

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
CENTRE UNIVERSITAIRE SALHI AHMED – NAAMA



INSTITUT DES SCIENCES ET TECHNOLOGIES
DÉPARTEMENT DE TECHNOLOGIE

MÉMOIRE

En vue de l'obtention du diplôme de **Master** en :

Électrotechnique

Option : Énergies Renouvelables en Électrotechnique

Intitulé :

L'UTILISATION DE RÉSEAUX NEURONES ARTIFICIELS POUR LA COMMANDE D'UN ÉTAGE MPPT

Présenté par :

- Agha Fatna
- Derbale Fatima Zohra
- Mebarki Ikram

Soutenu le : ...23/09/2020.... devant le Jury :

Mme.N.Medjahed	MCB	Centre Universitaire Naâma	Présidente
M. R.Lahcen	MCB	Centre Universitaire Naâma	Examineur
M. F.Ben Mohamed	MCB	Centre Universitaire Naâma	Encadreur

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

الحمد لله الذي علم الإنسان ما لم يعلم، والصلاة والسلام على
سيدنا محمد الذي بعث معلماً وعلى آله وصحبه الذين اتبعوه
يا حسان وبعد، نقدم لكم اليوم هذه المذكرة ونحن نأمل ونطمح
أن تنال إعجابكم جميعاً، ونتمنى من الله أن نكون قد وفقنا في
تقديمها وكتابتها.

وَقُلْ اَعْمَلُوا فَسَيَرَى اللَّهُ عَمَلَكُمْ وَرَسُولُهُ وَالْمُؤْمِنُونَ

REMERCIEMENTS

Au terme de cette étude, nous remercions tout d'abord Allah le tout puissant de nous avoir procuré santé, courage, patience et volonté durant toutes les années de nos études et nous avoir permis la réalisation de ce présent travail.

Nos vifs remerciements vont à notre encadreur DR. Benmohamed Fayssal Elyamani, pour son encadrement et engagement. Ce mémoire n'aurait pas vu le jour sans son encouragement, son patience et même son humour.

Nos remerciements s'adressent également aux membres du jury de notre soutenance qui ont accepté d'évaluer notre manuscrit, et de l'enrichir par leurs propositions.

Nous remercions tous les enseignants qui ont contribué à notre formation académique.

Dédicaces

*Nous dédions ce travail à nos très chères parents
qui nous aident à aller de l'avant vers le meilleur et
qui nous soutiennent moralement et matériellement*

À nos très chères frères et sœurs

À toute notre famille

À tous ceux qu'on aime

Enfin, un grand merci à tous ceux qui nous ont aidés

Résumé :

À l'ère du développement durable, la technologie photovoltaïque a montré son potentiel significatif comme source d'énergie renouvelable. Ce mémoire est centré sur l'amélioration des performances et du rendement d'un système photovoltaïque. L'objectif principal est de faire une étude comparative entre deux méthodes MPPT : classique (P&O) et l'autre basée sur l'intelligence artificielle (RNA) et de trouver la plus efficace entre eux.

Notre système est constitué du GPV du type CEM 240P_60 et un convertisseur DC/DC type Boost considéré comme un étage d'adaptation entre le PV et la charge pour permettre au système d'extraire le maximum de puissance du générateur photovoltaïque.

Nous avons donc étudié puis simulé par Matlab/Simulink les deux méthodes, à travers les résultats de simulation, nous avons pu constater que (P&O) présente des oscillations autour du MPP et son algorithme interprète mal tout changement brusque du niveau de rayonnement. La commande MPPT (RNA) donne de meilleures réponses en termes de précision et de temps de réponse sous des conditions météorologiques constantes et variables.

Mots clés : Photovoltaïque, MPPT, RNA, P&O, Boost, Matlab/Simulink.

Abstract:

In the era of sustainable development, photovoltaic technology has demonstrated its significant potential as a renewable energy source. This thesis focuses on improving the performance and efficiency of a photovoltaic system. The main objective was to make a comparative study between some MPPT methods: classic (P&O) and another based on artificial neural (ANN) and to find the most effective between them. Our system consists of GPV type: CEM 240P_60 and a DC/DC converter 'BOOST' considered as an adaptation stage between generator PV and the load to allow the system to extract the maximum power from the photovoltaic generator PV. We have studied and simulated in Matlab/Simulink. Through the simulation results, we found that (P & O) has oscillations around the MPP. Algorithm and misinterpret any sudden change in the level of radiation. MPPT (ANN) control gives better results in terms of accuracy and response time under constant and variable weather conditions.

Key words: Photovoltaic, MPPT, BOOST, P&O, ANN, Matlab/Simulink.

ملخص:

في عصر التنمية المستدامة، استحوذت تكنولوجيا الطاقة الشمسية مكانة فعالة في مجال الطاقات المتجددة. يصبُّ إتمامنا في هذا البحث على تحسين أداء و مردود النظام الكهروضوئي عن طريق تعقب نقطة الاستطاعة العظمى و نذكر منها على سبيل المثال طريقتين: الأولى الطريقة الكلاسيكية (الاضطراب و المراقبة)، الثانية أساسها الذكاء الاصطناعي (شبكة الخلايا العصبونية الاصطناعية) حيث تجري دراسة للمقارنة بين الطريقتين لغرض إيجاد الأكثر كفاءة بينهما. فُمنّا بدراسة نظام مكون من لوح شمسي من نوع CEM240P_60 و محول مستمر-مستمر Boost.

هذا الأخير يعتبر همزة وصل بين المولد الكهروضوئي و الحموله، حيث أنه يسمح للنظام باستخراج أقصى طاقة من المولد. من خلال نتائج المحاكاة التي تمت بواسطة ماطلاب تمكنا من ملاحظة أن طريقة (الاضطراب و المراقبة) تعرض ذبذبات حول نقطة الاستطاعة العظمى إذا تعتبر أقل كفاءة، على غرار طريقة (شبكة الخلايا العصبونية الاصطناعية) نستنتج أن كفاءتها أفضل من حيث الدقة و وقت الاستجابة مهما كانت الظروف الجوية ثابتة أو متغيرة. **الكلمات المفتاحية:** النظام الكهروضوئي ، الاضطراب و المراقبة، شبكة الخلايا العصبونية الاصطناعية، تعقب نقطة الاستطاعة العظمى، محول مستمر- مستمر.

Sommaire

Sommaire	I
Nomenclature	IV
List des figures	VII
List de tableaux	X
Résumé	XI
Introduction générale	1

Chapitre I : Généralités sur les systèmes photovoltaïques

I.1. Introduction	3
I.2. Définition des énergies renouvelables	3
I.3. Énergie solaire	4
I.4. Les cellules photovoltaïques	4
I.4.1. Description de la cellule	4
I.4.2. Dopage et la jonction PN	5
I.4.3. Principe de fonctionnement	6
I.4.4. Les types des cellules photovoltaïques	7
I.4.4.1. Cellule au silicium monocristallin	7
I.4.4.2. Cellule au silicium poly cristallin	8
I.4.4.3. Silicium amorphe	8
I.5. Modélisation et Simulation d'une cellule photovoltaïque	9
I.5.1. Modélisation de la cellule photovoltaïque	9
I.5.1.1. Circuit équivalent d'une cellule photovoltaïque	9
I.5.1.2. Mise en équation de la cellule photovoltaïque	10
I.5.1.3. Paramètres d'une cellule photovoltaïque	10
I.5.2. Simulation et interprétation des résultats	12
I.5.2.1. Modèle de simulation	12
I.5.2.2. Influence de l'éclairement	13
I.5.2.3. Influence de la température	14
I.6. Générateur photo voltaïque	16
I.6.1. Association des cellules photovoltaïque	16
I.6.1.1. Association série	16
I.6.1.2. Association parallèle	17
I.6.1.3. Association mixte (série / parallèle)	17

I.7. Protection classiques d'un générateur photovoltaïque	18
I.7.1. Les diodes séries (Diode anti-retour)	18
I.7.2 Les diodes parallèles (Diode by-pass)	18
I.8. Avantages et inconvénients de l'énergie photovoltaïque.....	19
I.8.1. Les Avantages	19
I.8.2 Les inconvénients et les limites	19
I.9. Conclusion	19

Chapitre II : La commande MPPT pour les systèmes photovoltaïques

II.1. Introduction	20
II.2. Le hacheur	20
II.2.1. Hacheur parallèle (Boost)	20
II.2.2. Hacheur série (Buck)	22
II.2.3. Hacheur mixte (série_ parallèle) (buck-boost)	22
II.3. Avantage de convertisseur BOOST	23
II.4. Techniques de poursuite du point de puissance maximale MPPT.....	23
II.4.1. Commande MPPT des convertisseurs DC/DC	23
II.4.2. Principe du MPPT	23
II.4.3. Les algorithmes MPPT.....	24
II.4.3.1. La méthode Perturbe & Observe (P&O)	24
II.4.3.2. La méthode incrémentation de la conductance	26
II.4.3.3. Approche basée sur les réseaux de neurones artificiels	28
II.4.4. Modèle de simulation de la commande MPPT (P&O)	28
II.5. Simulation du système photovoltaïque adapté à la commande MPPT	29
II.6. Conclusion	32

Chapitre III : La commande MPPT par les réseaux de neurones

III.1. Introduction	33
III.2. Historique	33
III.3. Neurophysiologique (biologique)	33
III.4. L'architecture du neurone	34
III.5. Neurone Artificiel	35
III.6. Structure d'interconnexion	36

III.6.1. Le voisinage	36
III.6.2. Architecture des réseaux de neurones	36
III.6.2.1. Réseau à connexions globales (Réseau multicouche classique)	36
III.6.2.2. Réseau à connexions locales	37
III.6.2.3. Réseau à connexions complexes (connexions complète)	37
III.6.2.4. Réseau à connexions récurrentes	38
III.7. La fonction de transition	39
III.7.1. Fonction binaire a seuil	39
III.7.2. Fonction linéaire	40
III.7.3. Fonction linéaire à seuil ou multi-seuils.....	40
III.7.4. Fonction sigmoïde	41
III.8. Modèles des réseaux de neurones	41
III.8.1. Modèle de Hopfield	41
III.8.2. Le modèle perceptron	41
III.8.3. Le modèle Adaline	42
III.9. L'apprentissage	43
III.9.1. Types d'apprentissages	43
III.9.2.1. Apprentissage supervisé	43
III.9.2.2. Apprentissage non supervisé	44
III.9.2.3. Apprentissage auto-supervisé	44
III.9.2. Algorithmes d'apprentissage	44
III.9.2.1. Retropropagation du gradient	44
III.9.2.2. L'algorithme de rétropropagation	44
III.9.2.3. L'algorithme de Levenberg-Marquardt	45
III.10. Méthodes d'optimisation du second ordre.....	46
III.11. Avantage des réseaux de neurones	46
III.12. Inconvénient des réseaux de neurones	46
III.13. Poursuite du PPM à base de RNA	47
III.14. Simulation de méthode d'extraction de puissance maximale par les RNA ...	47
III.14.1. Simulation	47
III.14.2. Choix de la structure du réseau	48
III.14.3. Comparaison des résultats des techniques de commande (RNA, P&O)	49
III.15. Conclusion	49
Conclusion Générale	50
Références Bibliographiques	50

Liste des figures

Chapitre I :

- Fig. I-1** : Différentes techniques de cellules photovoltaïques.
- Fig. I-2** : Description d'une cellule.
- Fig. I-3** : Diagrammes de bandes d'énergie au voisinage de la jonction.
- Fig. I-4** : Cellule solaire monocristalline.
- Fig. I-5** : Cellule solaire poly cristalline.
- Fig. I-6** : Cellule solaire amorphe.
- Fig. I-7** : Schéma équivalent d'une cellule photovoltaïque.
- Fig. I-8** : Modèle de simulation d'un générateur PV.
- Fig. I-9** : Caractéristique $I=f(v)$.
- Fig. I-10**: Influence de l'éclairement sur la caractéristique $I=f(V)$.
- Fig. I-11** : Influence de l'éclairement sur la caractéristique $P=f(V)$.
- Fig. I-12** : Influence de la température sur la caractéristique $I=f(V)$.
- Fig. I-13** : Influence de la température sur la caractéristique $P=f(V)$.
- Fig. I-14** : Cellule PV, panneau PV et champ PV.
- Fig. I-15** : Caractéristique courant tension de N_s cellule en série.
- Fig. I-16** : Caractéristique courant tension de N_p cellule en parallèle.
- Fig. I-17** : Diodes anti-retour.
- Fig. I-18** : Diodes anti-retour et by-pass.

Chapitre II :

Fig.II-1 : Symbole d'un convertisseur DC-DC.

Fig.II-2 : Le convertisseur survolteur (ou boost).

Fig.II-3 : Signaux typiques de convertisseur boost.

Fig.II-4 : Convertisseur dévolteur (ou buck).

Fig.II-5 : Convertisseur buck-boost.

Fig.II-6 : Chaîne de conversion d'énergie solaire comprenant une commande MPPT.

Fig.II-7 : Schéma de converge vers le PPM par P&O.

Fig.II-8 : Organigramme de l'algorithme de MPPT à base de la méthode P&O.

Fig.II-9 : Trajectoire par Incrémentation de Conductance.

Fig.II-10 : Organigramme de l'algorithme d'incrémentation de la conductance.

Fig. II-11 : Modèle de simulation de MPPT (P&O).

Fig. II-12 : Schéma Matlab simulink d'un système photovoltaïque avec la commande MPPT (P&O).

Fig. II-13 : Allure du gisement en fonction de temps $G(t)$.

Fig. II-14 : Allure de la puissance en fonction de temps $P(t)$ ($G= 1000, 800,600 \text{ w/m}^2$; $T=25 \text{ c}^\circ$).

Fig. II-15 : Allure de la température en fonction de temps $T(t)$.

Fig. II-16 : Allure de la puissance en fonction de temps $P(t)$ ($G= 1000 \text{ w/m}^2$; $T= 0, 25,50 \text{ c}^\circ$).

Chapitre III :

- Fig. III-1** : Représentation schématique d'un neurone biologique.
- Fig. III-2** : Représentation d'un neurone formel.
- Fig. III-3** : Plusieurs types de voisinage entre neurones.
- Fig. III-4** : Connexions globales.
- Fig. III-5** : Connexions locales.
- Fig. III-6** : Connexions complexes.
- Fig. III-7** : Connexions récurrentes.
- Fig. III-8** : Calcul de l'état de neurone.
- Fig. III-9** : Fonction Heaviside.
- Fig. III-10** : Fonction signe.
- Fig. III-11** : Fonction linéaire.
- Fig. III-12** : Fonction sigmoïde.
- Fig. III-13** : Le modèle du perceptron.
- Fig. III-14** : Représentation du système Adaline.
- Fig. III-15** : Schéma synoptique d'un système photovoltaïque doté
d'un contrôleur neuronal MPPT sous Simulink.
- Fig. III-16** : Schéma structurel de réseaux de neurones artificiels.
- Fig. III-17** : Allure de comparaison entre la puissance générée en
fonction de temps ($G= 600, 800, 1000$; $T= 25c^{\circ}$).

Liste de tableaux

Chapitre I :

Tableau I.1: Les caractéristiques de modèle photovoltaïque CEM 240P_60.

Chapitre III :

Tableau III.1: Analogie entre le Neurone Biologique et le Neurone Artificiel.

Nomenclature

Abréviations utilisées:

SiC: Carbure de silicium.

GaAs : Arséniure de gallium.

CdTe : Tellure de cadmium.

SiGe: Silicium-germanium.

CdS: Sulfure de cadmium.

CuInGaSe₂: Le diséléniure de gallium, de cuivre et d'indium.

PV: Photovoltaïque.

STC: Les conditions standards de test.

FF: Facteur de forme.

MPPT : Maximum Power Point Tracking.

P&O : Perturbation et Observation.

PPM: Point de puissance maximale.

RNA/ANN: Réseau de neurone artificiel.

INC: Incrémental conductance.

GPV : Générateur photovoltaïque.

CV: Constant voltage.

DC /DC: Courant Continu/ Courant Continu.

CC: Courant continu.

Y_{est} : Y estimé.

Symboles:

N_p: Nombre des cellules en parallèles.

N_s: Nombre des cellules en séries.

K1/K2: Interrupteur.

η: Rendement.

α: Le rapport cyclique.

L: L'inductance [L].

C/C1: Condensateur [F].

q: La charge d'un électron [$1.6 \cdot 10^{-19}$ C].

K: Constant de Boltzmann [$1.381 \cdot 10^{-23}$ J/K].

m : Facteur d'idéalité de la diode ($m \in [1,2]$).

S : Surface [m²].

E_m : Eclairement moyenne [W/m²].

G: L'éclairement [W/m²].

P_{max}: La puissance maximale [W].

P_{inc}: La puissance de rayonnement incident [W].

P_{pv}: La puissance d'un générateur photovoltaïque [W].

V_s: La tension de sortie [v].

V_e: La tension d'entrée [v].

V: Tension de sortie de la cellule [v].

V_{co}: Tension de circuit ouvert [v].

V_{mpp}: Tension au point de puissance maximale [v].

V_{pv}: La tension aux bornes du générateur photovoltaïque [v].

I_d: Courant direct de la diode [A].

I_{mpp}: Courant au point de puissance maximale [A].

I_{cc} : Courant de court circuit [A].

I : Courant de sortie de la cellule [A].

I₀ : Courant de saturation de la diode [A] .

I_{ph} : Courant photo-généré ou photo-courant [A].

I_{pv} : Le courant que peut délivrer un GPV [A].

T : la température de la cellule [K°].

T_a : Température ambiante [°C].

T_{UC} : Température d'utilisation de la cellule [°C].

T_c : Température absolue de fonctionnement de la jonction [K°].

E_g : Energie de gap [J].

E_c : Energie de conduction [J].

E_v : Energie de valence [J].

R_s : Résistance série [Ω].

R_p : Résistance parallèle [Ω].

.

Introduction Générale

Le monde est en développement continu, ce qui engendre l'augmentation de la consommation d'énergie de plus en plus forte, la problématique imposée de ce développement est la recherche de sources d'énergie inépuisable vue que toutes les énergies déjà utilisées sont de sources fossiles qui ont une durée de régénérescence extrêmement lente à l'échelle de la vie humaine ce qui engendrera un risque non nul de leurs épuisement (comme le charbon, le gaz naturel, le pétrole et L'uranium), En plus des pollutions et réchauffements climatique dus à leurs production (l'effet de serre).

L'énergie solaire représente certainement la source d'énergie renouvelable la plus élégante. Elle est entraine de s'imposer comme une valeur sure dans les applications à petite et moyenne consommation d'énergie, surtout depuis que les panneaux solaires sont devenus moins chers pour des rendements meilleurs.

