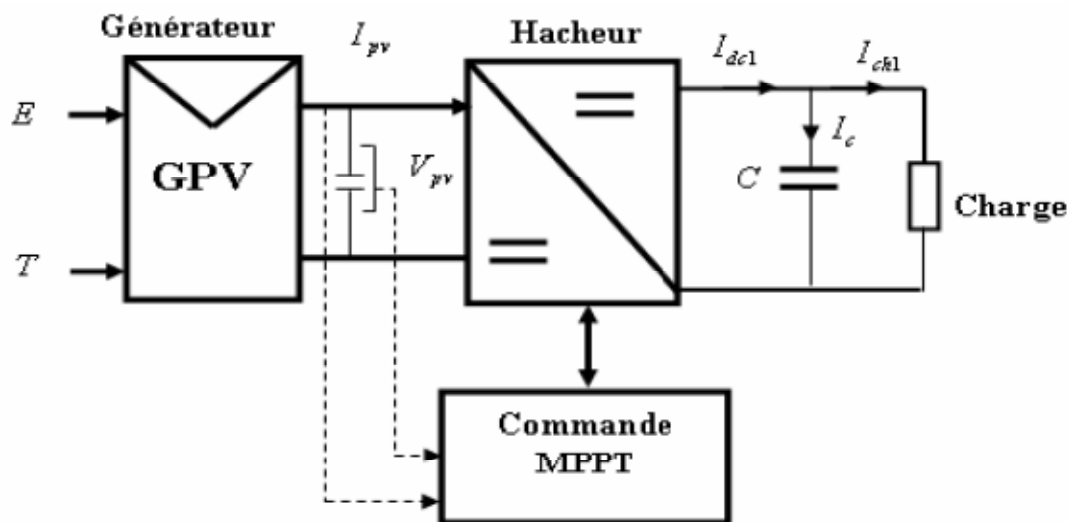


Fig. (III - 7) : Schéma synoptique du système PV par une commande MPPT

III.8 Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons présenté la modélisation d'un système photovoltaïque en commençant par le générateur photovoltaïque en observant les caractéristiques du générateur Photovoltaïque GPV ainsi que ses performances sous l'influence de quelques paramètres atmosphériques (température et ensoleillement). Puis nous avons détaillé le modèle du convertisseur Boost qui représente étage d'adaptation entre le générateur PV et la charge. Pour la partie commande MPPT, nous présentons ce type de commande de manière beaucoup plus approfondie dans le chapitre suivant.

Chapitre IV

Simulation, Résultat et discussions

IV.1 Introduction :

Dans un système photovoltaïque il est nécessaire de le faire fonctionner à sa puissance maximale c'est pour cela il est impératif d'insérer un étage d'adaptation qui doit être muni d'une commande MPPT, à pour le but d'agir sur le rapport cyclique du convertisseur statique pour atteindre de PPM quel que soit les variations des conditions météorologiques ou de la charge.

Nous présenterons dans ce chapitre le fonctionnement à puissance maximale et les différents types de commandes de la recherche du point de puissance maximale telle que la méthode de Logique floue et la méthode de réseau de neurone artificiel objet de notre étude.

Par la suite, nous donnerons les résultats de simulation à l'aide de logiciel Matlab pour la recherche du point de puissance maximale pour différentes valeurs de températures ou d'ensoleillement en utilisant les deux algorithmes «Logique floue » et « réseau de neurones artificiels ».

IV.2 Simulation du système photovoltaïque :

La Figure IV.1 donne le schéma block de notre system photovoltaïque étudié avec l'ensemble des étages simulés: GPV, DC-DC et MPPT.

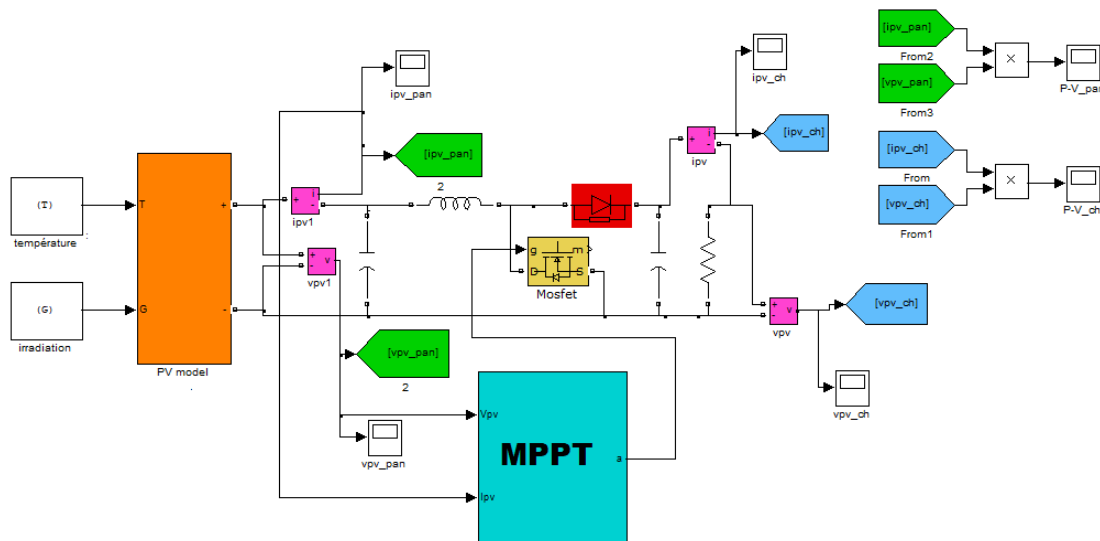


Figure IV.1 Schéma bloc sous Simulink du système global

Dans cette simulation on a utilisé un module photovoltaïque MSX60 (Tableau IV.1), et, un Hacheur Boost caractérisé par :

$$C_1 = 2200 \cdot 10^{-6} \text{ F}, C_2 = 2200 \cdot 10^{-6} \text{ F}, L = 250 \cdot 10^{-6} \text{ H}, R_{ch} = 20 \text{ ohms}$$

paramètres	valeurs
T (K)	293.15
G (W/m^2)	1000
number of PV panels in parallel	Npp=1
number of PV panels in series	Nss=1
Rs (Ω)	0.38572
Rp (Ω)	153.5644
Ki	0.0024
Kv (K)	-0.08
I _{pvn} (A)	3.8128
V _{ocn} (V)	21.1
I _{scn} (A)	3.8
Ns	36
a (°)	268.2578758
k (J/K)	1.3806503e-23
q (C)	1.60217646e-19
A	0.97484

Tableau IV.1 : caractéristique électrique du module photovoltaïque MSX60

IV.2 .1 Caractéristiques électriques des modules photovoltaïques :

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

La caractéristique courant-tension ($I=f(V)$) illustre la variation du courant de sortie en fonction de la tension de sortie. Elle représente aussi un indicateur important permettant de mesurer les performances des modules PV. A partir de cette caractéristique on peut tracer la caractéristique puissance-tension ($P=f(V)$).

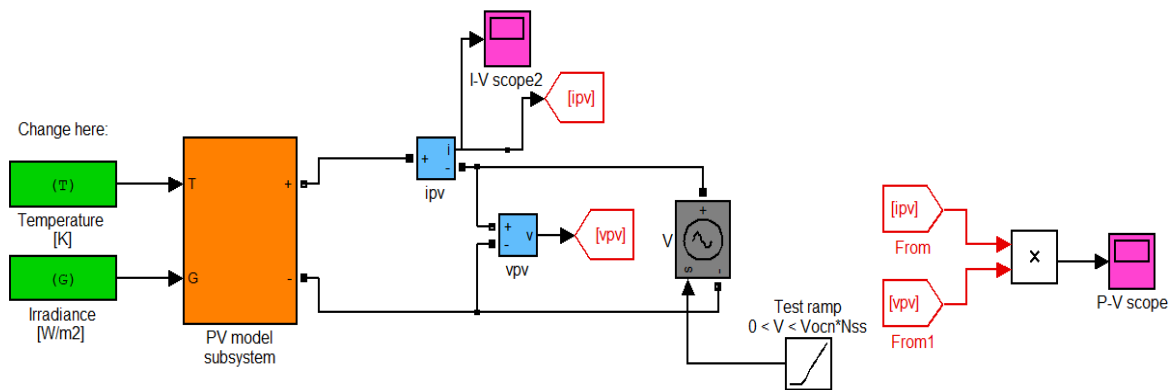


Figure IV.2 : Présentation de module PV

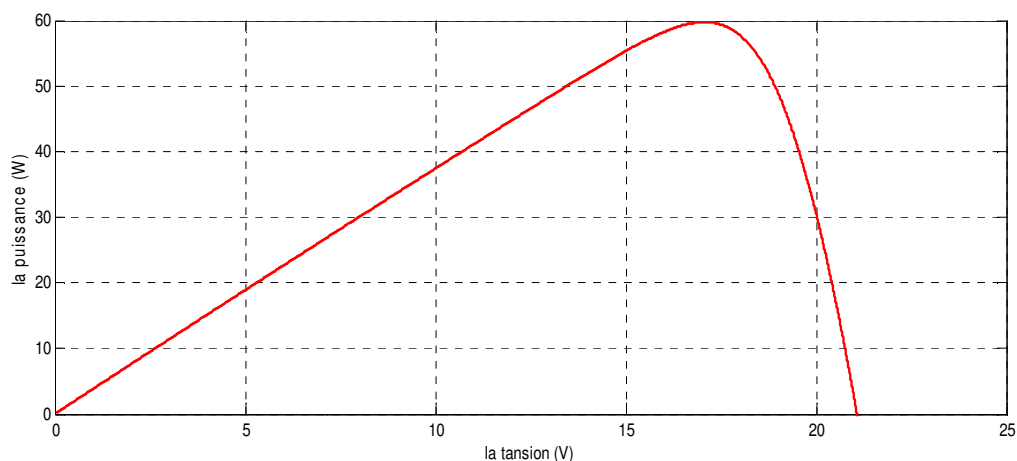


Figure IV.3 : Allure de la puissance en fonction de la tension à ($T=25^{\circ}\text{C}$ $G=1000\text{W/m}^2$).

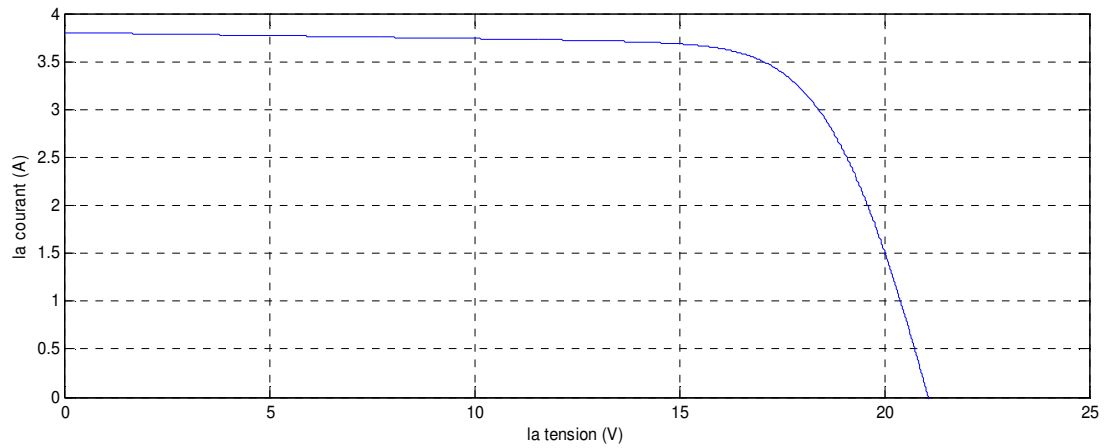


Figure IV.4 : Allure du courant en fonction de la tension à ($T=25^{\circ}\text{C}$ $G=1000\text{W/m}^2$).

IV.2 .2 influence de l'éclairement et la température sur les caractéristiques électriques de GPV :

D'après l'équation (III.6) on peut dire que Les caractéristiques électriques (I-V et P-V) d'un GPV dépendent fortement de la température et l'éclairement, cela prouve que le courant (I_{pv}) et la tension (V_{pv}) sont considérablement influencés par le changement de l'éclairement G et la température T .

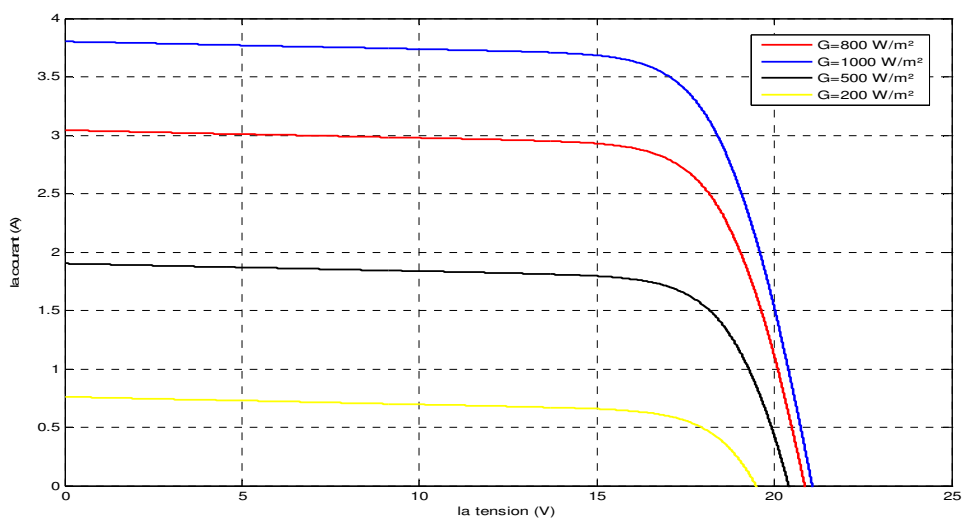


Figure IV.5: Allure de la caractéristique I-V $T=25^{\circ}\text{C}$ ($G=1000\text{W/m}^2$; 800W/m^2 ; 500W/m^2 ; 200W/m^2)

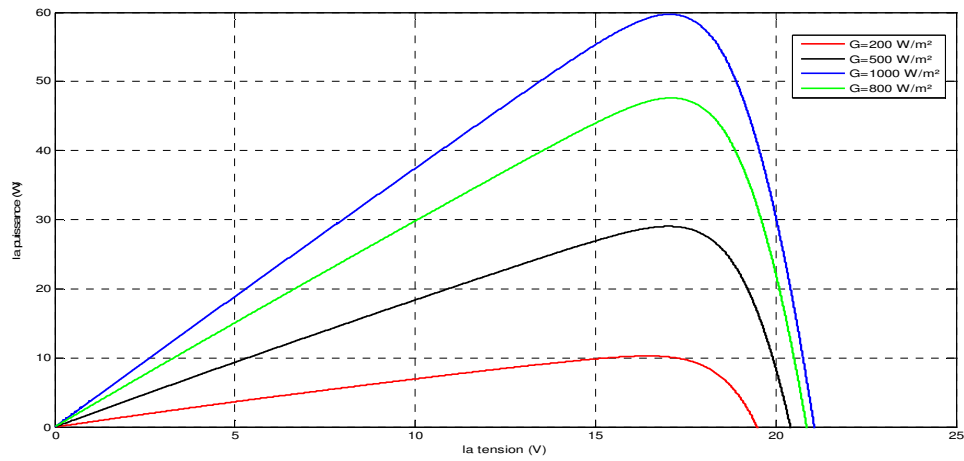


Figure IV.6: Allure de la caractéristique P-V $T=25^{\circ}\text{C}$ ($G=1000\text{W/m}^2$; 800W/m^2 ; 500W/m^2 ; 200W/m^2)

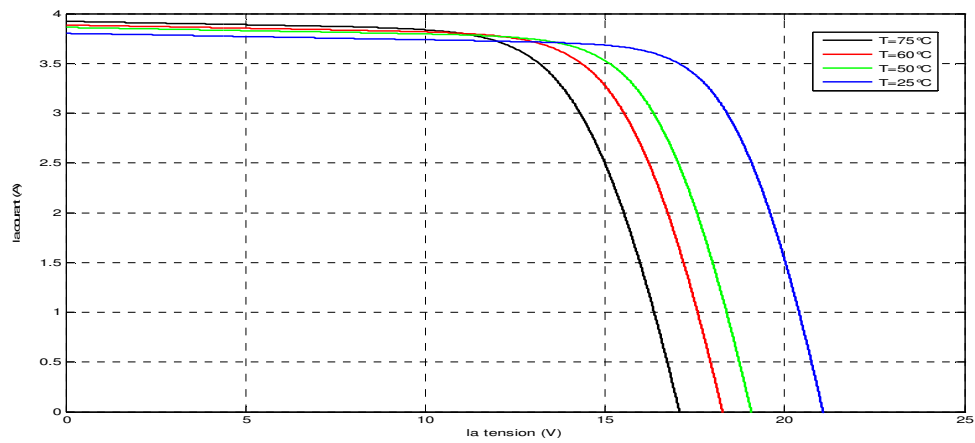


Figure IV.7: Allure de la caractéristique I-V $G=1000\text{W/m}^2$ ($T=25^{\circ}\text{C}$; 50°C ; 60°C ; 75°C)

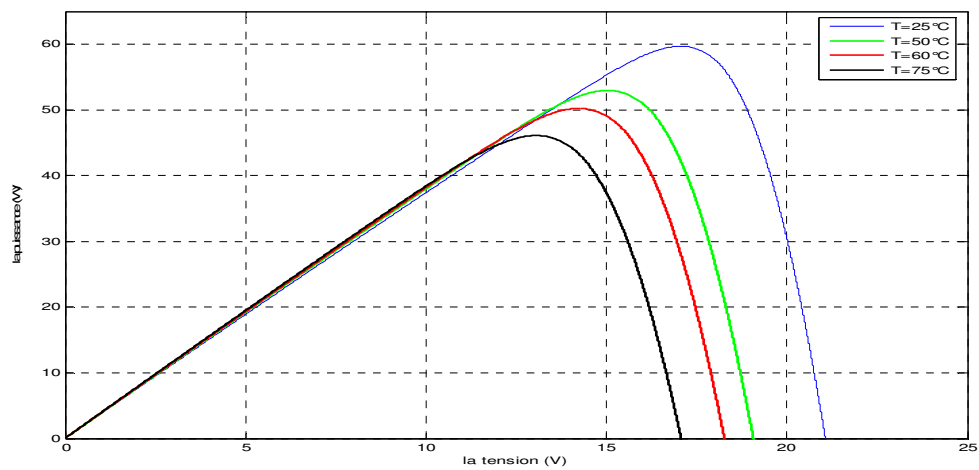


Figure IV.8: Allure de la caractéristique P-V $G=1000\text{W/m}^2$ ($T=25^{\circ}\text{C}$; 50°C ; 60°C ; 75°C)

- D'après les **figures (IV.5) et (IV.6)**, On remarque que la tension maximale V_M correspondante à la puissance maximale ne varie que très peu en fonction de l'éclairement, contrairement au courant I_M qui augmente fortement avec l'éclairement.
- D'après les **figures (IV.7) et (IV.8)**, On remarque que l'augmentation de la température entraîne une diminution de la tension de circuit ouvert, ainsi qu'une diminution de la puissance maximale.