Les panneaux solaires ou photovoltaïques (PV) sont l'élément de base de tout système de conversion d'énergie photovoltaïque. La caractéristique électrique du panneau PV est de nature non linéaire et possède un point particulier appelé « Point de Puissance Maximale » (en anglais "Maximum Power Point" MPP). Ce point est le point de fonctionnement optimal pour lequel le panneau opère à sa puissance maximale [1]. L'énergie photovoltaïque dépend fortement des conditions climatiques et de la localisation du site, ce qui rend la position du MPP variable dans le temps et donc difficile à situer.

Dans la plupart des systèmes de conversion d'énergie photovoltaïque, on trouve une technique ou un algorithme particulier nommé « Maximum Power Point Tracking » (MPPT) qui se traduit par poursuite du point de puissance maximale. Cette technique, comme son nom l'indique, traque le MPP dans le temps et permet de tirer le maximum de puissance que le panneau est apte à fournir [2]. Le MPPT vise à améliorer et à optimiser l'exploitation des systèmes photovoltaïques. Il permet d'avoir un gain qui peut atteindre 25%, d'où son importance [3]. Techniquement, le MPPT fait appel à une interface entre le panneau et la charge qui est généralement un dispositif de conversion de puissance [2].

Le problème qui se pose toujours, est comment faire fonctionner le système photovoltaïque pour qu'il fournisse sa puissance maximale? Plusieurs critères d'optimisation de l'efficacité des systèmes photovoltaïques étaient appliqués, et des techniques suivies pour avoir une adaptation et un rendement élevé.

La méthode MPPT rentre en compte ici, elle fait appel à des techniques, à savoir les techniques traditionnelles : numériques, analogiques et analytiques ou les technique basées sur l'intelligence artificielle telle que les réseaux de neurones, la logique floue, le neurone-flou, les algorithmes génétiques (GA) et la technique SWARM (PSO).....

Dans ce sens, l'utilisation de technique l'intelligence artificielle telle que les réseaux de neurones sera l'objectif de notre travail, pour détecter le point de puissance maximale dans un système photovoltaïque sous différentes conditions climatiques. Afin de valider l'importance des telles méthodes, on va les comparer avec la célèbre méthode classique dite Perturbation et observation où l'on cherche toujours à avoir un algorithme dit efficace.

Ce mémoire composé de trois chapitres est organisé comme suit :

Le premier chapitre présente dans un premier temps la définition et le principe de fonctionnement de la cellule photovoltaïque, les différents types et associations des cellules et les différentes installations photovoltaïques. La modélisation et la simulation sous MATLAB du panneau photovoltaïque sont présentées dans un second temps.

Dans le deuxième chapitre, nous faisons un aperçu sur les différentes techniques de poursuite de la puissance maximale PPM traditionnelles en générale et nous nous intéressons sur la méthode classique de PPM (P&O) en particulier du côté modélisation et simulation.

Dans le troisième chapitre, Nous avons commencé notre étude par la présentation de quelques généralités sur les réseaux de neurones : la modélisation de la loi de commande MPPT neuronale où une étude comparative entre la technique neuronale et la technique P&O est aussi présentée.

A la fin de ce mémoire, nous donnons une conclusion générale.

Chapitre I

I.1. Introduction :

Depuis plusieurs années, l'être humain a cherché à utiliser l'énergie émise par le soleil. La plupart des utilisations sont directement liées à la vie de tous les jours comme dans les diverses applications de séchage et chauffage autant artisanales qu'industrielles ou bien dans des phénomènes de réactions chimiques comme la photosynthèse. Cette énergie est disponible en abondance sur toute la surface de la terre malgré une atténuation importante lors de la traversée de l'atmosphère. Cette énergie est de l'ordre de **1000w/m²** dans les zones tempérées et atteint **1400 w/m²** dans les zones où l'atmosphère est faiblement polluée en poussière ou chargée d'eau [4].

Sachant que l'intensité du flux solaire reçue au niveau du sol dépend de :

- L'orientation, la nature et de l'inclinaison de la surface terrestre.
- L'altitude, la latitude et du degré de pollution du lieu de collecte.
- La période de l'année, ainsi que de l'instant considéré dans la journée
- La nature des couches nuageuses.

Ce chapitre présente une introduction au système photovoltaïque, il a pour but d'expliquer le principe de fonctionnement de ce système.

I.2. Définition des énergies renouvelables :

Les énergies renouvelables sont des énergies qui peuvent être régénérées naturellement. Il y a cinq familles principales d'énergies renouvelables. Dans l'ordre d'importance de leur exploitation actuelle, ce sont :

- l'énergie solaire.
- l'énergie éolienne.
- l'énergie hydraulique (hydroélectricité).
- la biomasse (avec le bois de chauffage, ainsi que biogaz...).
- la géothermie. [5]

I.3. Énergie solaire :

Ce type d'énergie renouvelable est issu directement de la captation du rayonnement solaire. On utilise des capteurs spécifiques afin d'absorber l'énergie des rayons du soleil et de la rediffuser selon deux principaux modes de fonctionnement :

- **Solaire photovoltaïque (panneaux solaires photovoltaïques) :** l'énergie solaire est captée en vue de la production d'électricité.
- **Solaire thermique (chauffe-eau solaire, chauffage, panneaux solaires thermiques) :** la chaleur des rayons solaires est captée et rediffusée, et plus rarement sert à produire de l'électricité. [6]

I.4. Les cellules photovoltaïques :

I.4.1. Description de la cellule :

C'est l'élément de base qui grâce à lui la conservation est faite par l'assemblage de plusieurs cellules, on peut atteindre la puissance que l'on veut.

Les photopiles ou cellules photovoltaïques sont des composants optoélectroniques qui transforment directement la lumière solaire en électricité. Elles sont réalisées à l'aide des matériaux semi-conducteurs ayant des propriétés intermédiaires entre conducteurs et isolants.

Le matériau de base est dans la plupart des cas le silicium. Selon le procédé de fabrication, on obtiendra des photopiles plus ou moins performantes, sous forme amorphe, poly-cristalline ou monocristalline. D'autres matériaux sont utilisables : Arséniure de gallium (AsGa), Tellure de cadmium (CdTe). [7]

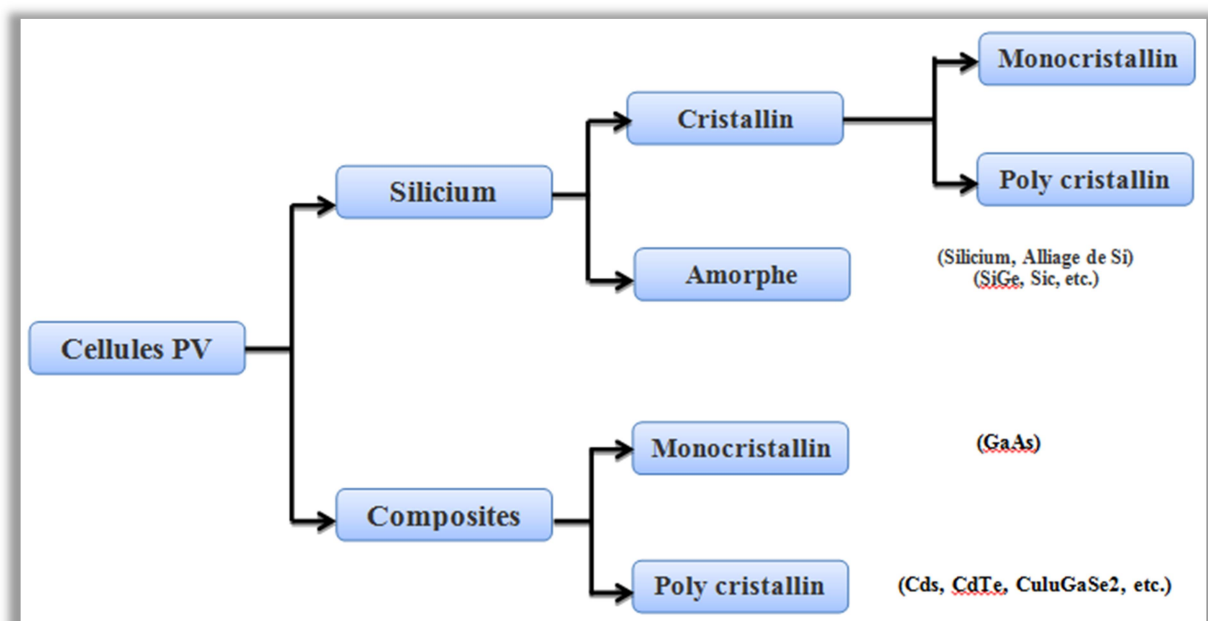


Fig. (I.1): Différentes techniques de cellules photovoltaïques.

I.4.2. Dopage et la jonction PN :

Le fonctionnement de la photopile est basé sur les propriétés électroniques acquises par le silicium quand des atomes étrangers en petit nombre (des "impuretés") sont substitués à des atomes de silicium dans un réseau cristallin : c'est ce que l'on appelle le **dopage** :

- Si l'atome d'impureté contient plus d'électrons que le silicium, le matériau contiendra des électrons libres en excès : il sera dit de **type "N"** (ex : **dopage au phosphore**).
- Si l'atome d'impureté contient moins d'électrons que le Silicium, le matériau sera déficitaire en électrons : il sera dit de **type "P"** (ex : **dopage au bore**).

Une cellule solaire sera obtenue en constituant une jonction de deux zones de type opposées (**jonction PN**). Au voisinage de la jonction, un champ électrique apparaît provoqué par le déséquilibre de charges. Il va contribuer à drainer les électrons qui auront été détachés par l'énergie des photons (grains de lumière) incidents. Pratiquement, la cellule PV est composée de plusieurs couches minces **figure I.2** à savoir :

- Une couche "**antireflet**" sur la face avant dont le but est de faciliter au maximum la pénétration d'un maximum de photons à travers la surface et de réduire les pertes par réflexion.
- Une grille conductrice avant "**collectrice des électrons**" qui doit également être liée au silicium et ne pas être sensible à la corrosion.
- Une couche dopée N avec porteurs de charge libres négatifs (électrons).
- Une couche dopée P avec porteurs de charge positifs (trous).
- Une surface de contact conductrice en métal (collectrice des électrons), ayant une bonne conductivité ainsi qu'un bon accrochage sur le silicium.

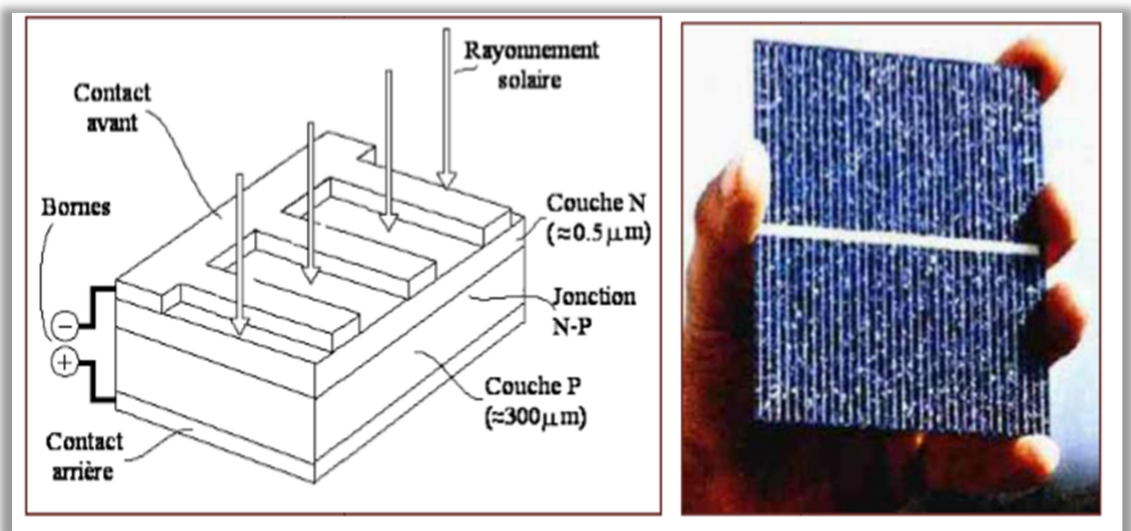


Fig. (I.2):Description d'une cellule.

I.4.3. Principe de fonctionnement :

Le fonctionnement des cellules PV repose sur un effet physique appelé: **l'effet photovoltaïque**, qui se traduit par la transformation directe de la lumière en électricité (courant continu CC). Son principe réside en une collision des photons incidents (flux lumineux) avec les électrons libres et les électrons de valence en leur communiquant une énergie ($h\nu$), si cette énergie est supérieure ou égale à l'énergie de gap de ce semi-conducteur ($E_g = E_c - E_v$), l'électron passe de la bande de valence à la bande de conduction en laissant un trou derrière lui, d'où l'apparition des paires électron- trou dans différents points de la jonction **Figure I.3** .

Donc toute particule minoritaire près de la jonction a une probabilité très forte pour la traverser et la jonction s'oppose uniquement le passage des porteurs majoritaires. [7]

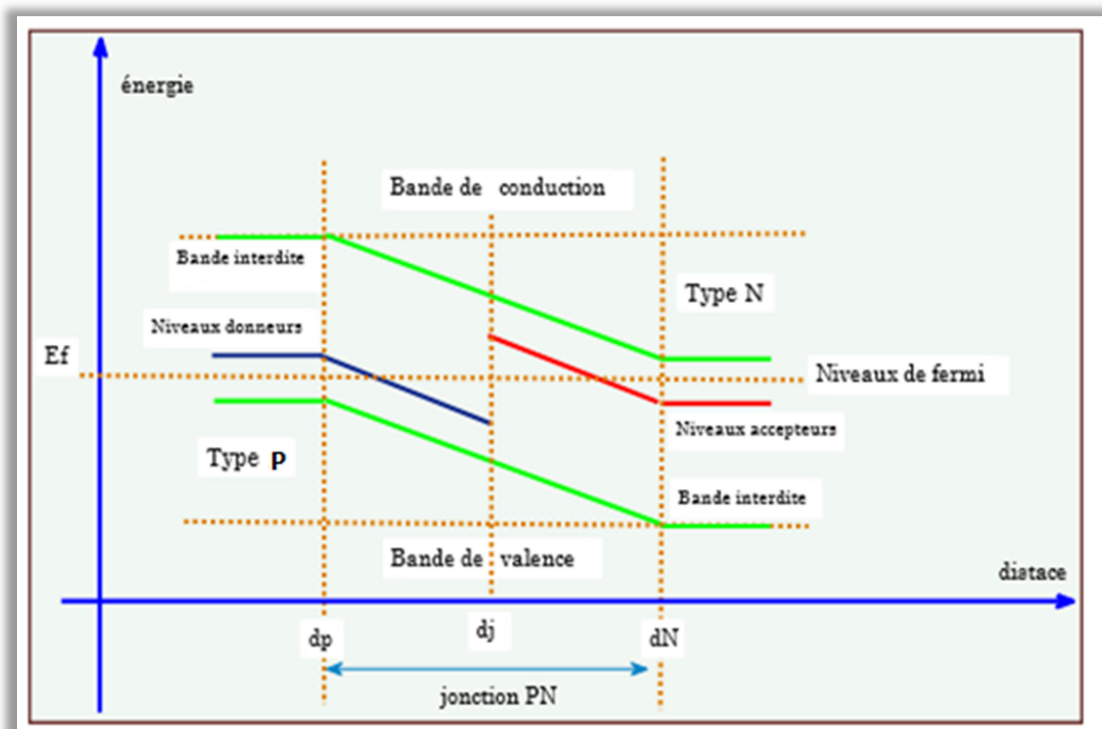


Fig. (I.3): Diagrammes de bandes d'énergie au voisinage de la jonction.

Si les photons ont une énergie très supérieure à E_g , ils passent de la bande de valence à un niveau instable de la bande de conduction. L'excès d'énergie sera transmis sous forme de photons au réseau cristallin puis perdu en chaleur et l'électron prendra un niveau stable dans la bande de conduction.

Si les photons ont une énergie inférieure E_g ils ne seront pas absorbés et leurs énergies ne contribuent pas à la conversion photovoltaïque.

La longueur d'onde correspondant au maximum de photons est de l'ordre de **650nm-670nm**. L'expression qui exprime l'énergie d'un photon est donnée par la relation :

$$E = hxc/\lambda \quad (I. 1)$$

Où λ : La longueur d'onde [m]

h : La constante de Planck ($h=6.63 \cdot 10^{-34}$ j.s)

c : La vitesse de la lumière [m/s]

Ainsi, plus la longueur d'onde est courte, plus l'énergie du photon est grande. Cette Découverte value à Albert Einstein le prix Nobel en 1905.

I.4.4. Les types des cellules photovoltaïques :

Il existe différents types de panneaux solaires, les plus utilisés sont [8] :

I.4.4.1. 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 éclaircissement.
- 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.

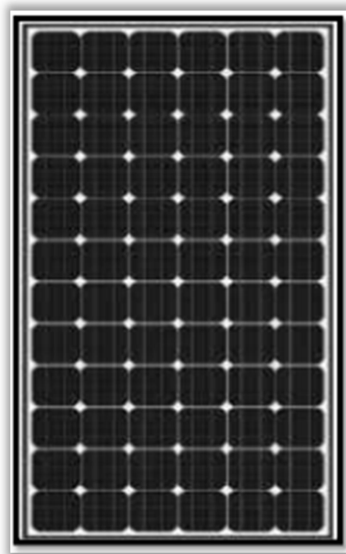


Fig. (I.4): Cellule solaire monocristalline

I.4.4.2. 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.



Fig. (I.5): Cellule solaire poly cristalline.

I.4.4.3. 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.



Fig. (I.6): Cellule solaire amorphe.

I.5. Modélisation et Simulation d'une cellule photovoltaïque :

I.5.1. Modélisation de la cellule photovoltaïque :

I.5.1.1. Circuit équivalent d'une cellule photovoltaïque :

Le circuit équivalent d'une cellule photovoltaïque qui est largement utilisé est représenté sur la Figure (I.7).

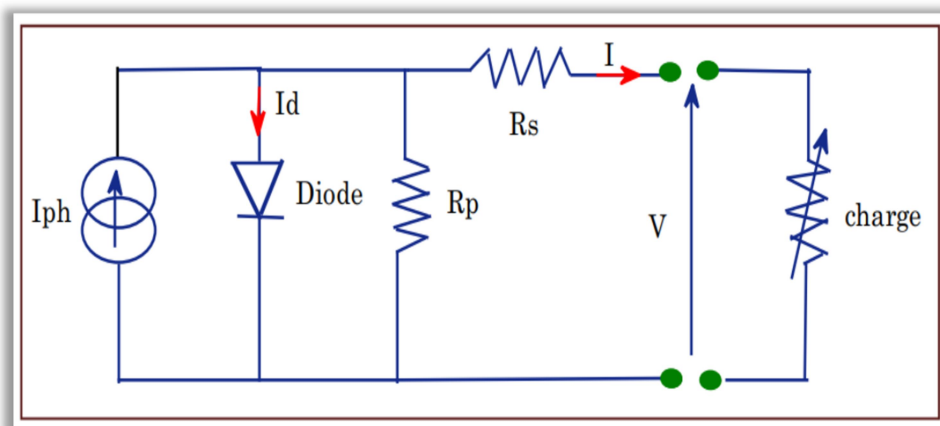


Fig. (I.7): Schéma équivalent d'une cellule photovoltaïque.