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

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

les caractéristique Courant-Tension et Puissance-Tension pour différents éclairement et température montre simulation du panneau photovoltaïque représentent par les Figures (IV.9; IV.10)

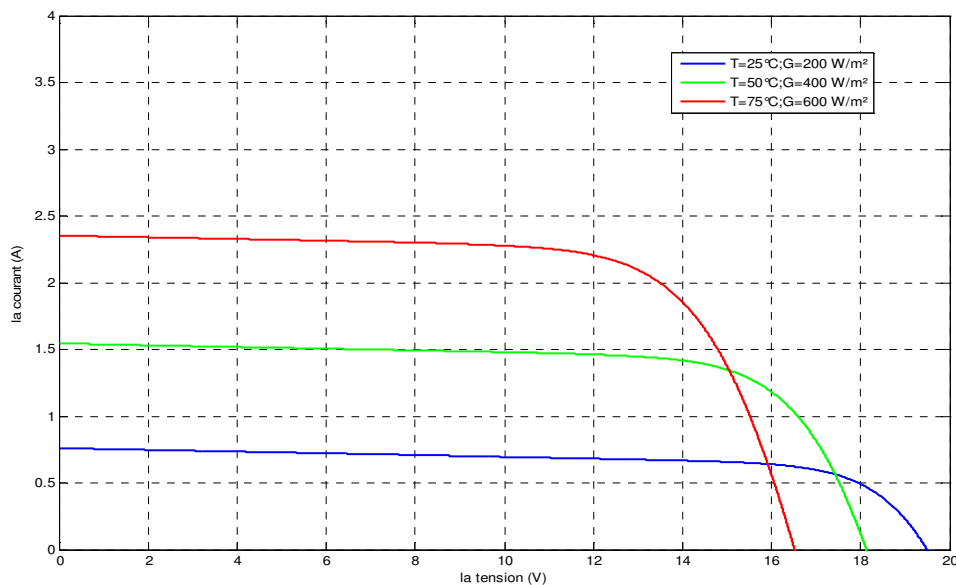


Figure IV.9 Caractéristique I-V de module PV selon variation d'Eclairement et température

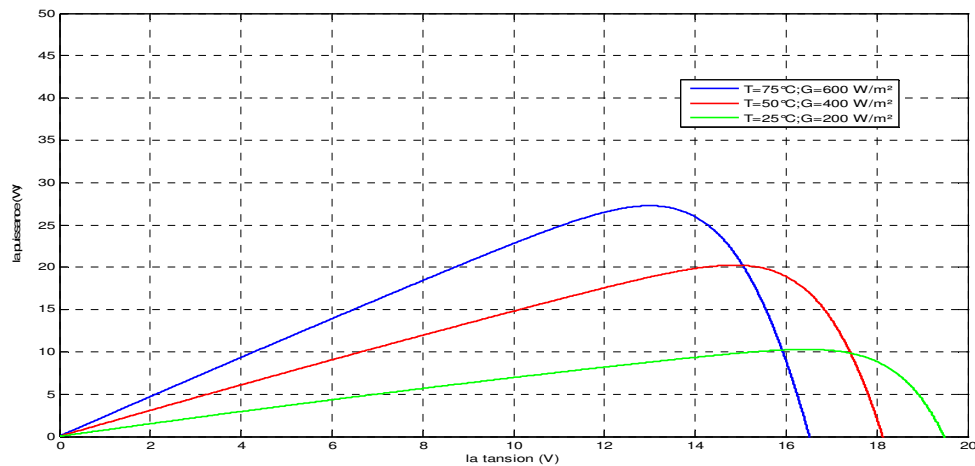


Figure IV.10 Caractéristique P-V de module PV selon variation d'Eclairement et température

IV.2 .3 Influence de facteur d'idéalité :

Théoriquement, la facteur d'idéalité A des cellule poly-cristallines prend un valeur entre 1 et 2 , tout en étant près de la valeur de 1 par rapport aux courants élevés , il augmente jusqu'à la valeur pour des courant faibles . pour un fonctionnement normal il est généralement égale à 1.3. la courbe de la figure (IV.11) affirme la notification précédente .

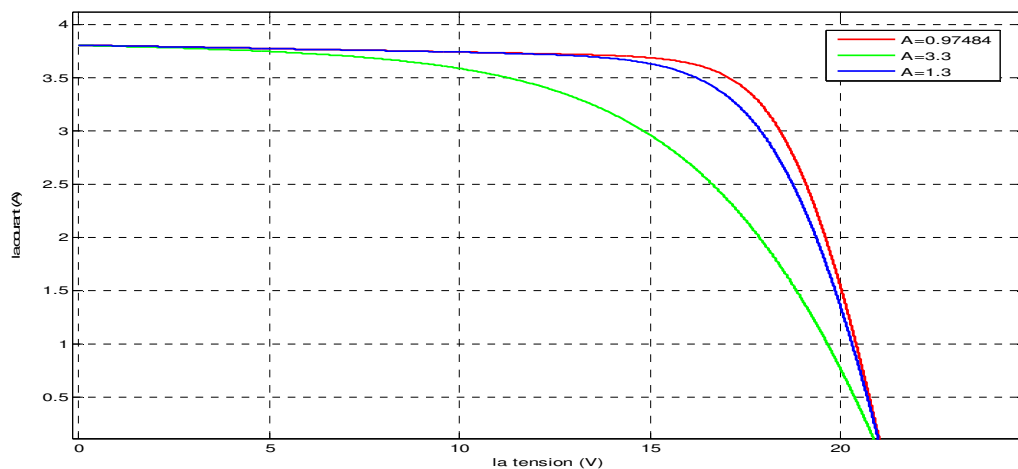


Figure . IV.11 Caractéristique I-V de module PV selon la différent du facteur d'idéalité.

IV.2 .4 Influence de la résistance série :

La figure (IV.12; IV.13) montre l'influence de la résistance série sur la caractéristique I -V de la cellule qui se traduit par une diminution de la pente de la courbe de puissance P-V dans la zone où la cellule fonctionne comme générateur de tension constante .

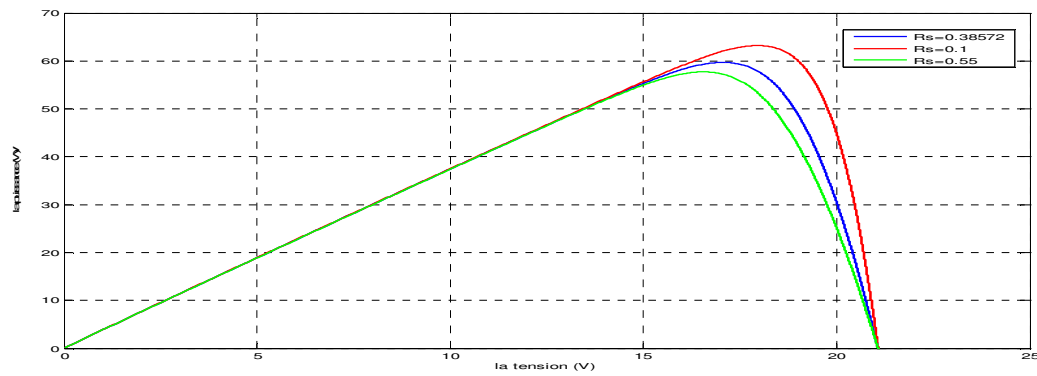


Figure IV.12 Caractéristique P-V de module PV selon influence de résistance série

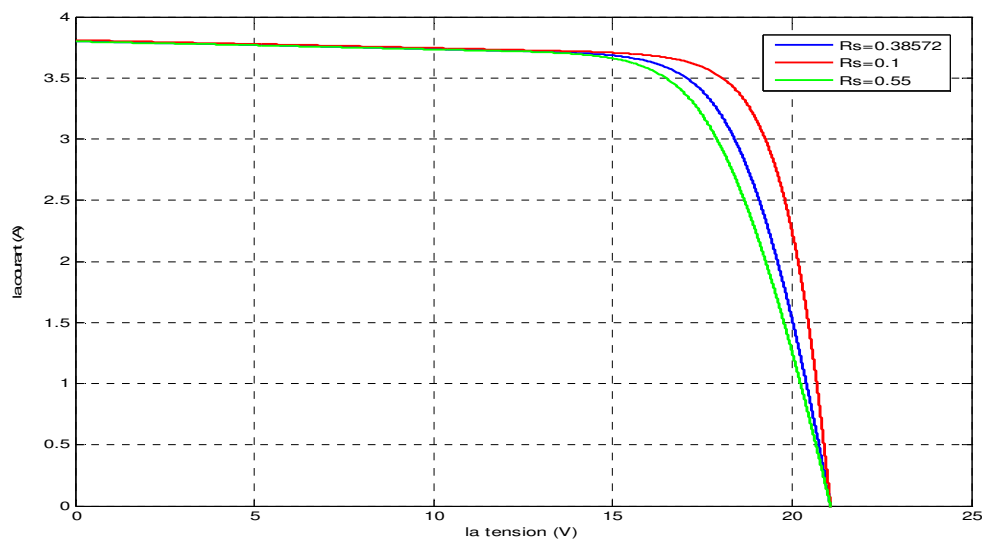


Figure IV.13 Caractéristique I-V de module PV selon influence de résistance série

IV.2 .5 simulation du hacheur élévateur :

Le hacheur élévateur est commandé en boucle ouverte avec un rapport cyclique constant ($D=0.3$) Le schéma de simulation du hacheur dans l'environnement Matlab/Simulink est illustré dans la figure ci-dessous.

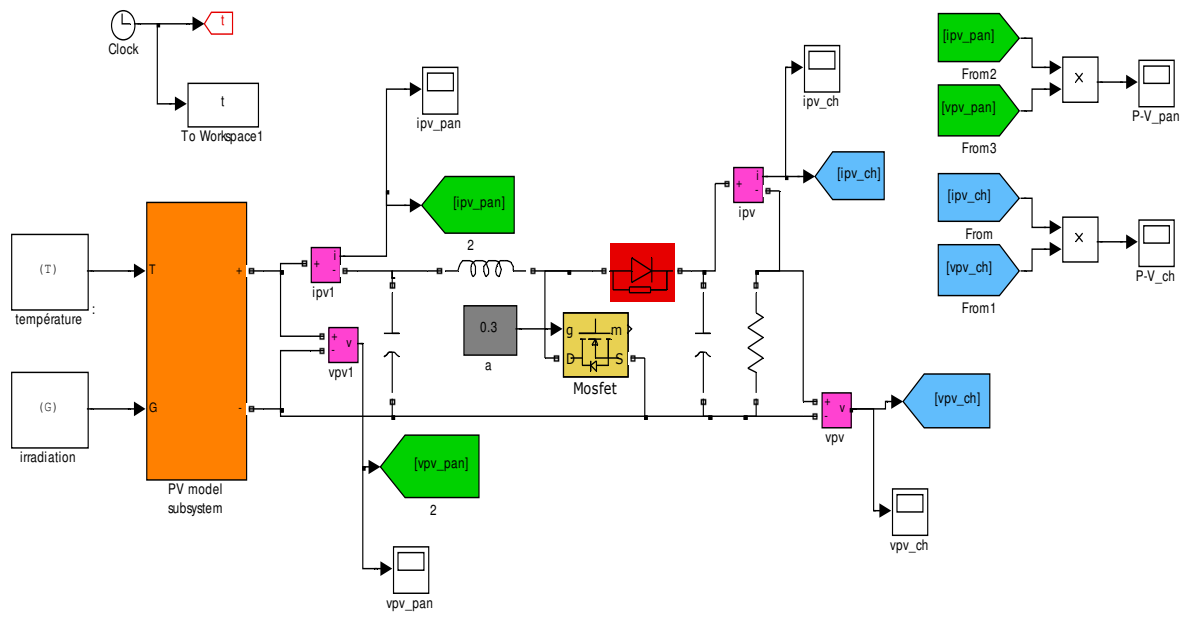
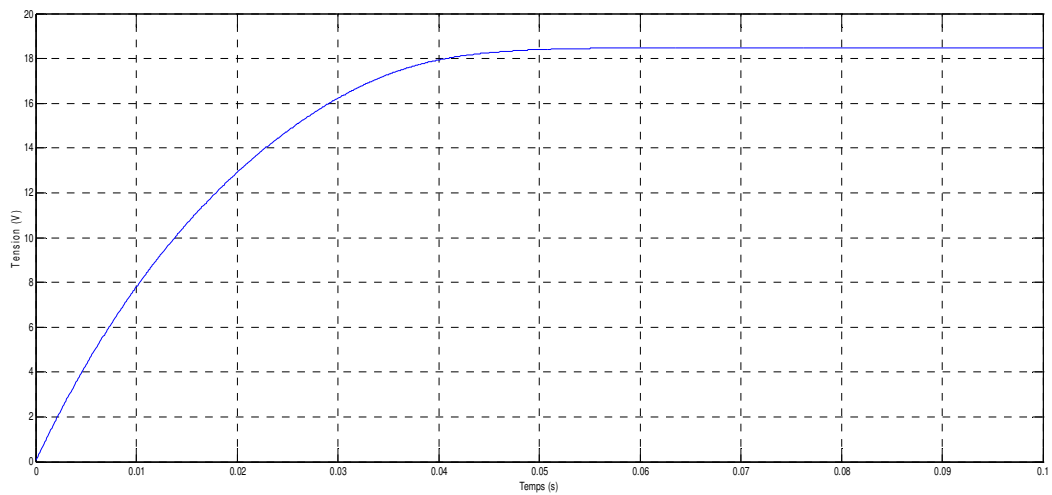


Figure IV.14 Schéma de simulation du hacheur élévateur commandé sans maximisation de puissance pour un rapport cyclique de 0,3

(a)



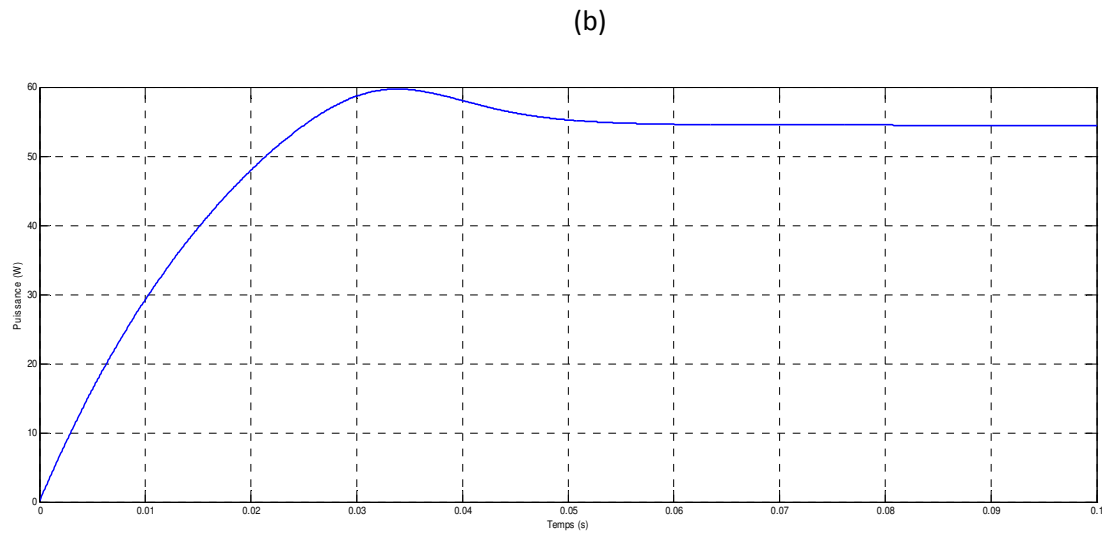


Figure IV.15 (a) La tension aux bornes du GPV. (b) La puissance aux bornes du GPV

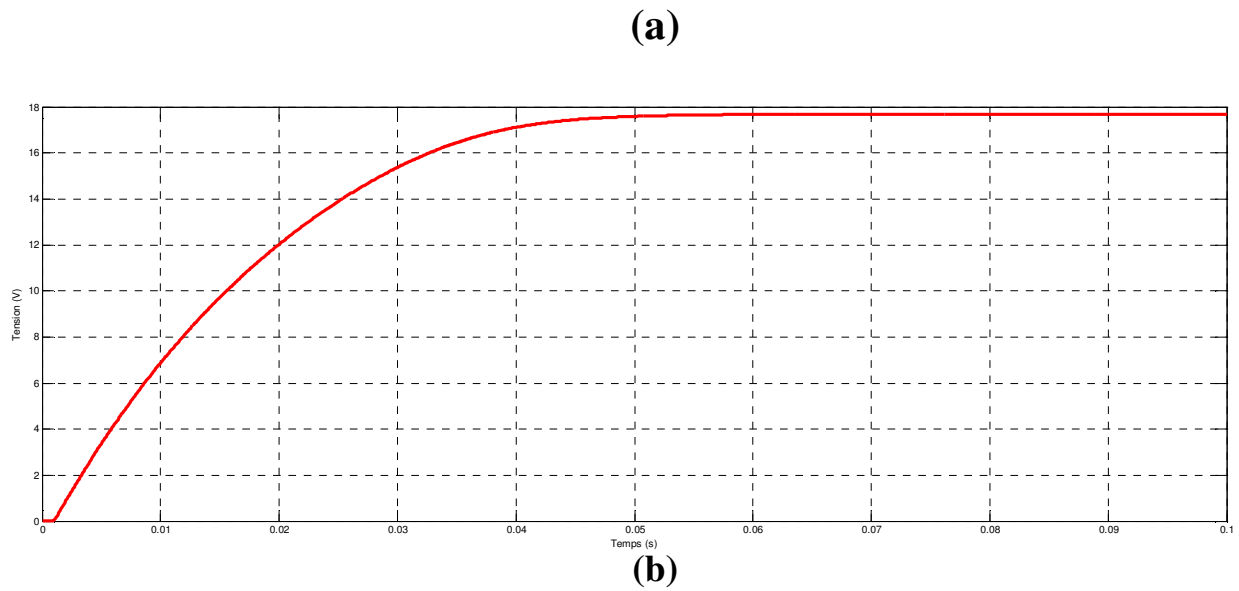


Figure IV.16 (a) La tension aux bornes de la charge (b) La puissance aux bornes de la charge

IV.3 Simulation de la commande MPPT :

IV.3.1 méthode de commande MPPT Floue :

Dans ce travail nous utilisons la conception des contrôleurs flous (CF) appliqué à la poursuite du point de puissance maximale (commande MPPT floue).