Comme montre la **figure (I.7)** une cellule photovoltaïque comporte en réalité une résistance série R_s et une résistance shunt R_p . Ces résistances auront une certaine influence sur la caractéristique **I-V** de la cellule [4] :

- La résistance série est la résistance interne de la cellule ; elle dépend principalement de la résistance du semi-conducteur utilisé, de la résistance de contact des grilles collectrices et de la résistivité de ces grilles.

- La résistance shunt est due à un courant de fuite au niveau de la jonction, elle dépend de la façon dont celle-ci a été réalisée.

1.5.1.2. Mise en équation de la cellule photovoltaïque :

D'après la **Figure (I.7)** le modèle mathématique pour la caractéristique courant-tension est donné par :

$$I = I_{ph} - I_d - \frac{V + I.R_s}{R_p} \quad (I.2)$$

Avec :

$$I_d = I_0 \left(\exp \left[\frac{q}{m.k.T_c} (V + I.R_s) \right] - 1 \right) \quad (I.3)$$

Où :

V : Tension de sortie de la cellule

R_s : Résistance série

I : Courant de sortie de la cellule

R_p : Résistance parallèle

I_{ph} : Courant photo-généré ou photo-courant (A) q : La charge électrique 1.6×10^{-19} (C)

I_0 : Courant de saturation de la diode (A) K : Constant de Boltzmann 1.38×10^{-23} J/K

T_c : Température absolue de fonctionnement de la jonction (K°)

m : Facteur d'idéalité de la diode ($m \in [1,2]$), La valeur typique de m est **1.3**

Dans la pratique l'équation (I.2) peut être simplifiée. Pour le cas d'une cellule solaire de bonne qualité, on peut admet que :

- La résistance R_p a une valeur assez élevée. Donc le terme $\frac{V+I.R_s}{R_p} = 0$
- L'expression $\exp \left[\frac{q}{m.k.T_c} (V + I.R_s) \right] \gg 1$

Par conséquent, l'équation courant-tension de la cellule s'écrit donc :

$$I = I_{ph} - I_0 \left(\exp \left[\frac{q}{m.k.T_c} (V + I.R_s) \right] \right) \quad (I.4)$$

1.5.1.3. Paramètres d'une cellule photovoltaïque :

Ces paramètres peuvent être déterminés à partir des courbes courant-tension, ou de l'équation caractéristique.

- *Courant de court-circuit I_{cc} :*

C'est la plus grande valeur de courant générée par la cellule sous les conditions de court-circuit où $V=0$. (Pratiquement $I_{cc} = I_{ph}$).

➤ **Tension de circuit-ouvert (V_{co}) :**

C'est la tension pour laquelle le courant débité par le générateur PV est nul (la tension maximale d'une photopile ou d'un générateur PV). Son expression est déduite de l'équation suivante :

$$V_{co} = \left(\frac{m \cdot k \cdot T_c}{q} \right) \ln \left(\frac{I_{ph}}{I_0} \right) = V_{th} \cdot \ln \left(\frac{I_{ph}}{I_0} \right) \quad (I.5)$$

Avec :

$$V_{th} = \left(\frac{m \cdot k \cdot T_c}{q} \right) : \text{La tension thermique.}$$

➤ **Puissance maximale :**

C'est la puissance électrique maximale que peut fournir le module, qui est associé à une tension maximale V_m et à une intensité maximale I_m . Lorsqu'il est question de puissance maximale dans les conditions normalisées d'ensoleillement STC standard (25° et un éclairement de 1000 w/m^2), on parle alors de puissance crête, mesurée en watts-crête.

➤ **Facteur de forme (FF) :**

C'est le rapport de la puissance maximale qui peut être délivré à la charge sur le produit de (I_{cc} , V_{co}) :

$$FF = \frac{P_{max}}{I_{cc} \times V_{co}} = \frac{I_{mpp} \cdot V_{mpp}}{I_{cc} \times V_{co}} \quad (I.6)$$

Pour les cellules ayant moyen rendement, le FF prend des valeurs d'ordre **0.7 à 0.85**. Le facteur de forme FF diminue si la température augmente.

➤ **Rendement de la conversion :**

C'est le rapport de la puissance électrique maximale pouvant être extraite, à la puissance de rayonnement incident P_{inc} sur la surface X de la cellule.

$$\eta = \frac{P_{max}}{P_{inc}} = \frac{I_{mpp} \cdot V_{mpp}}{S \cdot G_2} = \frac{V_{co} \cdot I_{cc} \cdot FF}{P_{inc}} \quad (I.7)$$

Avec P_{inc} est égale au produit de l'éclairement par la surface totale des photopiles. Ce paramètre (η) reflète la qualité de conversion de l'énergie solaire en énergie électrique.

I.5.2. Simulation et interprétation des résultats :

I.5.2.1. Modèle de simulation :

Pour réaliser cette modélisation, nous avons utilisé **MATLAB** comme outil de tests et de simulation. Nous avons choisi le modèle photovoltaïque de **CEM 240P_60**. Le module est composé de 60 cellules solaires poly cristallines connectées en série pour produire une puissance maximale de 240 W. Les caractéristiques électriques de ce module photovoltaïque à la température 25°C et l'irradiation 1000w/m^2 sont données dans le tableau suivant :

Module PV	CEM240P_60
I_{sc} (A)	8.85
V_{DC} (V)	37.2
I_{mp} (A)	8
V_{mp} (V)	30
N_s cellules	60
R_s (Ω)	0.2470
R_{sh} (Ω)	130.07
I_{ph} (A)	8.8668
I_s (A)	$4.871 e^{-7}$
A	1.4464
KV (V/C $^{\circ}$)	-
KI (A/C $^{\circ}$)	-

Tableau I.1 : Les caractéristiques de modèle photovoltaïque CEM 240P_60.

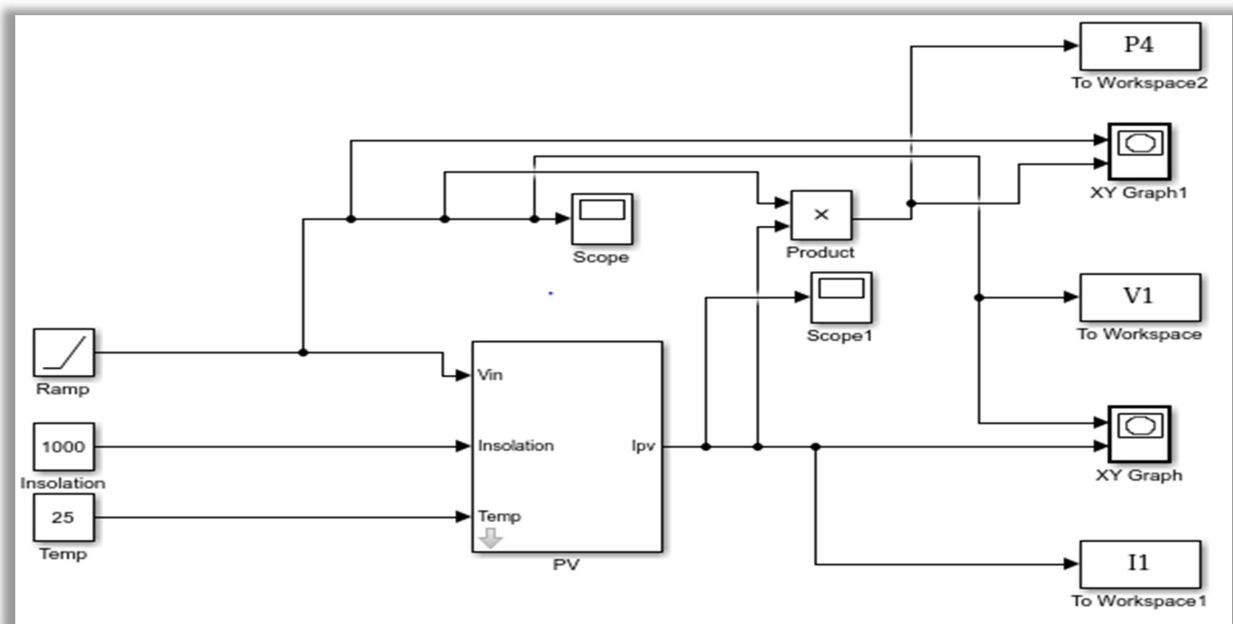


Fig. (I.8): Modèle de simulation d'un générateur PV.

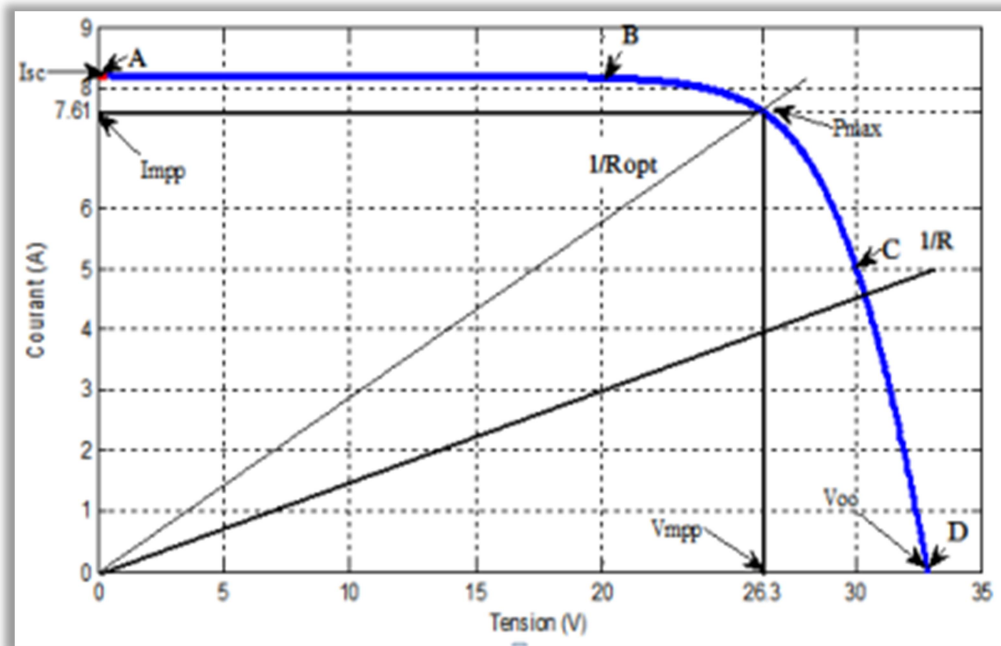


Fig. (I.9): Caractéristique $I=f(v)$.

La **figure I.9** montre la caractéristique courant-tension (I-V) d'une cellule PV à une température fixée, C et A une certaine ambiante irradiation G_a . Si une résistance série variable R connectée au terminale de la cellule, le point de fonctionnement est déterminé par l'intersection de la courbe I-V et la caractéristique I-V de la charge. La caractéristique de la charge résistive est une droite avec $I/V = 1/R$. Si la résistance est petite la cellule fonctionne dans la région A vers B seulement (comme une source de courant constant) et si la résistance est large, la cellule fonctionne dans la région C vers D de la courbe (comme une source de tension constant). [4]

I.5.2.2. Influence de l'éclairement :

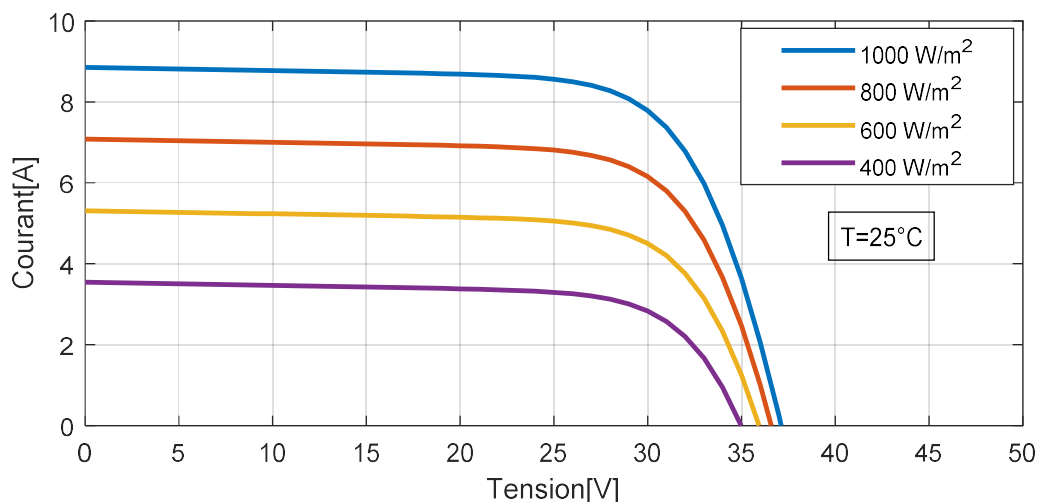


Fig. (I.10): Influence de l'éclairement sur la caractéristique $I=f(V)$.

L'énergie électrique produite par une cellule dépend de l'éclairement qu'elle reçoit sur sa surface.

La **figure (I.10)** représente la caractéristique courant-tension d'une cellule en fonction de l'éclairement, à une température constante. Le courant est directement proportionnel au rayonnement, contrairement à la tension qui ne varie que très peu en fonction de l'éclairement.

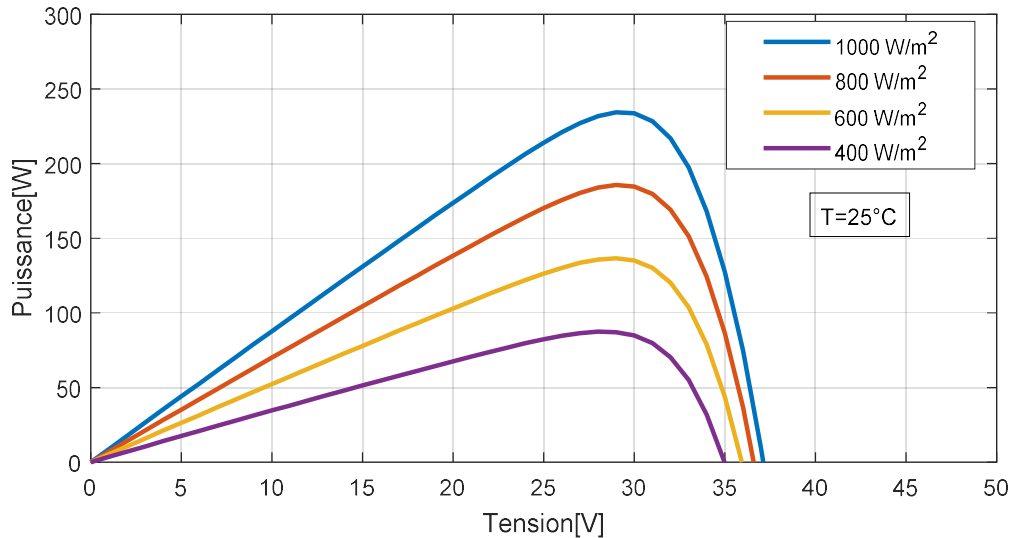


Fig. (I.11): Influence de l'éclairement sur la caractéristique $P=f(V)$.

La **figure (I.11)** illustre la variation de la puissance délivrée par le générateur en fonction de la tension pour différentes valeurs d'éclairement, ce qui nous permet de déduire l'influence de l'éclairement sur la caractéristique $P(V)$.

1.5.2.3. Influence de la température :

L'influence de la température est importante et a des conséquences pour la conception des panneaux et des systèmes photovoltaïques.

La température est un paramètre essentiel puisque les cellules sont exposées aux rayonnements solaires, susceptibles de les échauffer. De plus, une partie du rayonnement absorbé n'est pas convertie en énergie électrique, il se dissipe sous forme de chaleur ; c'est pourquoi la température de la cellule (T_c) est toujours plus élevée que la température ambiante (T_a).

$$T_c = T_a + \frac{E_m}{800} (TUC - 20) \quad (I.8)$$

Avec :

E_m : Eclairement moyenne (W/m^2)

TUC : Température d'utilisation de la cellule ($^{\circ}C$)

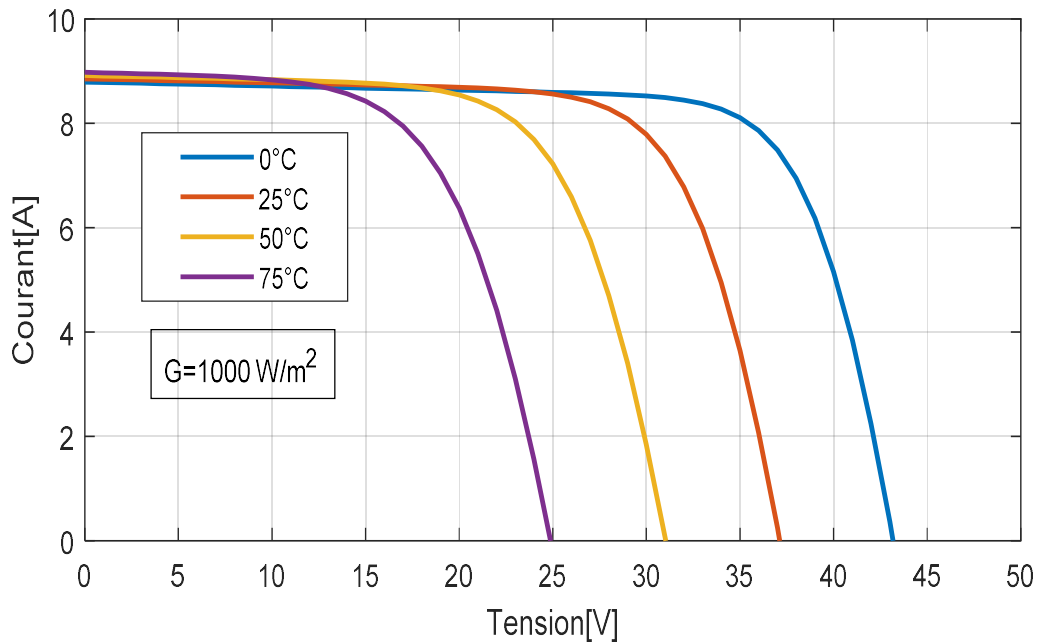


Fig. (I.12): Influence de la température sur la caractéristique $I=f(V)$.

La **figure (I.12)**, montre l'influence de la température sur la caractéristique $I=f(V)$. Il est essentiel de comprendre l'effet de changement de la température d'une cellule solaire sur la caractéristique $I=f(V)$.

Le courant dépend de la température puisque le courant augmente légèrement à mesure que la température augmente, mais la température influe négativement sur la tension de circuit ouvert. Quand la température augmente la tension de circuit ouvert diminue. Par conséquent la puissance maximale du générateur subit une diminution.

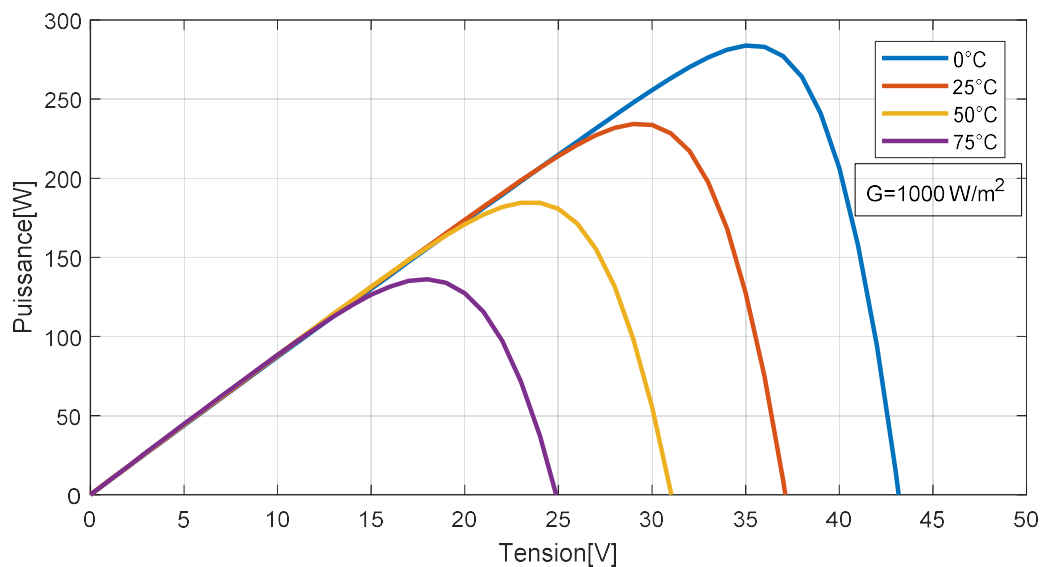


Fig. (I.13): Influence de la température sur la caractéristique $P=f(V)$.

La **figure (I.13)** illustre la variation de la puissance délivrée par le générateur en fonction de la tension pour différentes valeurs de la température, ce qui nous permet de déduire l'influence de la température sur la caractéristique $P=f(V)$.

I.6. Générateur photovoltaïque :

Un générateur photovoltaïque se compose d'un certain nombre de panneaux photovoltaïque, connectées ensemble en série et en parallèle pour fournir le courant et la tension nécessaires. La performance du générateur dépend de la variabilité des modules que comprend le générateur et les cellules comprises par les modules. L'ensemble intégré des panneaux photovoltaïques ainsi que la structure de soutènement est défini comme rangée photovoltaïque. L'ensemble de rangées photovoltaïques forment un champ photovoltaïque. [10]



Fig. (I.14): Cellule PV, panneau PV et champ PV.

I.6.1. Association des cellules photovoltaïque

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

I.6.1.1. 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. Élémentaires de chaque cellule. L'équation résume

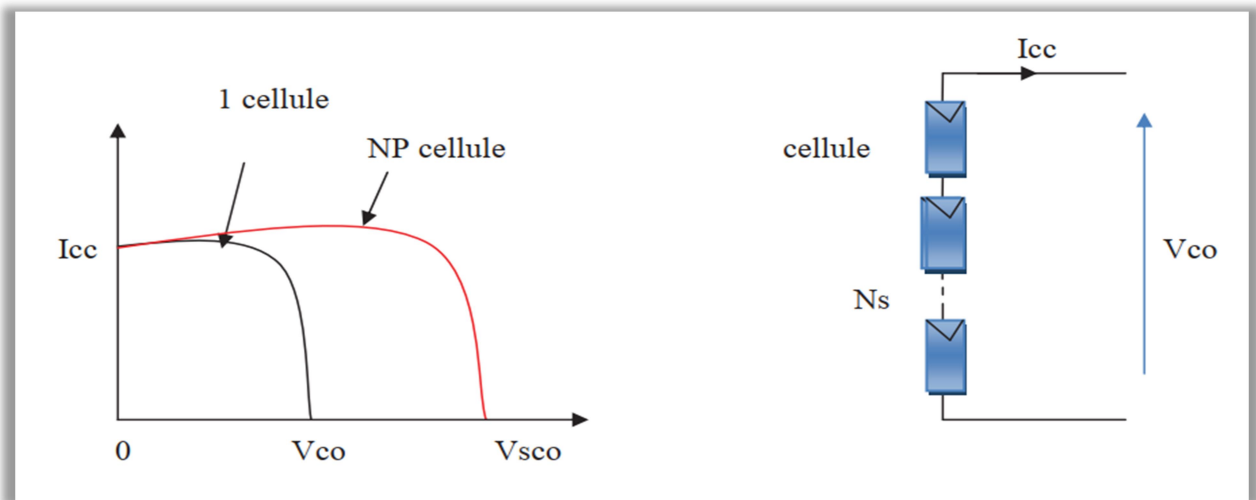


Fig. (I.15): Caractéristique courant tension de N_s cellule en série.

1.6.1.2. 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.

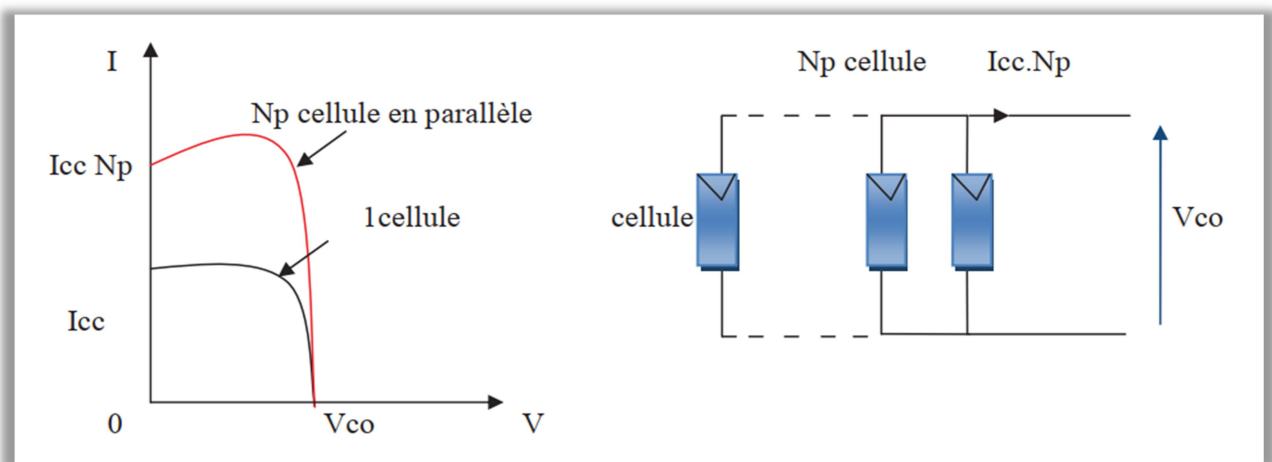


Fig. (I.16): Caractéristique courant tension de N_p cellule en parallèle.

1.6.1.3. 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 :

$$I_{CC} = N_p \cdot I_{CC} \tag{I.9}$$

$$V_{CO} = N_s \cdot V_{CO} \tag{I.10}$$

N_p : Nombre des cellules en parallèles.
 N_s : Nombre des cellules en séries.

I.7. Protection classique d'un générateur photovoltaïque :

Tout choc électrique doit être évité aux cellules, qui sont des éléments fragiles. En particulier, elles peuvent être détruites par un échauffement excessif par effet Joule si elles deviennent réceptrices de courant. Il y a deux types de protections sont classiquement utilisés dans les installations actuelles [10].

I.7.1. Les diodes séries (Diode anti-retour) :

Ces diodes, sont placées en série avec un module ou une branche de modules câblés en série afin d'empêcher tout courant électrique de retourner vers les modules. Pour les systèmes solaires connectés à une batterie, la diode de blocage empêche la circulation d'un courant inverse dans le sens batterie vers panneau durant la nuit. La chute de tension aux bornes de la diode dépend du type utilisé [10].

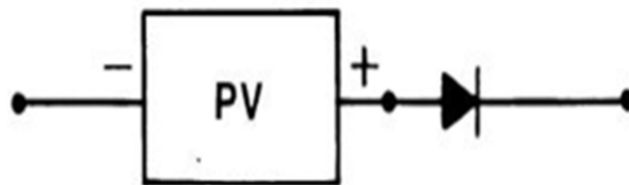


Fig. (I.17): Diodes anti-retour.

I.7.2. Les diodes parallèles (Diode by-pass.) :

Les diodes by-pass permettant de ne pas perdre la totalité de la chaîne et éviter les points chauds. La diode by-pass est appelée diode shunt car elle shunte les cellules correspondant à la partie non éclairée les autres cellules continuent à produire l'énergie correspondant à la partie éclairée du module. En condition normale de fonctionnement les diodes shunt ne conduisent aucun courant [10].

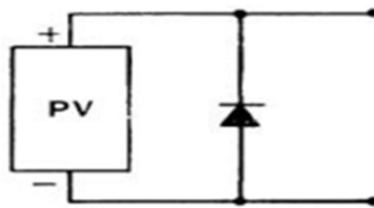


Fig. (I.18): Diodes anti-retour et by-pass.

I.8. Avantages et inconvénients de l'énergie photovoltaïque :

I.8.1. Les Avantages [11] :

- Sa gratuité.
- Pas de pollution.
- Sa fiabilité et la longue vie de l'installation.
- Sa structure fixe.
- Son coup de maintenance bas.
- Sa flexibilité (dimensionnement selon les besoins, modularité).
- L'installation ne produit aucun bruit.
- Son potentiel illimité. 5% de la surface des déserts sucreraient pour alimenter la planète entière.

I.8.2. Les inconvénients et les limites [11] :

- Le coût élevé de l'installation.
- Le rendement relativement bas de l'effet photovoltaïque.
- La puissance est réduite lorsque les conditions climatiques sont défavorables (nuages).
- Le stockage de l'énergie électrique sous forme chimique (batterie) est nécessaire pour une installation autonome.
- Même si l'électricité produite par une installation photovoltaïque est sans pollution, la fabrication, l'installation et l'élimination des panneaux ont un impact sur l'environnement.

I.9. Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons présenté les principales caractéristiques et les technologies des éléments constitutifs d'un générateur PV et nous avons montré comment augmenter le courant ou la tension d'un générateur photovoltaïque ainsi nous avons montré bien l'influence de la température et l'éclairement sur le rendement de la cellule, et on constate que la puissance ne dépend pas seulement de la température mais dépend aussi de l'éclairement.

Chapitre II

II.1. Introduction :

Le cœur de matériel du suiveur du PPM est le convertisseur à courant continu (DC-DC), il est très utilisé dans les alimentations à C.C, MPPT utilise le même convertisseur pour un but différent : contrôle de la tension d'entrée PPM du panneau PV et assure l'adaptation entre le générateur et sa charge.

Dans ce chapitre, nous allons définir le convertisseur DC-DC et leurs types principaux et nous allons exposer le principe de MPPT, technique "Perturb and Observe".

II.2. Le hacheur :

Le hacheur est un convertisseur continue/continue permettant de convertir une énergie continue à un niveau donné de tension (ou de courant) en une énergie continue à un autre niveau de tension (ou de courant). Son utilisation s'avère nécessaire pour stocker l'énergie photovoltaïque dans des batteries, ou pour alimenter une charge continue. Le hacheur se compose de condensateurs, d'inductance 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 dans les hacheurs [8].

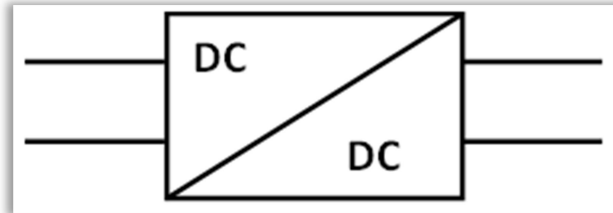


Fig. (II.1) : Symbole d'un convertisseur DC-DC.

II.2.1. Hacheur parallèle (Boost) :

Le convertisseur boost est connu par le nom d'élévateur de tension peut être représenté par le circuit de la **figure (II.2)**.

C'est un convertisseur direct DC-DC. La source d'entrée est de type courant continu (inductance en série avec une source de tension) et la charge de sortie est de type tension continue (condensateur en parallèle avec la charge résistive). L'interrupteur K1 peut être remplacé par un transistor puisque le courant est toujours positif et que les commutations doivent être commandées (au blocage et à l'amorçage). [12]

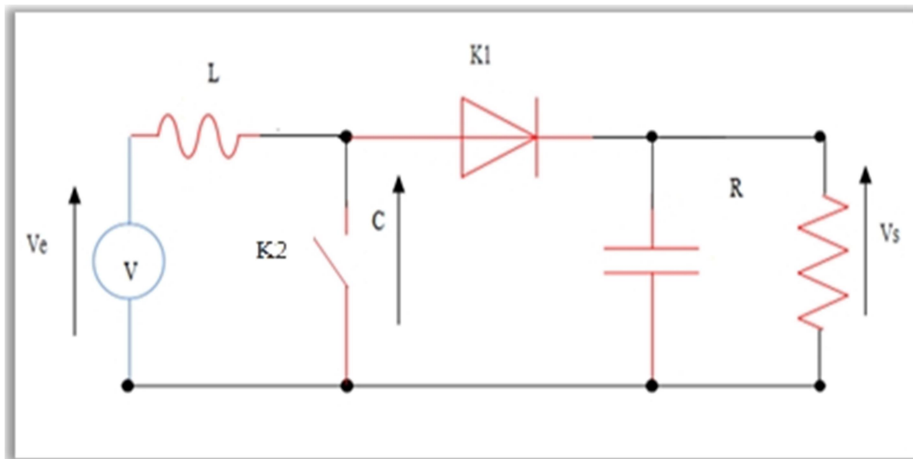


Fig. (II.2) : Le convertisseur survolteur (ou boost).

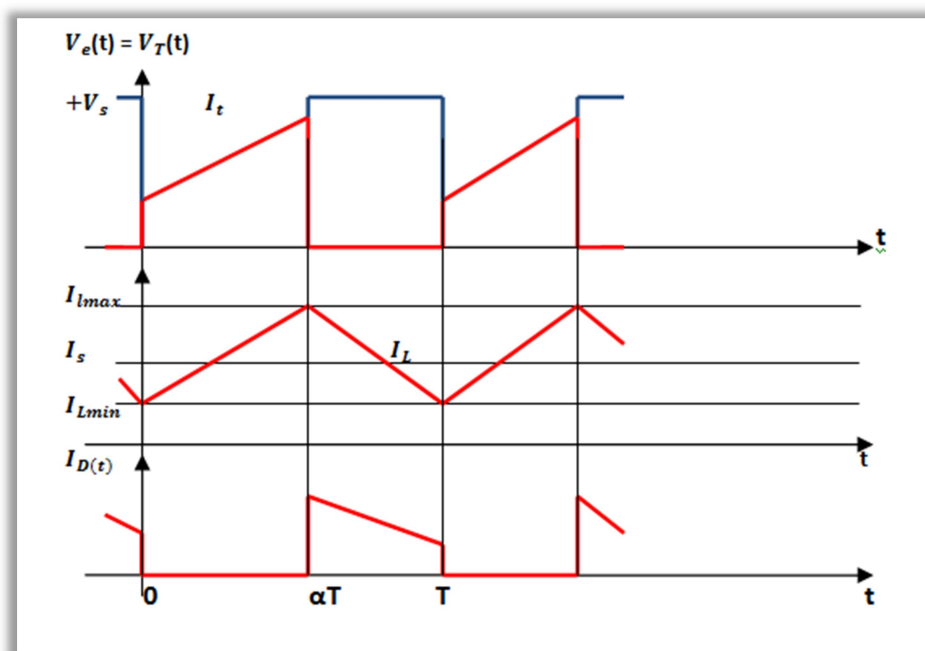


Fig. (II.3): Signaux typiques de convertisseur boost.

Fonctionnement :

L'interrupteur K_1 est fermé pendant la fraction αT de la période de découpage T . La source d'entrée fournit l'énergie à la charge R au travers de l'inductance L . Lors du blocage du transistor, la diode assure la continuité du courant dans l'inductance. L'énergie emmagasinée dans cette inductance est alors déchargée dans le condensateur et la résistance de la charge. Les formes d'ondes en conduction continue sont représentées à la **figure (II.3)**. En régime permanent, la valeur moyenne de la tension aux bornes de l'inductance est nulle, ce qui impose la relation suivante :

$$V_e = (1 - \alpha) \times V_s \quad (II.11)$$

$$V_s = V_e \times \frac{1}{1-\alpha} \quad (II.12)$$

II.2.2. Hacheur série (Buck) :

Ce nom est lié au fait que la tension moyenne de sortie V_s est inférieure à celle de l'entrée V_e . Pour un rapport cyclique « α » donné, et en régime de conduction continu, la tension moyenne à la sortie est donnée par : [13,14]

$$V_s = \alpha \cdot V_e \quad (II.13)$$

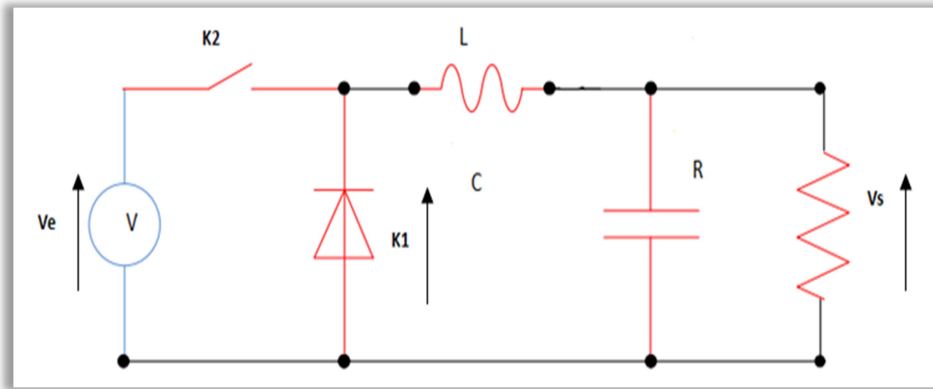


Fig. (II.4): Convertisseur dévolteur (ou buck).