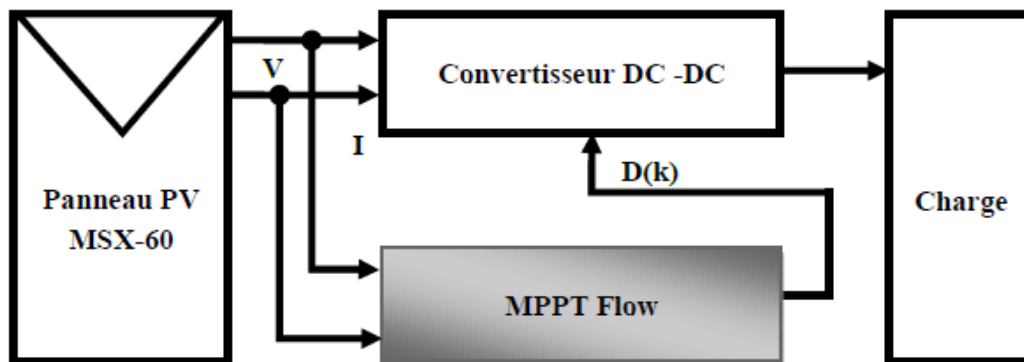


Figure IV.17 Approche d'optimisation d'une commande MPPT floue

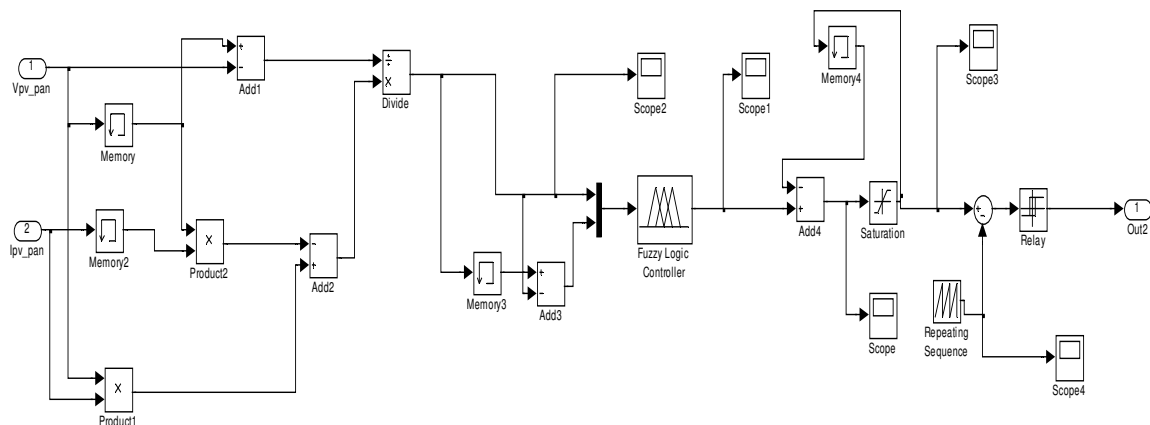


Figure IV.18 Schéma Block de contrôleur MPPT floue

IV.3.2 méthode de commande MPPT à base RNA :

La nouvelle technique choisie pour le poursuite du point maximale est la méthode neuronale, qui consiste en trois étapes, nous allons les appliquer pour approximer la sortie qui est le rapport cyclique qui correspond à la puissance maximale, en fonction des changements d'illuminations et de la température, Où notre système doit pouvoir évoluer, rapidement et efficacement.

Alors pour estimer MPPT nous allons utiliser un réseau de neurone de type perceptron multicouches, dont le rôle est d'estimer le rapport cyclique qui correspond à la puissance maximale.

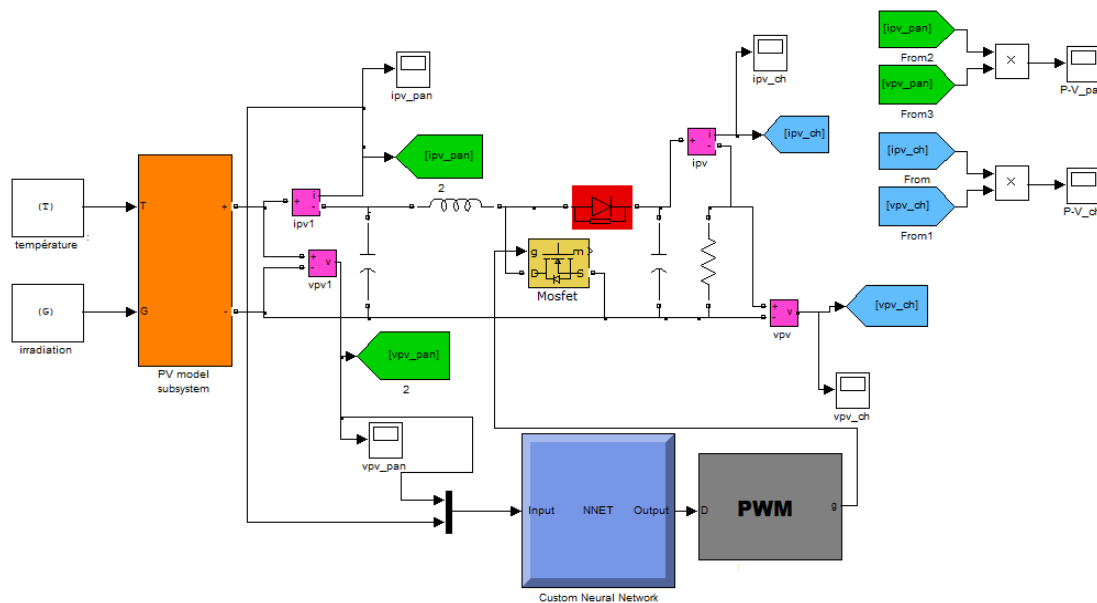


Figure IV.19 Modèle de simulation du GPV adapté par la technique MPPT(RNA)

IV.3.2.1 Procédure de construction d'un réseau de neurones :

- La collecte d'une base de données.
- La séparation de la base de données en trois sous-ensembles (base d'apprentissage, base de validation et base de test).
- Le choix de l'architecture du réseau de neurones (nombre de couches cachées, nombre de neurones dans ces couches,...).
- Prétraitement des données.
- Entraînement du réseau de neurones sur les bases d'apprentissage et de validation.
- Mesure des performances du réseau de neurone sur la base de test.

1) Choix de l'architecture du réseau neurone :

La première chose dans l'implémentation de réseau de neurones est le comptage des variables d'entrée et de sortie du problème. Dans ce cas on a une seule variable d'entrée qui est la puissance maximale en fonction de l'éclairement (G) et la température (T), et une variable de sortie qui est le rapport cyclique (D).

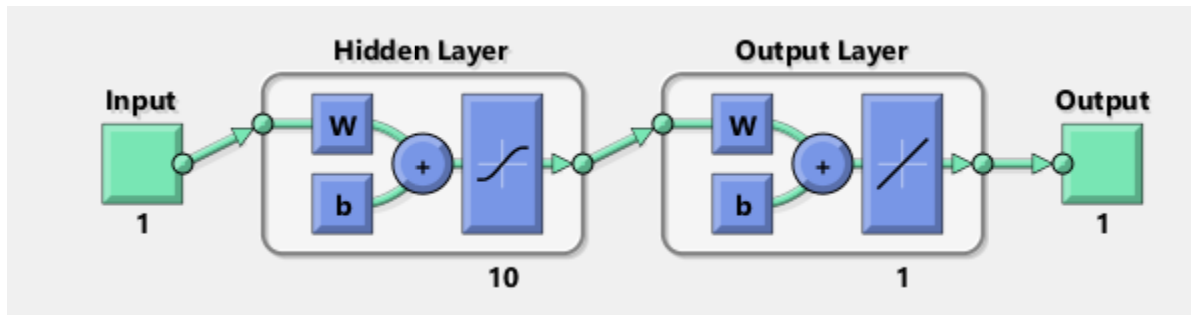


Figure IV.20 architecture du RNA pour la commande MPPT

2) Comment développer le réseau neuronal artificiel :

Utilisation de la boîte à outils Matlab réseaux de neurones-(Neural Network Toolbox nntool).

La fonction newff (feed-forward backpropagation network) : pour résoudre les problèmes d'optimisations.

Il existe d'autres fonctions pour la création d'un réseau de neurone (newlm, newcf, etc...), mais comme notre problème est un problème d'optimisation et notre structure du réseau est hiérarchique, la création du réseau est commandée par la fonction newff.

Réseau = **newff** (P, T, S, TF, BTF, BLF, PF, IPF, OPF, DDF)

P : matrice d'entrée (notre cas est la puissance maximale P_{mpp}).

T : matrice de sortie (notre cas est le rapport cyclique D).

S : nombre de neurone dans la couche cachée (notre cas est une seule couche cachée avec 10 neurones).

TF : fonction d'activation dans les couches, par défaut est la fonction (tansig) pour les couches cachées, et la fonction purelin pour la couche de sortie.

BTF : algorithme d'apprentissage par paquets du réseau (par défaut = trainlm).

BLF : l'algorithme d'apprentissage incrémental du réseau (par défaut = learngdm).

PE : fonction de performance (par défaut = MSE main square error).

DDF : fonction de division des données, (par défaut =dividerand).

Création du block Simulink :

```
fx >> gensim(net)
```

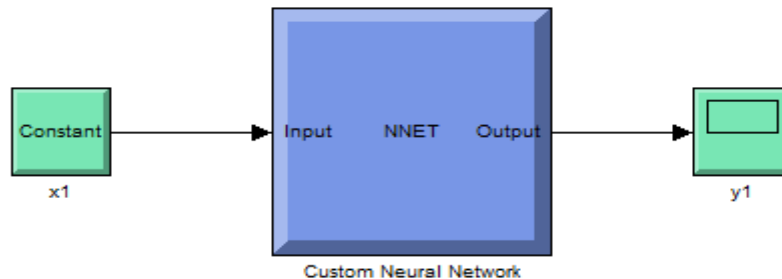


Figure IV.21 schéma Bloc du réseau de neurone artificiel dans SIMULINK

IV.4 Comportement du système avec changement des conditions météorologiques :

Afin d'évaluer le temps de réponse des deux mécanismes de poursuite, ces derniers sont soumis à des variations des conditions météorologiques. Pour voir le comportement du système face aux changements climatiques on va lui faire subir les tests suivants : d'abord on maintient une température constante (25 °C) et on varie l'éclairement solaire avec signal échelon ($E = 1000$ à 1500 w/m^2) et signal rampe.