II.2.3. Hacheur mixte (série _ parallèle) (buck-boost) :

Ce nom est lié au fait que la tension moyenne de sortie V_s est inférieure ou supérieure à celle de l'entrée V_e . Pour un rapport cyclique « α » donné, et en régime de conduction continu, la tension moyenne à la sortie est donnée par : [13,14]

$$V_s = \frac{\alpha}{1 - \alpha} V_e \quad (II.14)$$

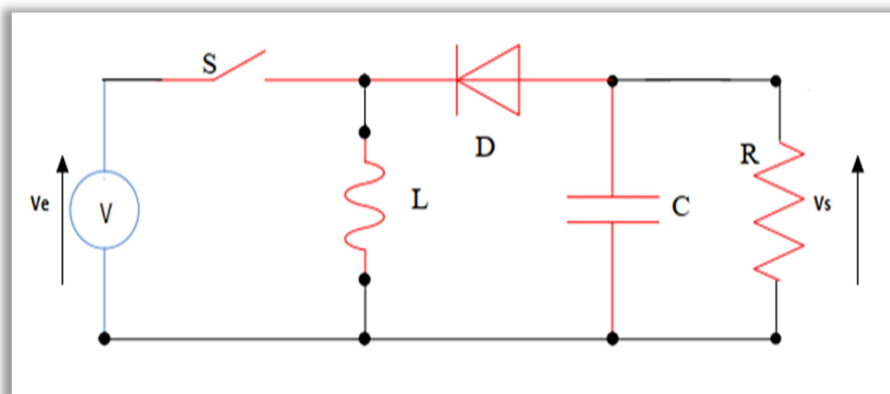


Fig. (II.5): Convertisseur buck-boost.

II.3. Avantage de convertisseur BOOST :

Malgré le rendement élevé du convertisseur buck dans les systèmes avec des sources de puissance conventionnelles, le convertisseur boost peut être plus approprié aux systèmes photovoltaïques avec le suiveur du point de puissance maximale (MPPT) puisque le convertisseur fonctionne au mode de courant continu extrayant autant de puissance que possible à partir des cellules solaires. Par conséquent le rendement énergétique du convertisseur boost peut être plus grand que le convertisseur buck. Le convertisseur boost est généralement employé pour obtenir une tension plus élevée de sortie, tandis que le convertisseur buck est employé pour abaisser la tension de sortie [15].

II.4. Techniques de poursuite du point de puissance maximale MPPT :

II.4.1. Commande MPPT des convertisseurs DC/DC :

Les panneaux solaires de première génération sont généralement dimensionnés pour que leurs (PPM) correspondent à la tension nominale de batterie de **12** ou **24** Volts. Grâce à cette configuration, une simple connexion directe via une diode anti-retour suffit pour effectuer le transfert d'énergie du générateur photovoltaïque (GPV) à la charge. Cependant, les caractéristiques non-linéaires du module photovoltaïque et sa sensibilité aux conditions extérieures, comme l'éclairement et la température, induisent des pertes énergétiques [16].

L'utilisation d'un étage d'adaptation afin d'optimiser la production d'énergie à tout moment est ainsi de plus en plus préconisée.

II.4.2. Principe du MPPT :

Par définition, une commande MPPT, associée à un étage intermédiaire d'adaptation, permet de faire fonctionner un générateur PV de façon à produire en permanence le maximum de sa puissance. Ainsi, quels que soient les conditions météorologiques (température et l'éclairement), la commande du convertisseur place le système au point de fonctionnement maximum (V_{mpp} , I_{mpp}). [17]

L'adaptation d'impédance est souvent sous forme d'un convertisseur DC – DC comme représenté sur la **figure (II.6)**.

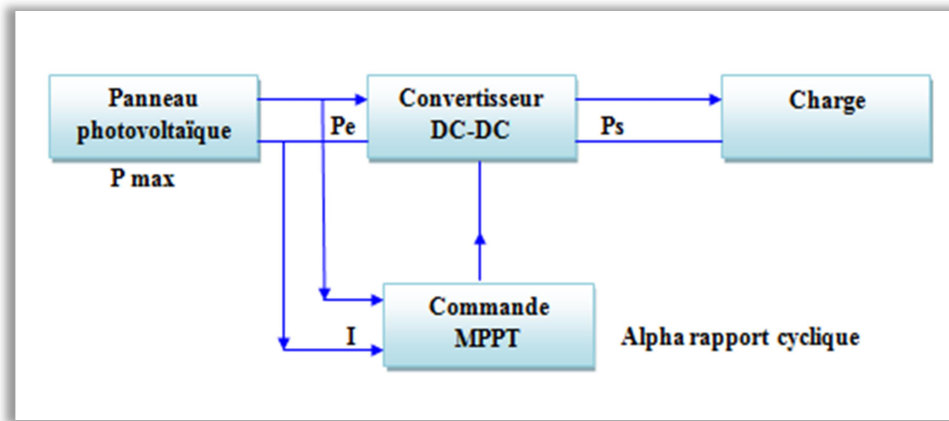


Fig. (II.6) : Chaîne de conversion d'énergie solaire comprenant une commande MPPT.

II.4.3. Les algorithmes MPPT :

Il existe de nombreux algorithmes utilisés pour trouver le point de puissance maximale. Idéalement, le suivi de la puissance se fait automatiquement pour s'adapter aux conditions météorologiques variables [18].

Il existe dans la littérature d'autres algorithmes MPPT plus complexes qui font parfois appel à des techniques nouvelles. On peut citer :

- les algorithmes basés sur la logique floue.
- la méthode de l'oscillation forcée

Et des algorithmes plus simple comme :

- Algorithme de la Tension Constante (CV, Constant Voltage).
- Algorithme du Courant constant (Constant Current).

II.4.3.1. La méthode Perturbe & Observe (P&O) :

Le principe des commandes MPPT de type **P&O** consiste à perturber la tension V_{PV} d'une faible amplitude autour de sa valeur initiale et d'analyser le comportement de la variation de puissance P_{PV} qui en résulte. Ainsi, comme l'illustre la figure (II.7), on peut déduire que si une incrémentation positive de la tension V_{PV} engendre un accroissement de la puissance P_{PV} , cela signifie que le point de fonctionnement se trouve à gauche du PPM.

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

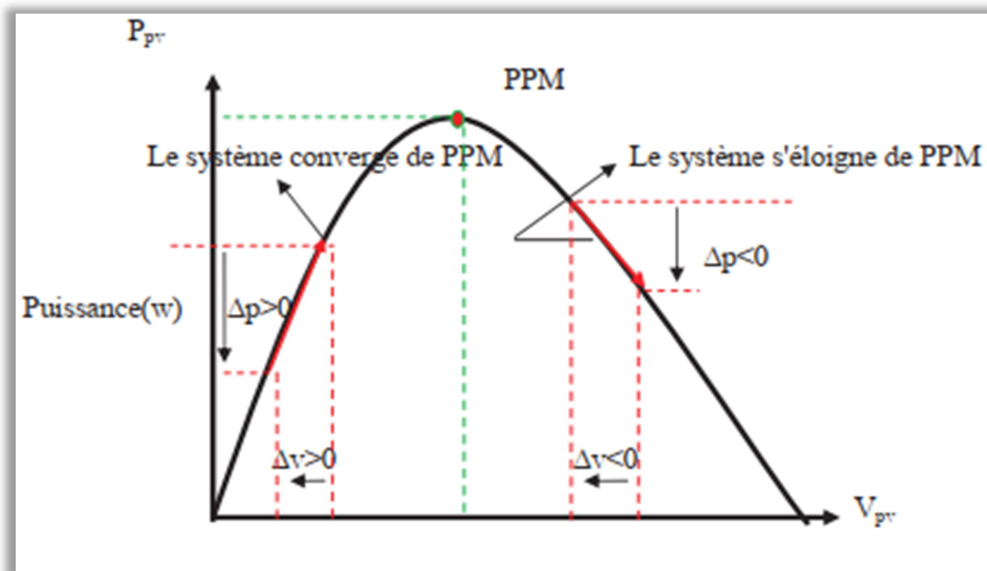


Fig. (II.7): Schéma de converge vers le PPM par P&O.

La **figure (II.8)** représente l’algorithme classique associé à une commande MPPT de type P&O, où l’évolution de la puissance est analysée après chaque perturbation de tension. Pour ce type de commande, deux capteurs (courant et tension du GPV) sont nécessaires pour déterminer la puissance du PV à chaque instant [19].

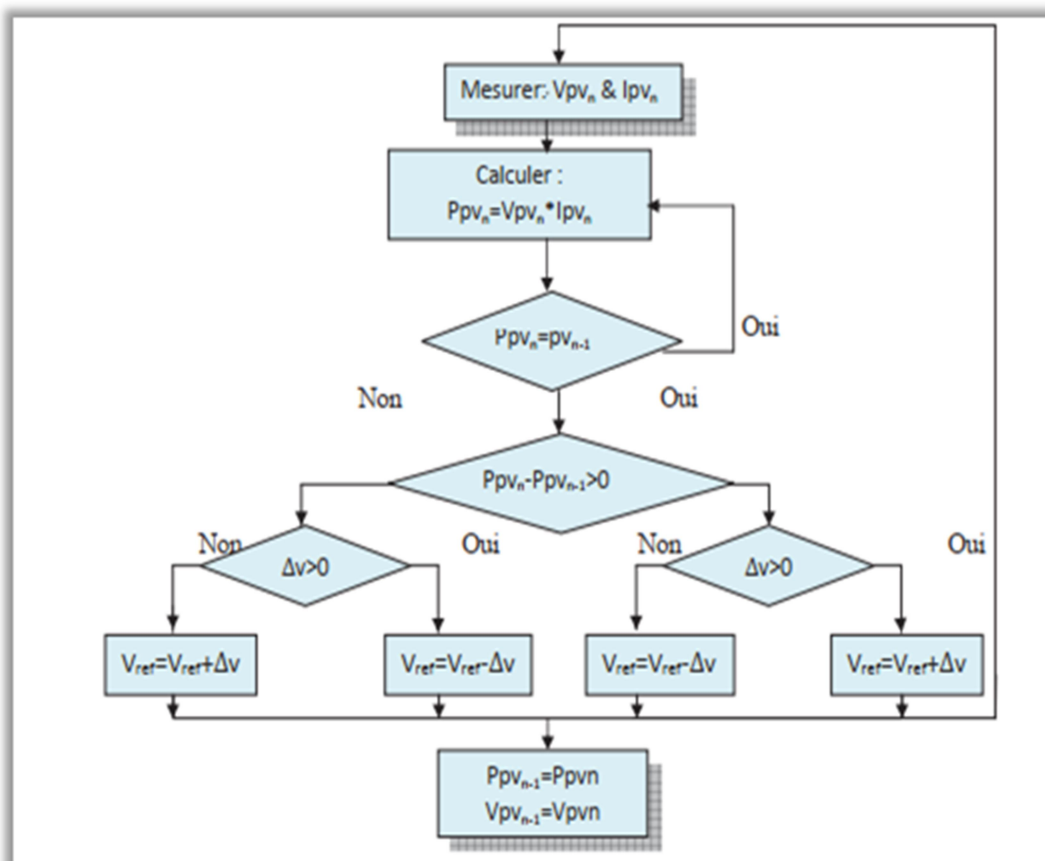


Fig. (II.8) : Organigramme de l’algorithme de MPPT à base de la méthode P&O.

Telle que :

P_{PV_n} : la nouvelle puissance

$P_{PV_{n-1}}$: l'ancienne puissance dans le temps (t-1)

$$\Delta V = V_{PV_n} - V_{PV_{n-1}} \quad (II.15)$$

$$\Delta P = P_{PV_n} - P_{PV_{n-1}} \quad (II.16)$$

La méthode P&O est aujourd'hui largement utilisée de part sa facilité d'implémentation, cependant elle présente quelques problèmes liés aux oscillations autour du PPM qu'elle engendre en régime établi car la procédure de recherche du PPM doit être répétée périodiquement, obligeant le système à osciller en permanence autour du PPM, une fois ce dernier atteint. Ces oscillations peuvent être minimisées en réduisant la valeur de la variable de perturbation. Cependant, une faible valeur d'incrément ralenti la recherche du PPM, il faut donc trouver un compromis entre la précision et la rapidité. Ce qui rend cette commande difficile à optimiser [19].

II.4.3.2. La méthode incrémentation de la conductance :

L'avantage de cet algorithme est la vitesse de recherche du point de puissance maximale quand les conditions atmosphériques changent rapidement ; la description de l'algorithme sera présentée par la suite [20].

La puissance produite par le générateur PV peut être exprimé par:

$$P_{pv} = I_{pv} \cdot V_{pv} \quad (II.17)$$

La conductance et l'incrément de la conductance peuvent être identifiées en dérivant l'équation par rapport à la tension Ppv:

$$\frac{1}{V} \frac{dP_{pv}}{dV_{pv}} = \frac{I_{pv}}{V_{pv}} + \frac{dI_{pv}}{dV_{pv}} \quad (II.18)$$

Ainsi on a noté avec G la conductance et avec ΔG l'incrément de la conductance :

$$G = \frac{I_{pv}}{V_{pv}} \quad (II.19)$$

$$\Delta G = \frac{dI_{pv}}{dV_{pv}} \quad (II.20)$$

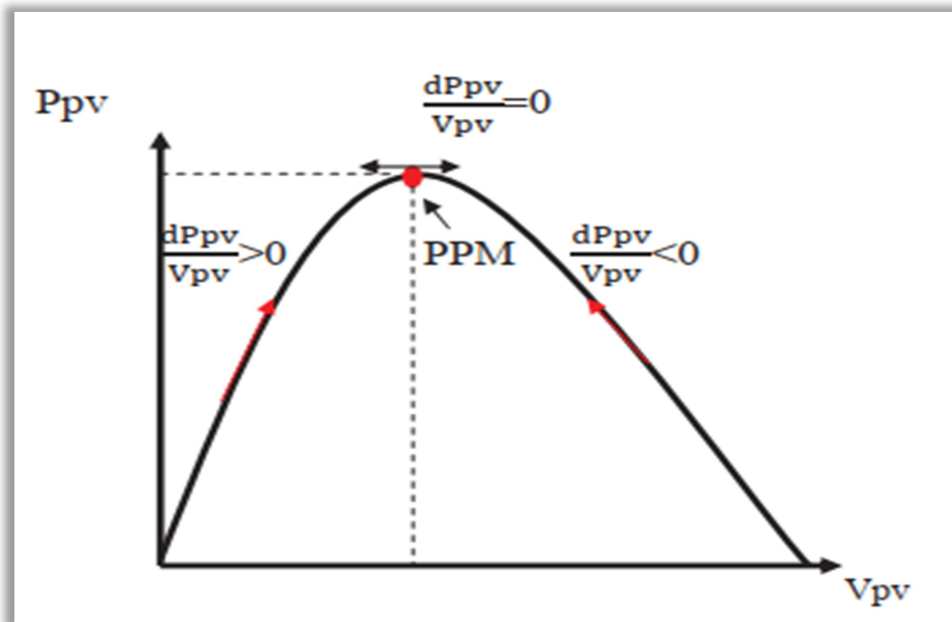


Fig. (II.9): Trajectoire par Incrémentation de Conductance.

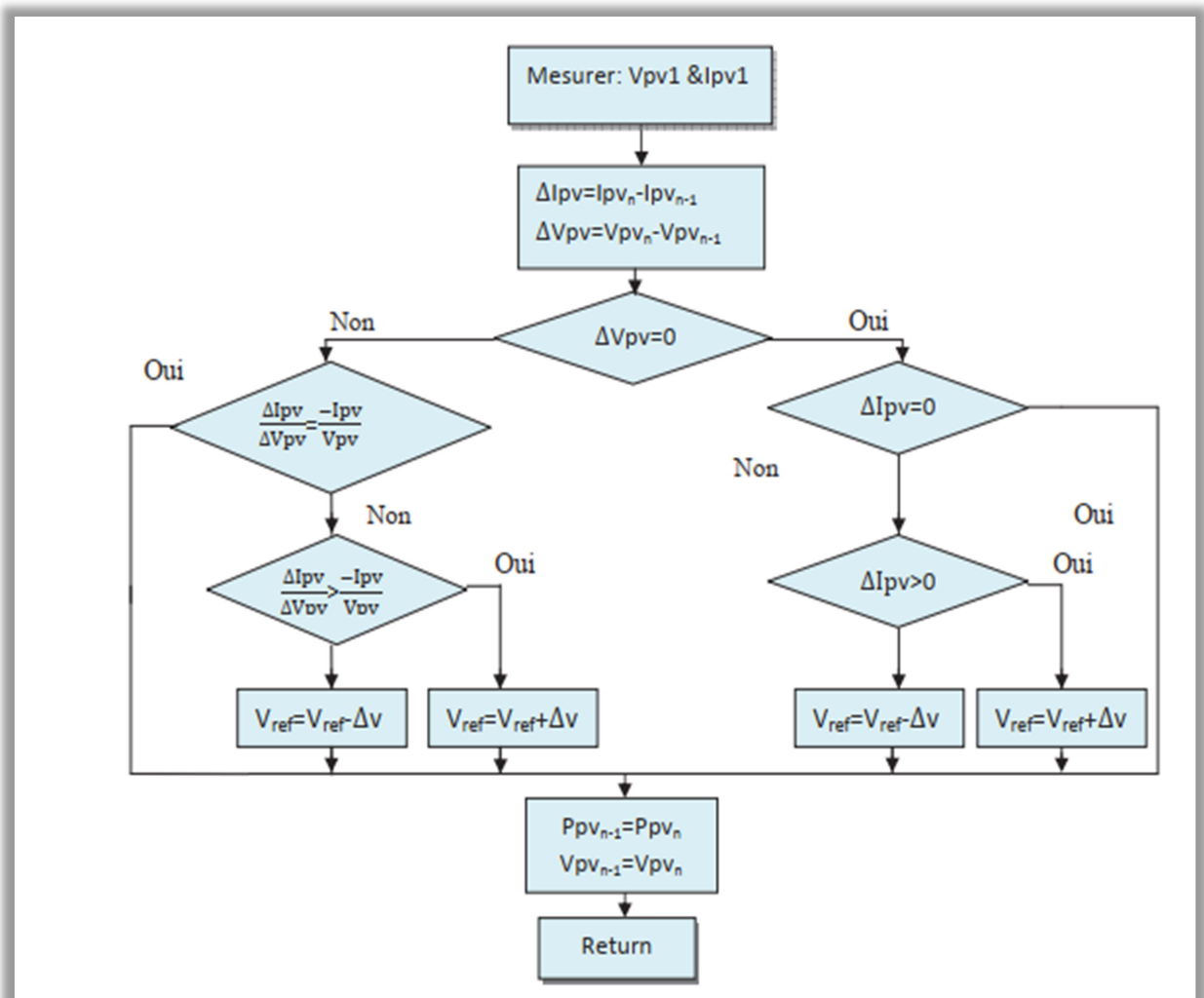


Fig. (II.10) : Organigramme de l'algorithme d'incrément de la conductance.

On peut écrire aussi:

$\frac{dP_{pv}}{dV_{pv}} < 0$: Le point de fonctionnement est droit de PPM.

$\frac{dP_{pv}}{dV_{pv}} > 0$: Le point de fonctionnement est à gauche du PPM.

$\frac{dP_{pv}}{dV_{pv}} = 0$: Le point de fonctionnement sur le PPM.

II.4.3.3. Approche basée sur les réseaux de neurones artificiels :

Avec les techniques de poursuite de point de puissance maximale, telles que, la technique de fraction de la tension du circuit ouvert, P&O, INC, ainsi que les réseaux de neurones qui est venu comme une autre technique de MPPT qu'on va le voir dans le **Chapitre III**, cette méthode possède généralement trois couches.

II.4.4. Modèle de simulation de la commande MPPT (P&O) :

Les conditions idéales conventionnelles sont très rarement remplies dans la pratique, et la variation de ces conditions est aléatoire et imprévisible. Le changement de l'ensoleillement et de la température influe directement sur les caractéristiques courant-tension et puissance-tension. C'est pour cela l'intégration d'une commande MPPT est obligatoire. [8]

On représente le modèle mathématique de l'Algorithme (P&O) sous le programme Matlab Comme suit :

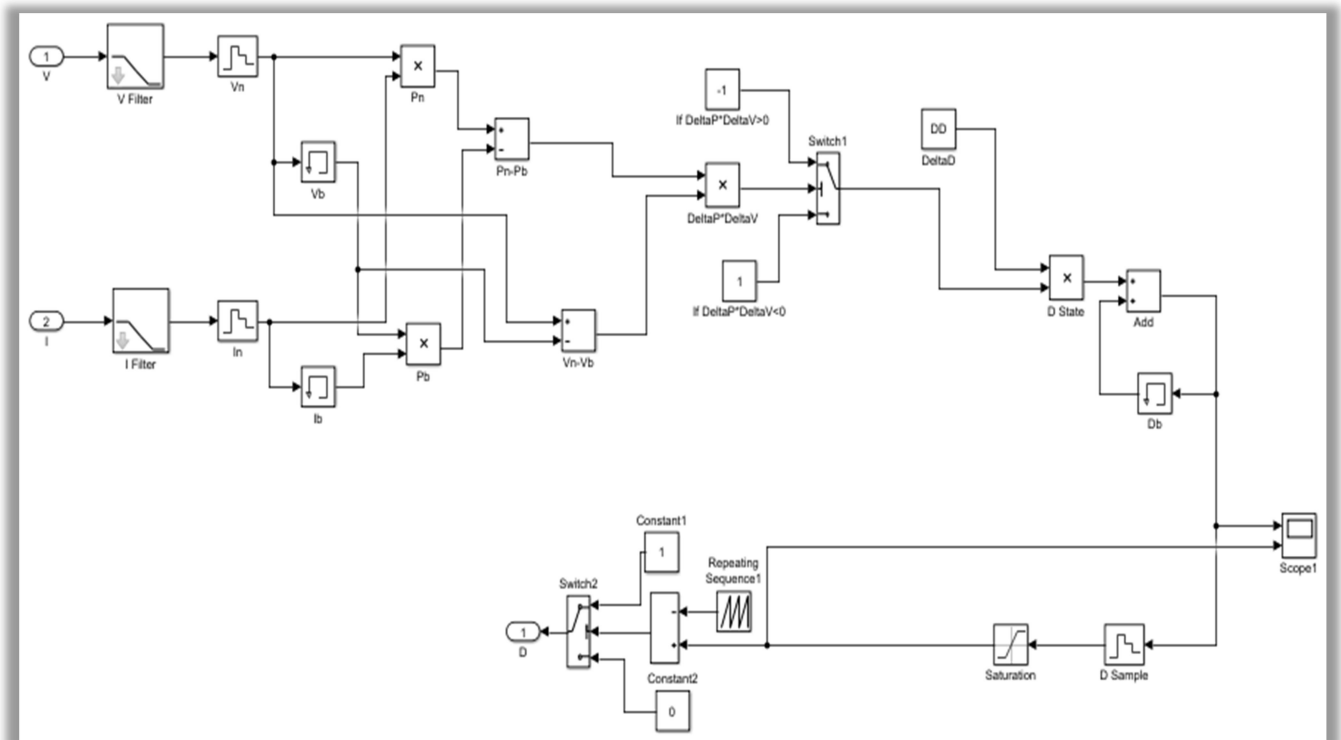


Fig. (II.11) : Modèle de simulation de MPPT (P&O).

II.5. Simulation du système photovoltaïque adapté à la commande MPPT :

La **figure (II.12)** présente le schéma Matlab simulink d'un système photovoltaïque avec la commande MPPT (P&O), dans cette simulation on a utilisé un module photovoltaïque **CEM240P_60**, et un hacheur boost caractérisé par : $C = 4e-3 F$, $C1 = 4e-3 F$ et $L = 0.02 H$

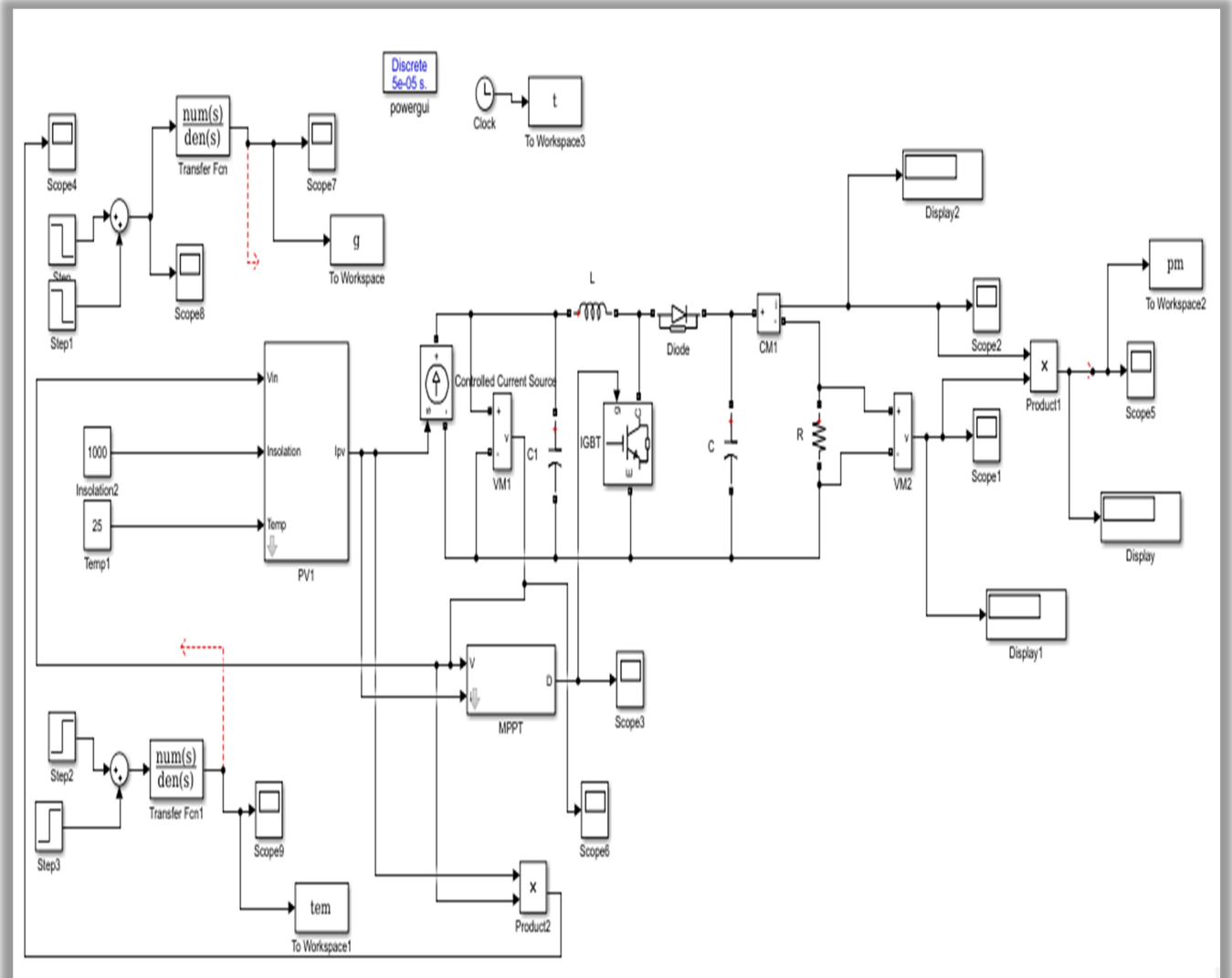


Fig. (II.12): Schéma Matlab simulink d'un système photovoltaïque avec la commande MPPT (P&O).

Les **figures(II.13)** et **(II.14)** présentent l'évolution de la puissance et le gisement générées par le panneau PV en fonction de temps et celle de la charge, nous avons testé la commande p&o pour différent régimes de fonctionnement pour une température de $T=25c^{\circ}$ et trois niveaux de l'irradiation ($G=1000, 800,600 W/m^2$). On constate que la valeur de la puissance descend en escalier avec la diminution de l'irradiation solaire jusqu'à ce qu'elle atteigne la valeur maximale souhaité ($P_{pv_{1000w/m^2}}=225W$, ($P_{pv_{800w/m^2}}=165W$, et puis ($P_{pv_{600w/m^2}}=100 W$).

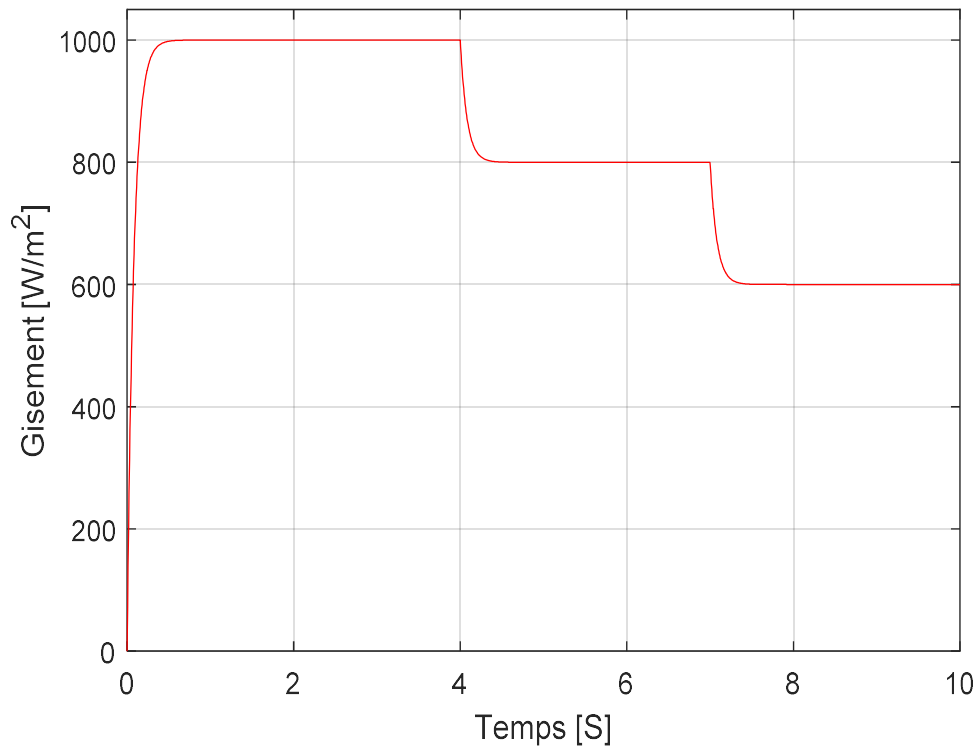


Fig. (II.13) : Allure du gisement en fonction de temps $G(t)$.

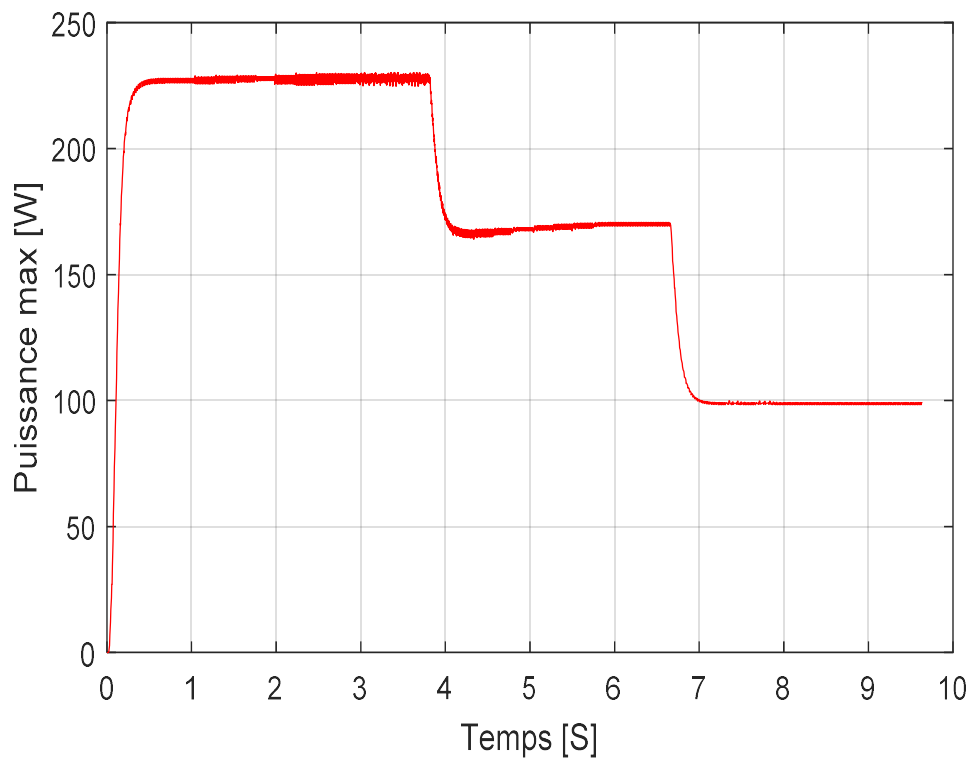


Fig. (II.14) : Allure de la puissance en fonction de temps $P(t)$ ($G=1000, 800, 600 \text{ w/m}^2$; $T=25 \text{ c}^\circ$).

Les figures(II.15) et (II.16) présentent l'évolution de la puissance et la température générées par le panneau PV en fonction de temps et celle de la charge, nous avons testé la commande p&o pour différent régimes de fonctionnement pour une irradiation de $G=1000 \text{ w/m}^2$ et trois niveaux de la température ($T=0, 25, 50 \text{ C}^\circ$). On constate que la valeur de la puissance descend en escalier avec l'augmentation de la température jusqu'à ce qu'elle atteigne la valeur maximale souhaité ($T_{0\text{C}^\circ}=270\text{W}$), ($T_{25\text{C}^\circ}=235\text{W}$), et puis ($T_{50\text{C}^\circ}=165 \text{ W}$).

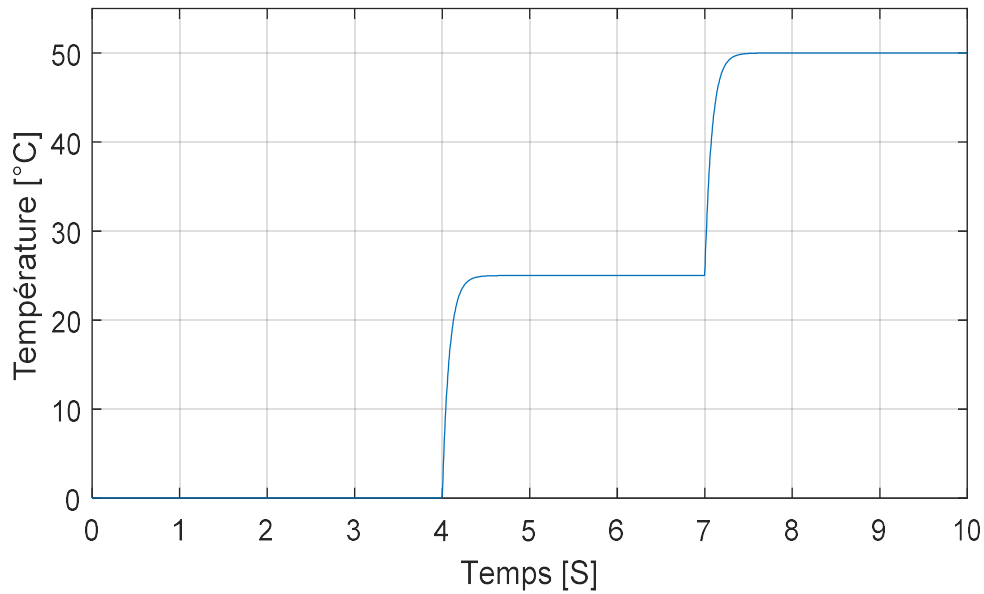


Fig. (II.15) : Allure de la température en fonction de temps $T(t)$.

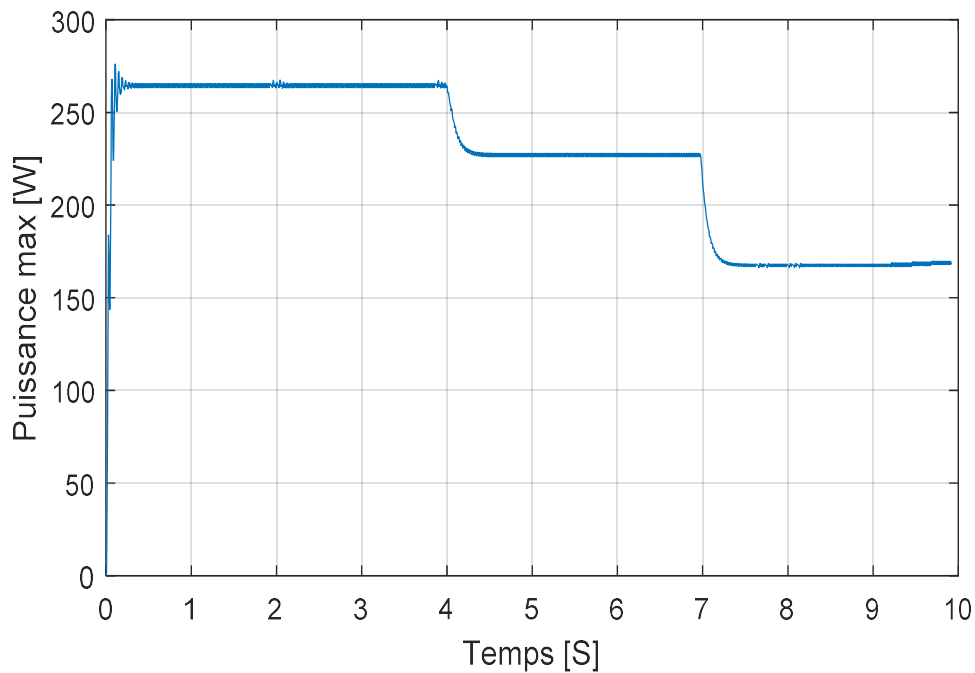


Fig. (II.16) : Allure de la puissance en fonction de temps $P(t)$ ($G= 1000 \text{ w/m}^2$; $T= 0, 25, 50 \text{ c}^\circ$).