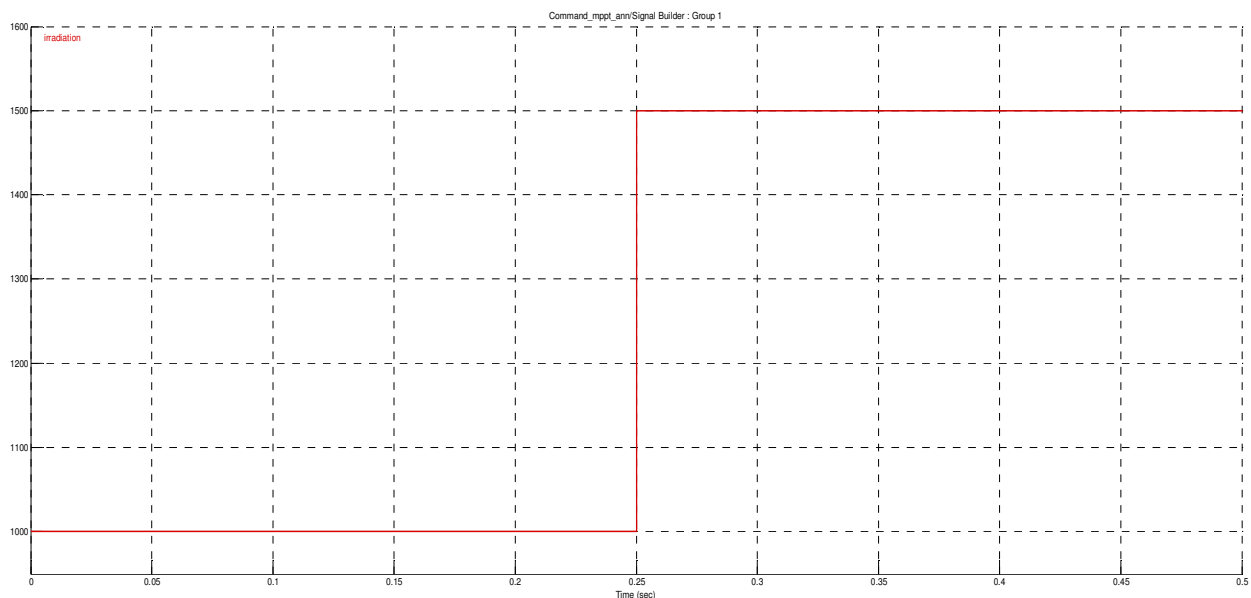


Figure IV.22 Variation de l'éclairement en fonction du temps

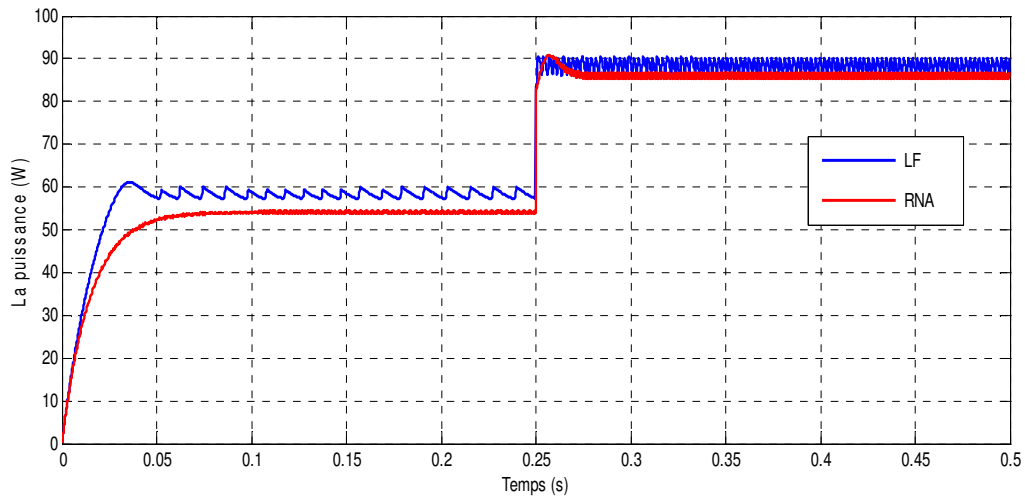


Figure IV.23: Comparaison entre l'application de Logique floue et l'application RNA