II.6. Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons entamé la configuration d'un système photovoltaïque ainsi que les convertisseurs qui permettent d'obtenir une tension utilisable par le consommateur en l'amplifiant par le hacheur boost sans oublier de préciser que cette tension obtenue doit être optimisée et doit tourner toujours autour d'un point de puissance maximale , et on a exposé deux de ces méthodes dans ce chapitre et on consacra le chapitre prochain à une méthode beaucoup plus importante pour le maintien du PPM .

Chapitre

III

III.1. Introduction :

Dans le domaine photovoltaïque, les fabricants fournissent des notations pour les modules PV aux différentes conditions météorologiques. Toutefois, ces conditions ne sont pas toujours évidentes, se produisant rarement à l'extérieur, car elles sont principalement réalisées dans des conditions de laboratoire en utilisant un simulateur solaire. Par conséquent, pour réaliser une caractérisation appropriée au comportement électrique des modules PV (obtention de la courbe I-V.....), nous pouvons utiliser l'intelligence artificielle telle que les réseaux de neurones artificiels pour modéliser les courbes (I-V) et (P-V) [21-22].

L'objectif de ce chapitre est de créer un modèle à base des réseaux de neurones pour le substituer à la réponse du générateur photovoltaïque CEM240P_60. La construction d'un modèle à base d'un réseau de neurones artificiels RNA pour le générateur photovoltaïque GPV, est de reproduire fidèlement sa réponse lors de la variation des différentes conditions météorologiques (la température et l'éclairement).

III.2. Historique :

Historiquement, les origines de cette discipline sont très diversifiées. En 1943, McCulloch et Pitts étudièrent un ensemble de neurones formels interconnectés et montrèrent leurs capacités à calculer certaines fonctions logiques. En 1949, Hebb, dans une perspective psychophysique, souligna l'importance du couplage synaptique dans les processus d'apprentissage. C'est en 1958, que Rosenblatt décrivit le premier modèle opérationnel de réseaux de neurones mettant en œuvre les idées de Hebb, McCulloch et Pitts: le perceptron inspiré du système visuel, capable d'apprendre à calculer certaines fonctions logiques en modifiant ses connexions synaptiques. Ces modèles suscitèrent l'intérêt de plusieurs chercheurs avant que Minsky et Papert en 1969 démontrèrent leurs limites théoriques. Le renouveau actuel des réseaux de neurones est dû à des contributions originales comme celle de Hopfield en 1982, qui en montrant l'analogie des réseaux de neurones avec certains systèmes physiques, a permis de leur appliquer un formalisme riche et bien maîtrisé. Plus récemment, en 1985, de nouveaux modèles mathématiques ont permis de dépasser les limites du perceptron. [23] [24].

III.3. Neurophysiologique (biologique) :

Le cerveau humain est le meilleur modèle de machine polyvalente incroyablement rapide et surtout douée d'une parfaite capacité d'auto organisation. Son comportement est beaucoup plus mystérieux que le comportement de ses cellules de base. Il est constitué d'unités biologiques élémentaires (environ 10^{12} neurones), chacune reçoit et envoie des informations (1000 à 1000

synapses par neurone). Les cellules nerveuses appelées "neurones" qui sont des éléments de base du système nerveux centrale. Elles sont constituées de trois parties essentielles, le corps cellulaire, les dendrites et l'axone. [25]

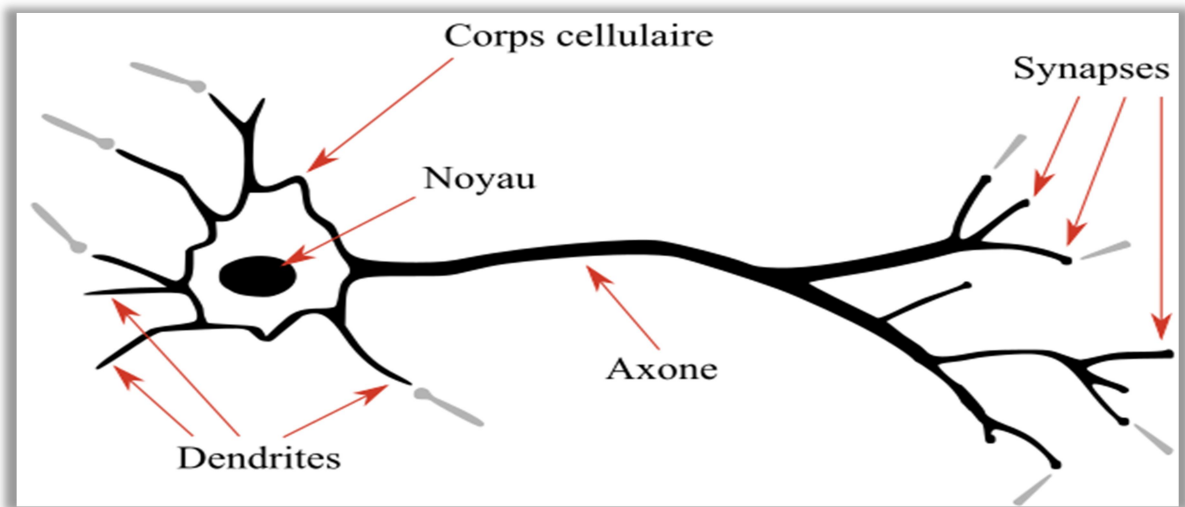


Fig. (III.1): Représentation schématique d'un neurone biologique.

III.4. L'architecture du neurone :

Les neurones sont des cellules nerveuses décomposables en 4 parties principales (Fig.III.1) [26,27]:

- Les dendrites, sur lesquelles les autres cellules entrent en contact synaptique : c'est par les dendrites que se fait la réception des signaux.
- Le corps de la cellule, c'est l'unité de traitement.
- Axone et collatérales d'axone. Un peu à la manière d'un fil électrique, l'axone véhicule les messages nerveux à distance, dans le système nerveux. L'information provenant des neurones en amont est transmise par l'intermédiaire des dendrites, on parle alors de signaux d'entrée ou « Inputs ». L'information quitte le neurone par l'intermédiaire de l'axone pour être transmise à un ou plusieurs neurones en aval, on parle dans ce cas de signaux de sortie ou « Outputs ».
- Les synapses : Un neurone maintient un contact avec de nombreuses autres cellules nerveuses, ces contacts sont appelés des synapses. En moyenne, on comptabilise 10.000 connexions pour une cellule nerveuse. Le signal qui se propage à l'intérieur des ramifications nerveuses est de nature électrique, mais, à la synapse, les messages qui doivent transiter d'un neurone à l'autre sont envoyés, le plus souvent, par l'intermédiaire d'un messenger chimique.

III.5. Neurone Artificiel :

Un réseau de neurones peut être considéré comme un modèle mathématique de traitement réparti, composé de plusieurs éléments de calcul non linéaire (neurones), opérant en parallèle et connectés entre eux par des poids.

Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcul une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit.

Les neurones artificiels sont souvent utilisés sous forme de réseaux qui diffèrent selon le type de connections entre les neurones, une cinquantaine de types peut être dénombrée. En guise d'exemples nous citons: le perceptron de Rosemblat, les réseaux de Hopfield etc...

Ces derniers sont les plus utilisés dans le domaine de la modélisation et de la commande des procédés. Ils sont constitués d'un nombre fini de neurones qui sont arrangés sous forme de couches. Les neurones de deux couches adjacentes sont interconnectés par des poids. L'information dans le réseau se propage d'une couche à l'autre, on dit qu'ils sont de type « feed-forward ». Nous distinguons trois types de couches:

- **Couche d'entrée:** les neurones de cette couche reçoivent les valeurs d'entrée du réseau et les transmettent aux neurones cachés. Chaque neurone reçoit une valeur, il ne fait pas donc de sommation.
- **Couches cachées:** chaque neurone de cette couche reçoit l'information de plusieurs couches précédentes, effectue la sommation pondérée par les poids, puis la transforme selon sa fonction d'activation qui est en général une fonction sigmoïde. Par la suite, il envoie cette réponse aux neurones de la couche suivante.
- **Couche de sortie:** elle joue le même rôle que les couches cachées, la seule différence entre ces deux types de couches est que la sortie des neurones de la couche de sortie n'est liée à aucun autre neurone. [28][29]

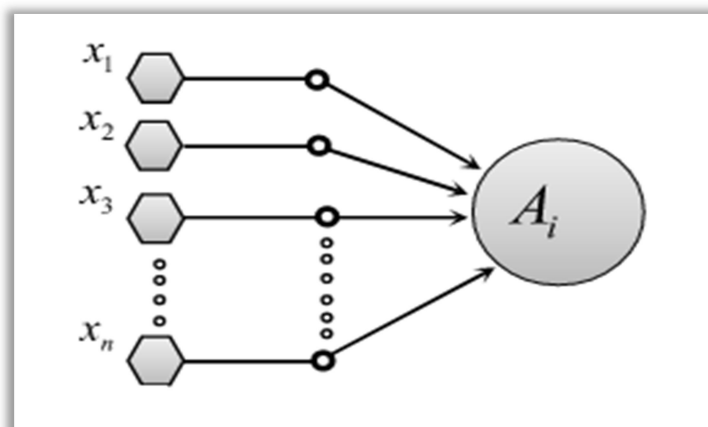


Fig. (III.2) : Représentation d'un neurone formel.

III.6. Structure d'interconnexion :

III.6.1. Le voisinage:

Le voisinage d'un neurone est l'ensemble des neurones connectés à ce neurone. On parle de voisinage d'ordre n pour un neurone i , s'il y a n neurones connectés à ce neurone. Les connexions entre neurones ont souvent un sens. Dans la **figure (III.3)** nous présentons des neurones avec des voisinages d'ordre 4, 8 et 6 respectivement. Les connexions utilisées ici n'ont pas de sens particulier, elles sont bidirectionnelles. Ces types de voisinages sont très utilisés, notamment dans les modèles à base d'automates cellulaires [26].

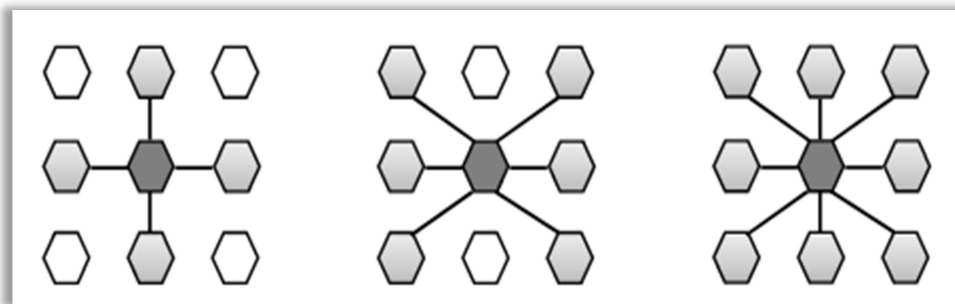


Fig. (III.3) : Plusieurs types de voisinage entre neurones.

III.6.2. Architecture des réseaux de neurones :

III.6.2.1. Réseau à connexions globales (Réseau multicouche classique):

L'architecture des réseaux de neurones la plus simple est celle où les connexions sont globales, c'est-à-dire, tous les neurones de deux couches successives sont connectés entre eux (voir **figure III.4**). Par conséquent, l'état de chaque neurone de la couche $n^{\circ}2$ est calculé en fonction des états de tous les neurones dans la couche $n^{\circ}1$ et la même chose pour la couche $n^{\circ}3$ [26,30].

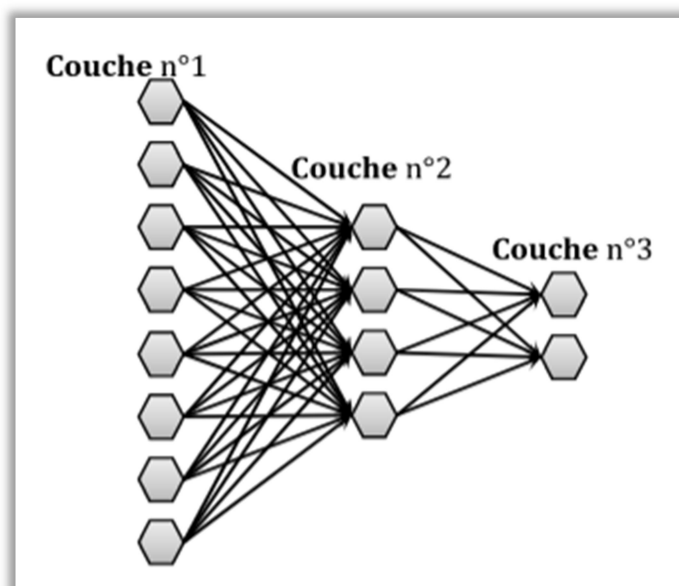


Fig. (III.4) : Connexions globales.

III.6.2.2. Réseau à connexions locales :

Réseau à connexions locales : Il s'agit d'une structure multicouche, mais qui à l'image de la rétine, conserve une certaine topologie. Chaque neurone de couche n°1 entretient des relations avec un nombre réduit et localisé de neurones de la couche n°2 (**Fig.III.5**). Les connexions sont donc moins nombreuses que dans le cas d'un réseau à Connexions globales [26,30].

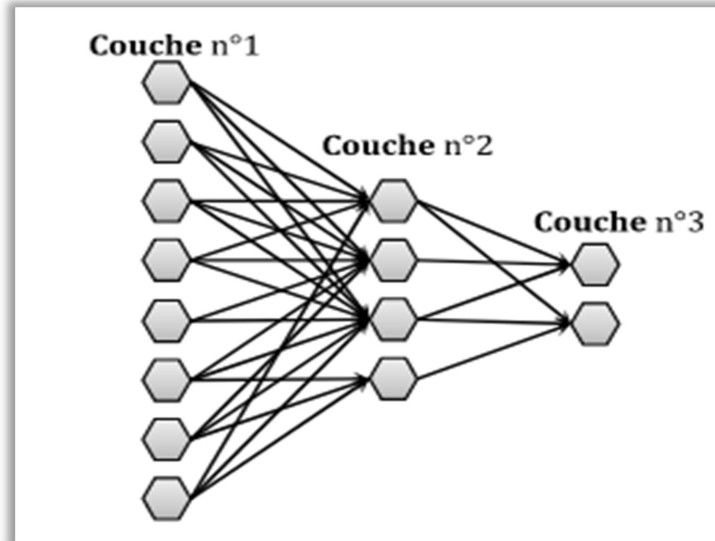


Fig. (III.5) : Connexions locales.

III.6.2.3. Réseau à connexions complexes (connexions complète) :

Réseau à connexion complète : c'est la structure d'interconnexion la plus générale (**fig.III.6**). Chaque neurone est connecté à tous les neurones du réseau (et à lui-même) [26].

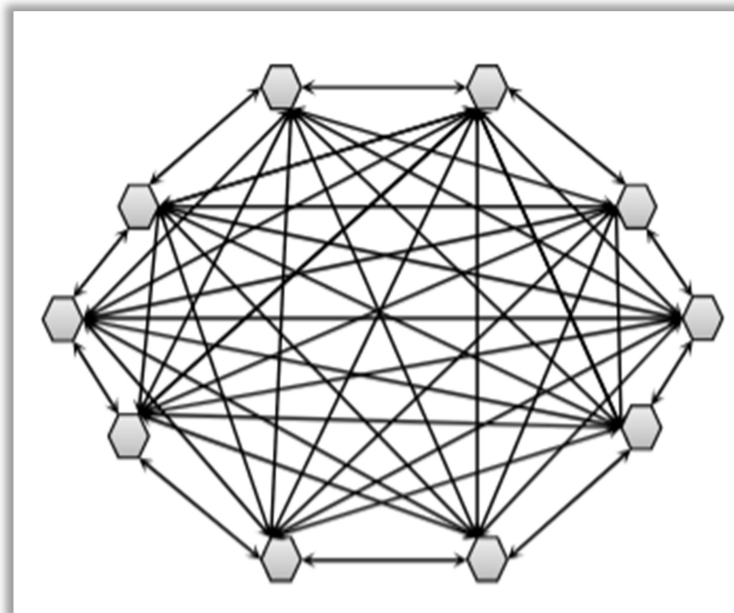


Fig. (III.6) : Connexions complexes.

III.6.2.4. Réseau à connexions récurrentes :

Les réseaux récurrents se distinguent des autres réseaux par la connexion des sorties de neurones avec leurs entrées. La sortie d'un neurone peut être connectée avec l'entrée du même neurone ou avec celles des autres neurones. L'importance de ces réseaux est qu'ils permettent d'apprendre la dynamique de systèmes, c'est-à-dire qu'ils peuvent imiter le comportement temporel en insérant des délais dans les boucles, reliant l'entrée à la sortie du réseau ou dans des couches internes. La **figure (III.7)** illustre un réseau récurrent dont les sorties sont bouclées avec les entrées de tous les neurones [26,30].

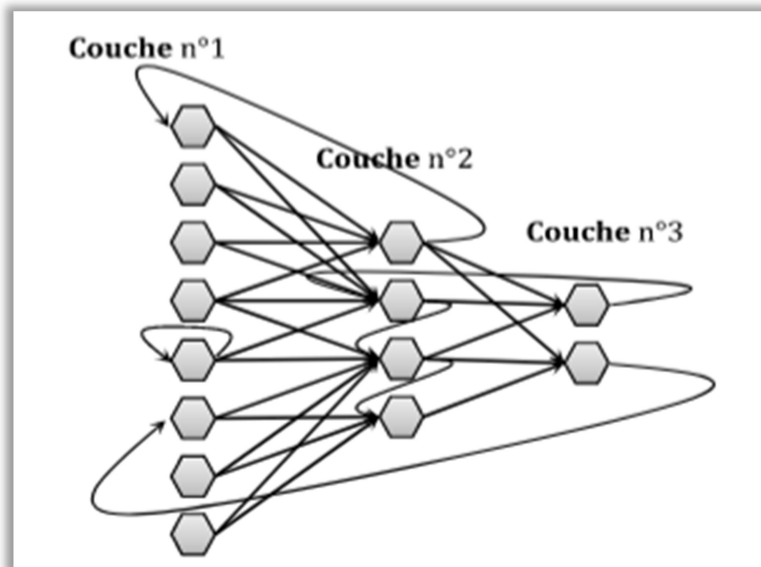


Fig. (III.7) : Connexions récurrentes.

On pourra résumer cette modélisation par le **tableau III.1**, qui montre la transition entre le neurone biologique et le neurone artificiel.

Neurone biologique	Neurone artificiel
Dendrite	Signal d'entrée
Synapses	Poids de connexions
Somma	Fonction d'activation
Axones	Signal de sortie

Tableau III.1: Analogie entre le Neurone Biologique et le Neurone Artificiel.

III.7. La fonction de transition :

Nous nous intéressons ici aux neurones qui calculent leur état à partir de l'information qu'ils reçoivent. Nous utiliserons par la suite la notation suivante :

- S : l'ensemble d'états possibles des neurones.