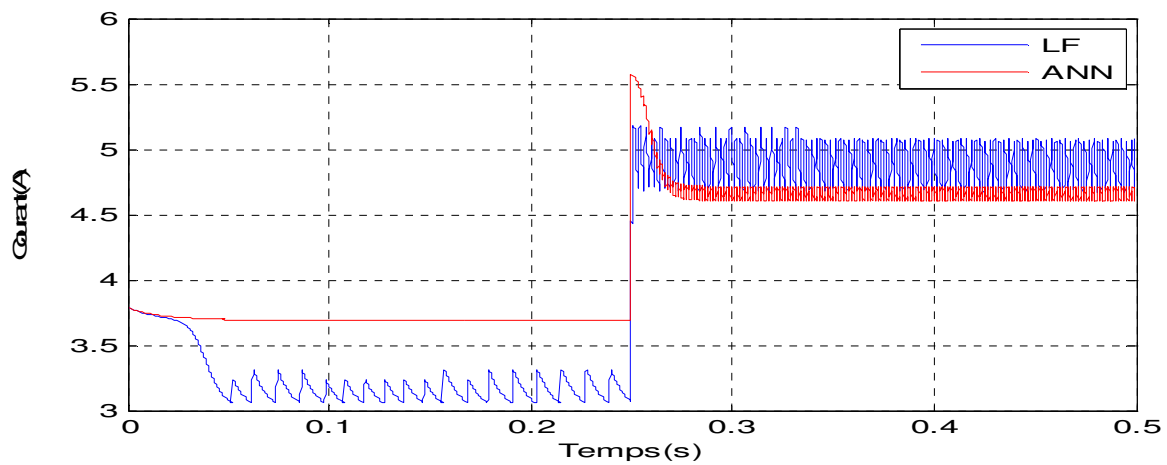


Figure IV.24: Allure du courant en fonction du temps

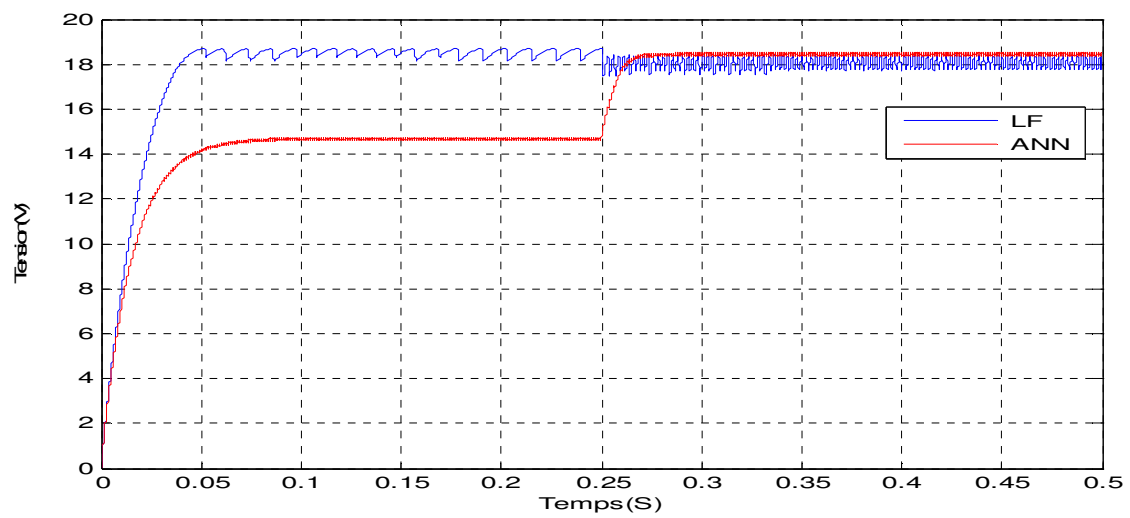


Figure IV.25: Allure du Tension en fonction du temps

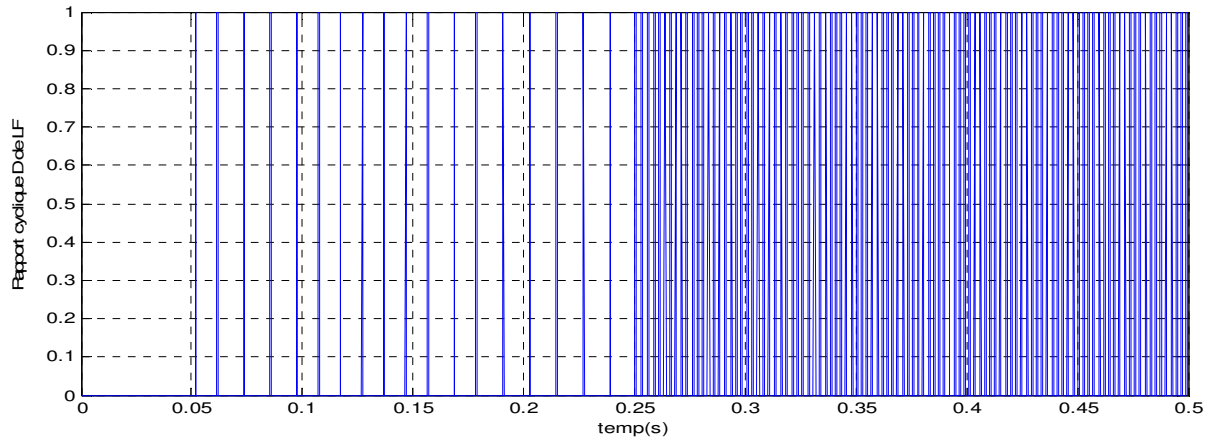


Figure IV.26: Allure du rapport cyclique 'D' en fonction du temps pour LF

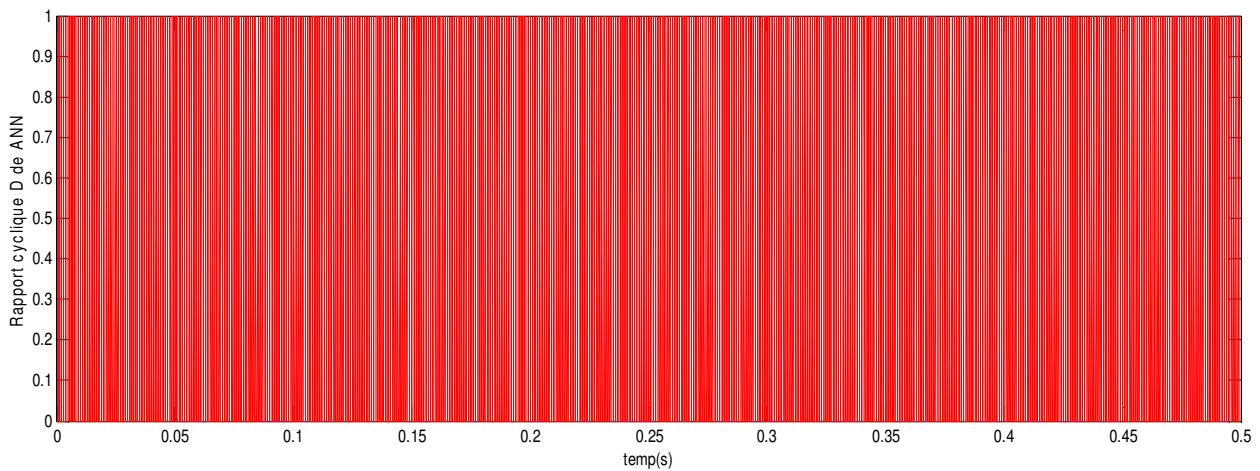


Figure IV.27: Allure du rapport cyclique 'D' en fonction du temps pour RNA

Interprétation des résultats :

- Avec la méthode LF le MPP oscille autour de 55w et 60w avec un temps de réponse de 0.03s. les oscillations sont très importantes qui vont provoquer des pertes de puissance.
- Par contre l'application de RNA présente des avantages, le MPP oscille autour de 55w, mais il présente un temps de réponse élevé par rapport à LF (0.05s).
- Les résultats de simulation illustrés sur les figures IV.23 représentent les allures de puissance délivrée par le GPV, ces résultats confirment le bon fonctionnement du contrôleur LF mais montrent également un meilleur fonctionnement du contrôleur neuronal. Ce dernier a prouvé qu'il a de meilleures performances, l'erreur à l'état permanent très faible, et qu'il est robuste aux différentes variations des conditions atmosphériques.

IV.5 Conclusion :

Nous avons analysé dans l'environnement *MATLAB/SIMULINK* le fonctionnement électrique d'un système PV, adapté par convertisseur DC-DC (hacheur boost), régulé avec une commande MPPT, pour commander le point de puissance maximale (MPPT) d'un système photovoltaïque ; nous avons présenté la méthode de LF et nous avons remarqué que ce dernier dépend fortement des conditions initiales et qu'il présente des oscillations autour de la valeur optimale. Son inconvénient majeur ;est son mauvais comportement suite à un changement brusque de l'éclairement (nuages).

La poursuite du point de puissance maximale par l'approche *RNA* a montré l'efficacité de cette dernière. Son utilisation a permis l'adaptation du point maximal de fonctionnement pour des variations de perturbations externes.

Selon les résultats obtenus, on peut conclure que le système *RNA* fait apparaître une cohérence entre les caractéristiques et l'efficacité des calculs, sa robustesse, sa rapidité et la précision de ses sorties lui permettent de donner des décisions correctes et d'éviter les cas d'indécisions.

Conclusion générale

Conclusion générale:

Il semble que l'utilisation de l'énergie renouvelable serait une bonne solution pour réduire le niveau supérieure de la pollution mondiale, et de couvrir les besoins en énergie, Une des énergies renouvelables qui peut accomplir la demande est l'énergie solaire photovoltaïque, c'est une énergie propre, silencieuse, disponible et gratuite. C'est d'ailleurs ce explique que son utilisation connaît une croissance significative dans le monde.

Le but de notre travail est d'augmenter le rendement de la conversion d'énergie. Pour se faire, nous sommes passés par une étude théorique des énergies renouvelables et leurs principes de fonctionnement et en particulier l'énergie solaire photovoltaïque.

La seconde étape a pour objectif le système photovoltaïque, la commande MPPT et les différents algorithmes pour la recherche de point de puissance maximale Pour cela, nous avons utilisé Simulink de Matlab®, qui nous a permis de simuler les méthodes 'LF 'RNA. Ces techniques ont été testées à l'état stable et lors des changements des conditions atmosphériques (ensoleillement, température) lents ou brusques .Pour mieux amélioré le rendement de ses panneaux nous avons introduit dans le quatrième chapitre la poursuite du MPP à base de réseaux de neurones artificiels et par méthode de logique floue. et nous avons simule le réseau obtenu Sur Matlab® Simulink dans des conditions variables de température et de rayonnement.

En fin, on conclut que la méthode MPPT (RNA) offre des performances et efficacité mieux que la méthode classique MPPT (Floue). Sa robustesse, sa précision de ses sorties lui permettent de donner des décisions correctes et d'éviter les cas d'indécisions, les réseaux de neurones avec leurs capacités à s'adapter à des situations inconnues par le biais de l'apprentissage. Les résultats obtenus lors de notre travail encouragent la poursuite des recherches dans ce sens.

Référence

Bibliographies

Référence Bibliographies

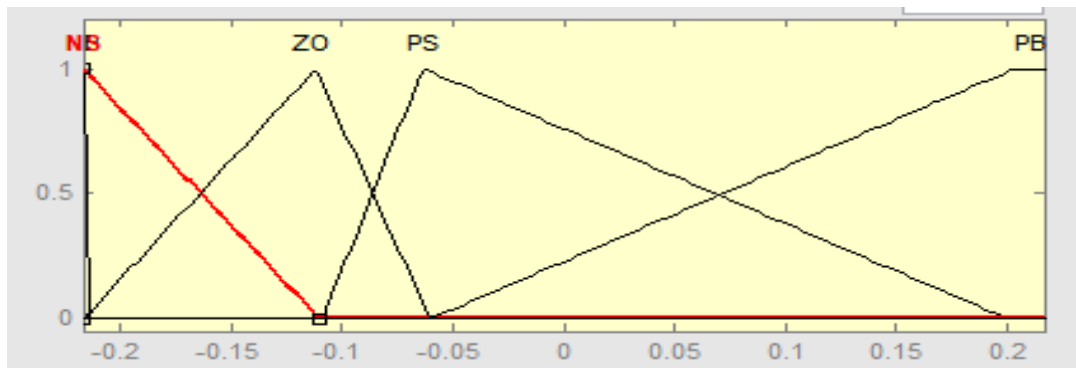
- [1] Touil Nacer Eddine et Ghenbazi Slimane , **Modélisation et Simulation d'un Système Photovoltaïque** , Mémoire de Master Académique , Université El Oued , 2015.
- [2] BOUALEMDENDIB, **Technique Conventionnelles et Avancée de Poursuite MPPT Pour des Applications Photovoltaïque : Étude Comparative**, Université Ferhat Abbes-Sétif, Mémoire de Magister, Département d'électronique TS4/6338, 2007.
- [3] S. NAOUAL, "**Modélisation et Extraction Automatique des Paramètres d'un Générateur**," université Ferhat Abbas de Sétif mémoire de magister, département d'électrotechnique 2010.
- [4] Électricité photovoltaïque <http://www.outilesolaires.com/pv/default.htm>
- [5] Laboratoire de recherche des énergies renouvelable [http : // www.cder.dz /](http://www.cder.dz/).
- [6] F. HEROGUEL, "**Les Cellules Photovoltaïques**," Ecole Normale Supérieure, Lyon Epreuve de projet, 2007.
- [7] A. JELALI « *interconnexion d'un système photovoltaïque sur le réseau électrique* », Thèse de Doctorat, L'université du Québec à Trois-Rivières. 2012
- [8] S. ABOUDA, « *Contribution à la commande des systèmes photovoltaïques : application aux systèmes de pompage* », Thèse de Doctorat, l'Université de Reims Champagne-Ardenne et de l'Université de Sfax, avril 2015.
- [9] Perso.wanadoo.fr/solaire/sm7002.htm.
- [10] BELHADJ MOHAMED, ' modélisation d'un système de captage photovoltaïque autonome' mémoire magistère centre universitaire de BECHAR.
- [11] N.ZEMMOUR, B.A.NASRI, «Réalisation d'un régulateur de charge de batterie dans un système photovoltaïque», PFE ingénieur, USTO, 2005.
- [12] M .F. Shraif « Optimisation et mesure de chaînes de conversion d'énergie photovoltaïque .
- [13] A.Aziz , K.Kassmi, F, Olivier, G.Sarrabayrouse, A.Martinez «Analyse dans l'environnement Orcad-Pspice l'adaptation DC-DC des systèmes PV par des convertisseurs Boost fonctionnant à haute fréquence » rapport LAAS /CNRS N° 05267,19P Toulouse-France, Juin 2005.
- [14] C. Larbes, S.M. Ar't Cheikh*, T. Obeidi, A. Zerguerras. *Genetic algorithms optimized fuzzy logic control for the maximum power point tracking in photovoltaic system*. Renewable Energy 34 (2009) 2093–2100 ,

- [15] K. Sundareswaran, V. Vigneshkumar and S. Palani. "Application of a combined particle swarm optimization and perturb and observe method for MPPT in PV systems under partial shading conditions", Renewable Energy 75 (2015) 308-317.
- [16] Introduction aux Réseaux de Neurones <http://www.morere.eu/spip.php?article19>
- [17] K . Mohamed , G . Amar " La Commande MPPT Basée sur les Algorithmes Intelligents Destinée aux Applications Photovoltaïques " Ghardaïa – Algeria 24 - 25 Octobre 2016
- [18] A. Mechernene: Commande Neuro-Floue Adaptative pour la Régulation de Vitesse d'un Moteur Asynchrone", Mémoire de Magister, Ecole Normale Supérieure d'Enseignement Technique d'Oran, Algérie, 2008.
- [19] Bouhamed amira "Commande MPPT d'un convertisseur buck-boost Par arduino " UNIVERSITE LARBI BEN M'HIDI D'OUM EL BOUAGHI , memoire de fin d'etude 2017 .
- [20] La logique floue <https://www.wikipedia.org/>
- [21] Messaoudi Mohammed Tahar « Simulation d'un système photovoltaïque autonome régulé par logique floue ». Mémoire Master , Université Kasdi Merbah Ouargla. 2015.
- [22] BEHIR Boubaker "Optimisation d'un système photovoltaïque adapté par une commande MPPT floue " L'Université Echahid Hamma Lakhdar d'El Oued ,mémoire Master 2019 .
- [23] Yahiaoui Yasmina " Commande MPPT à base la logique floue et les algorithmes génétiques " Université A.MIRA-BEJAIA , Mémoire de Master 2013 .
- [24] BENADEL Faiza " Etude Et Simulation D'une Commande MPPT Pour Système PV " UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA , mémoire master 2016 .
- [25] BENCHIA HAMZA " Modélisation d'un module photovoltaïque par les réseaux de neurones artificiels" UNIVERSITE LARBI BEN M'HIDI D'OUM EL BOUAGHI , mémoire master 2017 .
- [26] A. Mezache, "optimisation de la détection décentralisée CFAR dans un clutter weibull Utilisant les algorithmes génétiques et les réseaux de neurones flous", Thèse de Doctorat, Université de Constantine, 2009
- [27] Cours : Techniques de l'Intelligence Artificielle , Dr. BEKAKRA Youcef , 2020
- [28] Sediri Bachir Abderezak " Commande MPPT à base d'un réseau de neurone artificiel Pour un système photovoltaïque" UNIVERSITE BADJI MOKHTAR ANNABA , mémoire master .
- [29] Loukriz .A, "optimisation de la modélisation et de la commande d'un système PV par la technique d'intelligence artificielle", Uémoir de magister, Université de M'sila, 2014
- [30] M. Nemissi, «Classification et reconnaissance des formes par algorithmes hybrides,» 2009.

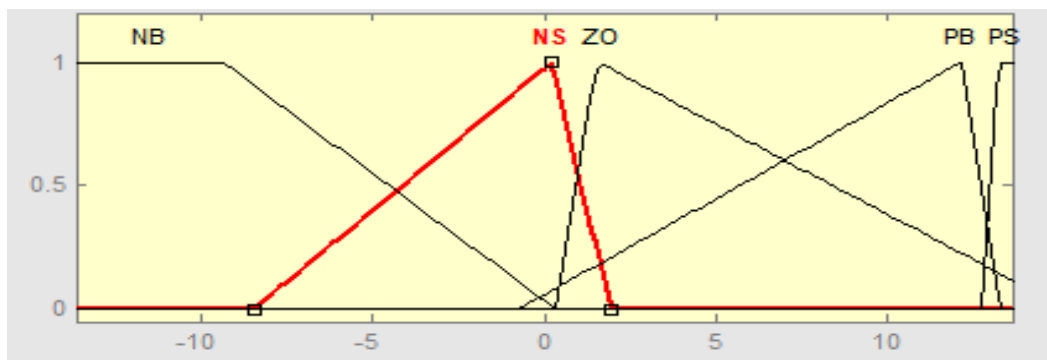
- [31] Ziane. H, Benkaida. S: Utilisation des réseaux de neurones non supervisés dans la prédiction des propriétés des câbles haute tension sous vieillissement thermique Mémoire d'ingéniorat, UZA, Djelfa (Algérie),2008.
- [32] R.P.Lipmann,An introduction to computing with neural network,IEEE ASSP Magazine, April 1987.
- [33] Identification et commande de systéemes non linéaire par LEMMOU Amira BELLAKHDAR KHOUKHA6LEDJEDEL Adila université de M'sila Algérie.2005.
- [34] A. Ould Mohamed Yahya, A. Ould Mahmoud Et I. Youm « etude et modélisation d'un générateur photovoltaïque » revue des energies renouvelables vol. 11 n°3 sénégal, 2008
- [35] S. Liu And R.A. Dougal, “dynamic multiphysics model for solar array”, IEEE transactionson energy conversion, vol. 17, n°2, pp. 285 – 294, june 2002.
- [36] RaisYounes « modélisation du rendement du convertisseur DC/AC dans un système photovoltaïque », mémoire de magister engénie electrique, ecole nationale polytechnique départementd'electronique laboratoire des dispositifs de communication et de conversion photovoltaïque, 2012
- [37] J. Ferrieux, f. Forest, « alimentations a découpage convertisseurs a résonance: principes composants modélisation ». Paris, france: dunod, 1999.
- [38] A.Benayad, « modélisation des panneaux photovoltaïques par les méthodes de soft computing» mémoire de magister, département de génie electrique, université de béjaia 2011.
- [39] Alain Bilbao « learreta réalisation de commandes mppt numériques » diplôme ingénieur technique industriel, septembre 2006
- [40] N.Femia, G. Lisi, G. Petrone,AndM.Vitelli “distributed maximum power point tracking of photovoltaic arrays: novel approach and system analysis”. IEEE transaction on industrial electronics,vol. 55, no. 7. 2008.
- [41] C.Andr´Es, G.Spagnuolo, G. Petrone, M.Vitelli And J.David bastidas “a multivariable mppt algorithm for granular control of photovoltaic systems” IEEE 2010 .
- [42] F.Slama, « modélisation d'un système multi générateurs photovoltaïques interconnectés au réseau electrique », mémoire de magister d'electrotechnique, sétif 2012.
- [43] M.Obeidi, « commande des hacheurs mppt par logiquefloue », mémoire de magister, ecole nationale polytechnique 2006.
- [44] : www.abcelectronique.com.
- [45] www.21404.gel.ulaval.ca.
- [46] **A. Bentaillah**, « étude expérimental et de simulation des performance d'une installation PV de faible puissance », mémoire de Magister en physique énergétique,Tlemcen, 1994.

- [47] **R.P. Mukund**, « Wind and solar Power Systems », Ph.D, P.e U.S merchant Marine Academy, Kings Point, New York, CRC Press LLC 1999.
- [48] **Maouedj Rachid** : *APPLICATION DE L'ENERGIE PHOTOVOLTAÏQUE AU OMPAGE HYDRAULIQUE SUR LES SITES DE TLEMCEN ET DE BOUZAREAH*. Mémoire De magister Université Abou Bekr Belkaïd . *TLEMCEN* .décembre 2005
- [49] **Chedid, R., Saliba, Y., 1996**. « Optimization and control of autonomous renewable energy systems ». International Journal of Energy Research 20, 609–624.
- [50] **F.Benyarou**, « Conception Assistée Par Ordinateur des Système PV Modélisation, dimensionnement et simulation », thèse de doctoral en physique énergétique, Tlemcen, 2004.
- [51] : **G. Séguier et F. Labrique**. "Les Convertisseur de L'électronique de Puissance, et Comportement Dynamique", Tome5, Technique et documentation –Lavoisier, 1998.
- [52] : **A. Zerga, F. Benyarou et B. Benyousef** « Optimisation du rendement d'une cellule solaire NP au silicium monocristallin » Rev .Energ. Ren : physique Energétique (1998pp.95-100).
- [53] : **YANN RIFFONNEAU** :GESTION DES FLUX ENERGETIQUES DANS UN SYSTEME PHOTOVOLTAÏQUE AVEC STOCKAGE CONNECTE AU RESEAU .THESE DOCTORAT UNIVERSITE JOSEPH FOURIER ; Le 23 octobre 2009 .
- [54] :**K. Kassmi¹, M. Hamdaoui¹ et F. Olivié**, "Conception et modélisation d'un système photovoltaïque adapté par une commande MPPT analogique" Revue des Energies Renouvelables Vol. 10 N°4 (2007) 451 – 462.

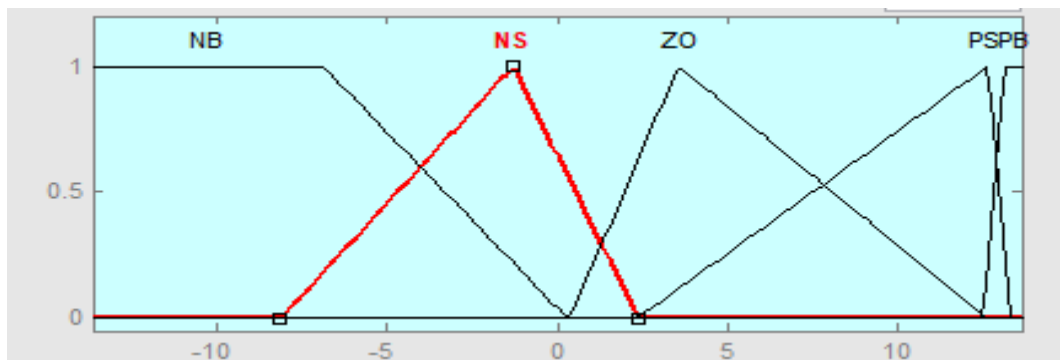
ANNEX



Fonctions d'appartenance de la variable ΔV



Fonctions d'appartenance de la variable ΔP



Fonctions d'appartenance de la variable ΔD

		ΔV					
		ΔD	NB	NS	ZO	PS	PB
ΔP	NB	ZO	ZO	NB	ZO	PS	
	NS	NB	ZO	ZO	NB	PS	
	ZO	NS	NS	PS	NB	ZO	
	PS	NB	ZO	PS	NS	PS	
	PB	PS	NS	PB	NS	ZO	

Base de règles du MPPT floue