- X_i : l'état d'un neurone i , où $X_i \in S$

- A_i : l'activité du neurone i .

W_{ij} : Le poids de la connexion entre les neurones j et i .

L'activité d'un neurone est calculée en fonction des états des neurones de son voisinage et des poids de leurs connexions, selon la formule suivante [26-31]:

$$A_i = \sum_j W_{ij} \cdot X_j$$

Comme il est illustré dans la fig. (III.8) l'état X_i du neurone i est une fonction de son activité A_i :

$$X_i = f(A_i)$$

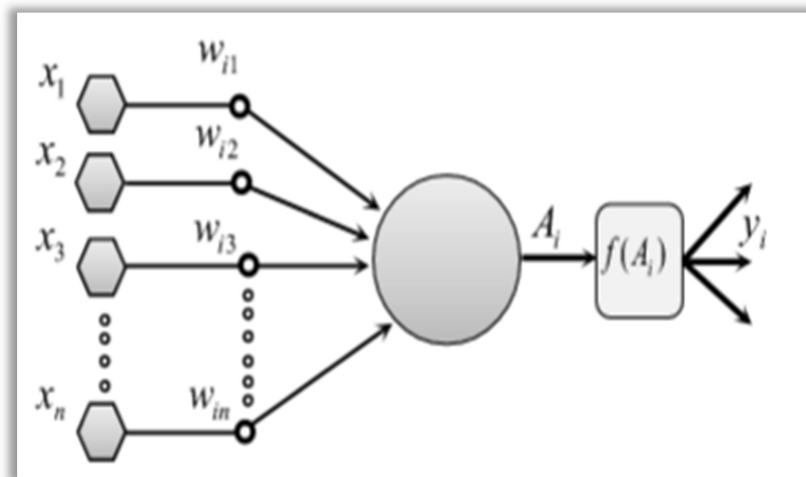


Fig. (III.8) : Calcul de l'état de neurone.

Cette fonction permet de définir l'état interne du neurone en fonction de son entrée totale. Nous citons à titre d'exemple quelques fonctions qui sont souvent utilisées [32].

III.7.1. Fonction binaire a seuil :

Fonction Heaviside Fig. (III.9) définie par :

$$h(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & \text{si non} \end{cases}$$

Fonction Signe Fig. (III.10) définie par :

$$h(x) = \begin{cases} +1, & x \geq 0 \\ -1, & \text{si non} \end{cases}$$

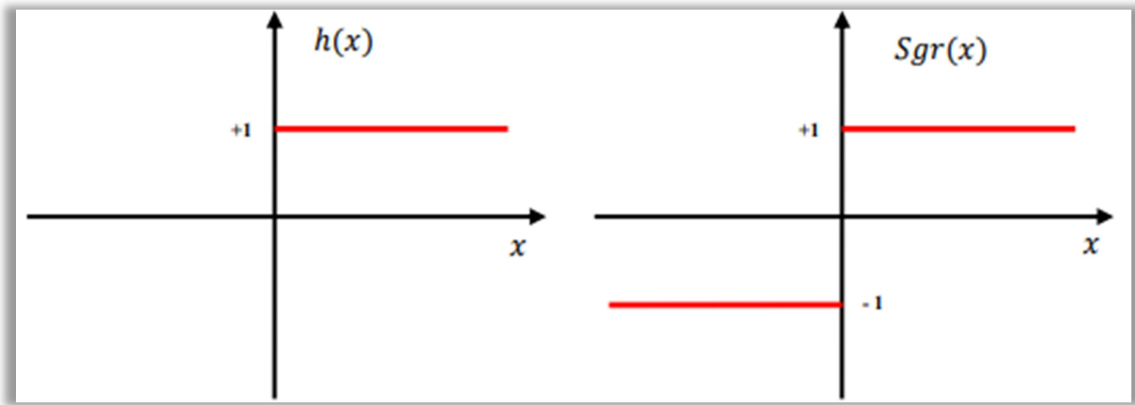


Fig. (III.9): Fonction Heaviside.

Fig. (III.10) : Fonction signe.

Le seuil introduit une non-linéarité dans le comportement du neurone, cependant il limite la gamme des réponses possibles à deux valeurs [32].

III.7.2. Fonction linéaire :

C'est l'une des fonctions d'activations les plus simples, sa fonction est définie par [32] : $f(x)=x$

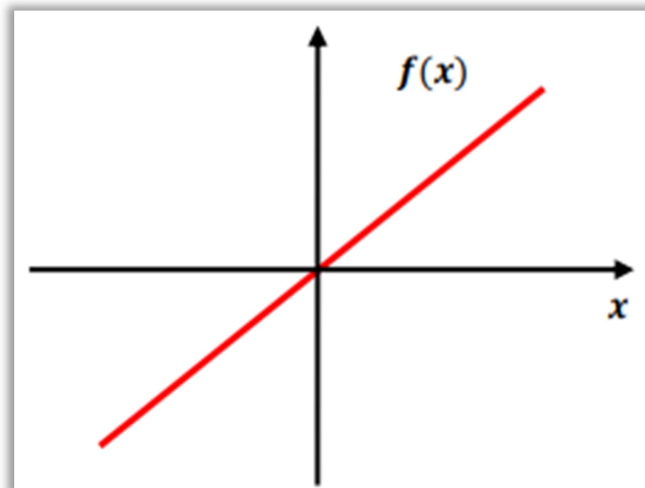


Fig. (III.11) : Fonction linéaire.

III.7.3. Fonction linéaire à seuil ou multi-seuils :

On peut la définir comme suit :

$$F(x)= \begin{cases} x, & x \in [u, v] \\ v, & \text{si } x \geq v \\ u, & \text{si } x \leq u \end{cases}$$

III.7.4. Fonction sigmoïde :

Elle est équivalente à la fonction linéaire continue. Etant continue elle est dérivable, d'autant plus que sa dérivée est simple à calculer, (**Fig. III.12**) elle est définie par [33] :

$$f_1(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$$

$$f_2(x) = \frac{1-e^{-x}}{1+e^{-x}}$$

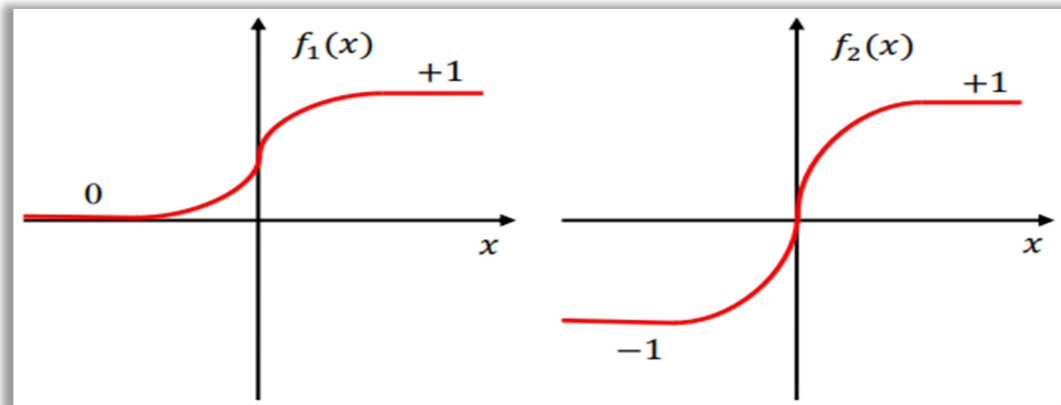


Fig. (III.12) : Fonction sigmoïde.

III.8. Modèles des réseaux de neurones :

III.8.1. Modèle de Hopfield :

Le modèle de Hopfield fut présenté en 1982. Ce modèle très simple est basé sur le principe des mémoires associatives. C'est d'ailleurs la raison pour laquelle ce type de réseau est dit associatif (par analogie avec le pointeur qui permet de récupérer le contenu d'une case mémoire). Le modèle de Hopfield utilise l'architecture des réseaux entièrement connectés et récurrents (dont les connexions sont non orientées et où chaque neurone n'agit pas sur lui-même). Les sorties sont en fonction des entrées et du dernier état pris par le réseau [26].

III.8.2. Le modèle perceptron :

Le mécanisme perceptron fut inventé par le psychologue FRANK Rosenblatt à la fin des années 50. Il représentait sa tentative d'illustrer certaines propriétés fondamentales des systèmes intelligents en général. Le réseau dans ce modèle est formé de trois couches : Une couche d'entrée (la rétine), fournissant des données à une couche intermédiaire, chargée des calculs, cela en fournissant la somme des impulsions qui lui viennent des cellules auxquelles elle est connectée, et elle répond généralement suivant une loi définie avec un seuil, elle-même connectée à la couche de sortie (couche de décision), représentant les exemples à mémoriser. Seule cette dernière couche renvoie des signaux à la couche intermédiaire, jusqu'à ce que leurs connexions se stabilisent (**fig. III.13**) [26,34].

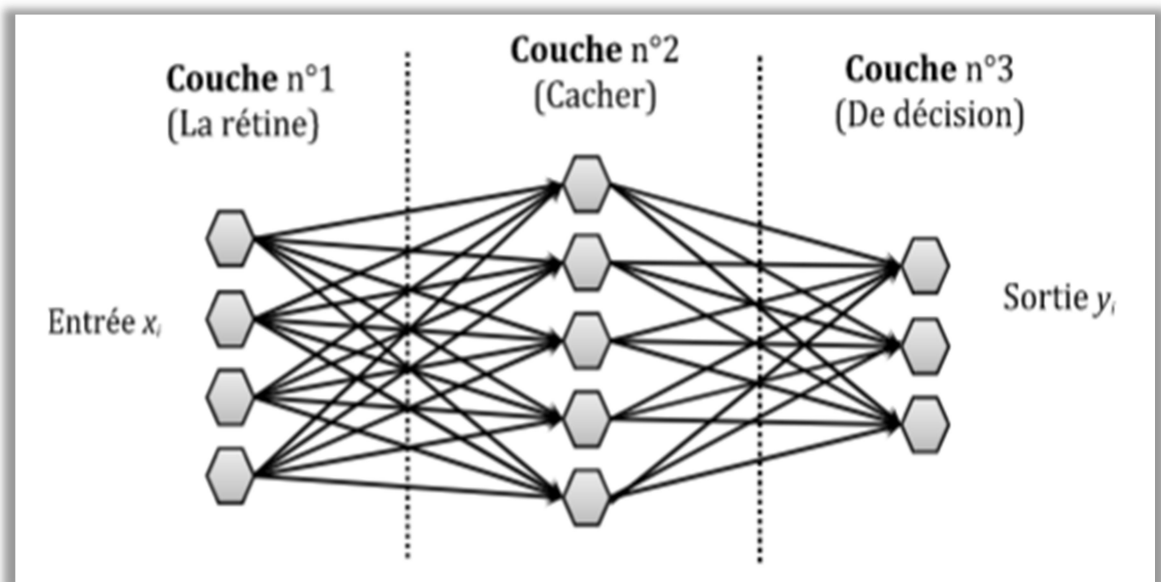


Fig. (III.13) : Le modèle du perceptron.

III.8.3. Le modèle Adaline :

L'adaline (Adaptatif Linear Neurone) de Widrow et Hoff est un réseau à trois couches: une d'entrée, une couche cachée et une couche de sortie. Ce modèle est similaire au modèle de perceptron, seule la fonction de transfert change, mais reste toujours linéaire : $f(x) = x$. Les modèles des neurones utilisés dans le perceptron et l'adaline sont des modèles linéaires (**figure III.14**) [26,34].

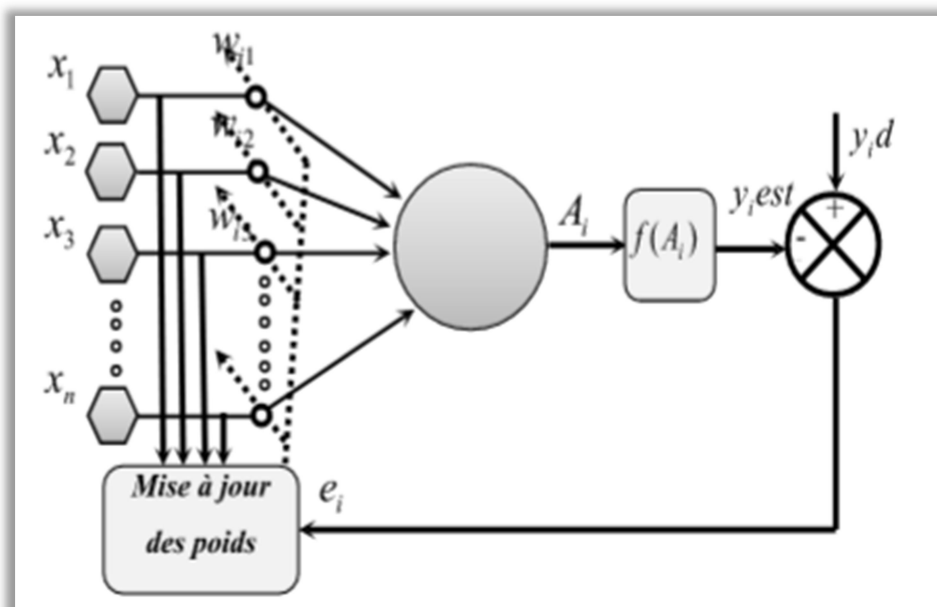


Fig. (III.14) : Représentation du système Adaline.

III.9. L'apprentissage :

L'apprentissage est vraisemblablement la propriété la plus intéressante des réseaux neuronaux. Elle ne concerne cependant pas tous les modèles, mais les plus utilisés. L'apprentissage est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré. L'apprentissage neuronal fait appel à des exemples de comportement. Durant cette phase de fonctionnement, le réseau adapte sa structure (le plus souvent, les poids des connexions) afin de fournir sur ses neurones de sortie les valeurs désirées. Cet apprentissage nécessite des exemples désignés aussi sous l'appellation d'échantillon d'apprentissage ainsi qu'un algorithme d'apprentissage. Après initialisation des poids du réseau (en général des valeurs aléatoires), il y a présentation des exemples au réseau et calcul des sorties correspondantes. Une valeur d'erreur ou de correction est calculée et une correction des poids est appliquée. Au niveau des algorithmes d'apprentissage, il a été défini deux grandes classes selon que l'apprentissage est dit supervisé ou non supervisé. Cette distinction repose sur la forme des exemples d'apprentissages. Dans le cas de l'apprentissage supervisé, les exemples sont des couples (Entrée, Sortie associée) alors que l'on ne dispose que des valeurs (Entrée) pour l'apprentissage non supervisé. Remarquons cependant que les modèles à apprentissage non supervisé nécessitent avant la phase d'utilisation une étape de labellisation effectuée par l'opérateur, qui n'est pas autre chose qu'une part de supervision [26].

III.9.1. Types d'apprentissages :

L'apprentissage et l'adaptation constituent deux caractéristiques essentielles des réseaux de neurones. Le rôle de l'apprentissage est d'optimiser les poids de chaque connexion. De nombreuses règles existent pour modifier les poids des connexions et donc pour arriver à un apprentissage correct lorsque la phase d'apprentissage est achevée. Le réseau doit être capable de faire les bonnes associations pour les vecteurs d'entrées qu'il n'aura pas appris. C'est l'une des propriétés importante dans les réseaux de neurones, car il permet de donner la capacité de reconnaître des formes ressemblantes, c'est la phase de reconnaissance. Les techniques d'apprentissage peuvent être classées en trois catégories [35,36]:

III.9.1.1. Apprentissage supervisé :

Un superviseur ou professeur, fournit au réseau des couples d'entrées / sorties. Il fait apprendre au réseau l'ensemble de ces couples, par une méthode d'apprentissage comme la rétro-propagation du gradient de l'erreur, en comparant pour chacun d'entre eux la sortie effective du réseau et la sortie désirée. L'apprentissage est terminé lorsque tous les couples entrées-sorties sont reconnus par le réseau. Ce type d'apprentissage se retrouve entres autres dans le perceptron [35].

III.9.1.2. Apprentissage non supervisé :

Cet apprentissage consiste à détecter automatiquement des régularités qui figurent dans les exemples présentés et à modifier les poids des connexions pour que les exemples ayant les mêmes caractéristiques de régularité provoquent la même sortie. Les réseaux auto-organiseurs de Kohonen sont les réseaux à apprentissage non supervisé les plus connus [35].

III.9.1.3. Apprentissage auto-supervisé :

Le réseau de neurone évalue lui-même ses performances, sans l'aide d'un « professeur ». Un objet est présenté à l'entrée du réseau de neurones, on a indiqué la classe à laquelle appartient cet objet. Si le réseau ne le classe pas correctement, il mesure lui-même l'erreur qui le fait, et propage cette erreur vers l'entrée. Le réseau procède à autant d'itérations qu'il est nécessaire jusqu'à obtenir la réponse correcte [36].

III.9.2. Algorithmes d'apprentissage :**III.9.2.1. Retropropagation du gradient :**

L'algorithme de rétro-propagation a été développé en particulier par Rumelhart et Parkenet le Cun en 1985. Cet algorithme repose sur la minimisation de l'erreur quadratique entre les sorties calculées et celles souhaitées. Le terme rétro-propagation du gradient provient du fait que l'erreur calculée en sortie est transmise en sens inverse vers l'entrée [34].

III.9.2.2. L'algorithme de rétropropagation :

Il requière une fonction non linéaire différentiable. On utilise une fonction sigmoïde $f(\alpha)$, de la forme [38]:

$$f(\alpha) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha}} \quad (\text{III.21})$$

- **Etape 1 :** Initialiser les poids et les seuils, en les mettant à des petites valeurs aléatoires.
- **Etape 2 :** Présenter la base de donnée avec un vecteur d'entrée x_i ($i=1,2,\dots,N$), et spécifier le vecteur de sortie désirée y_i ($i=1,2,\dots,N$).
- **Etape 3 :** Calculer les sorties actuelles Y_1, Y_2, \dots, Y_N , en propageant l'entrée à travers les différentes couches du réseau de neurones comme suit:

$$x_j^m = f\left(\sum_{i=1}^N W_{ij} x_i^{m-1} - \theta_j^m\right) \quad , 0 \leq j \leq N \quad \text{et} \quad 0 \leq m \leq M \quad (\text{III.22})$$

M : Le nombre de couches

W_{ij} : Est le poids de connexion entre le j^{eme} neurone de la couche m et le i^{eme} neurone de la couche $(m-1)$.

x_j^m : Est la sortie de la couche m .

x_i^{m-1} : Est l'entrée de la couche m (ou la sortie de la couche $(m-1)$).

θ_j^m : Est le seuil de la couche m .

➤ **Etape 4:** L'ajustement des poids.

On utilise un algorithme récursive, et en commençant par les nœuds de sortie, pour lesquels on utilisera la formule suivante d'ajustement des poids:

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \eta \delta_j x_j^{M-1} \quad (\text{III.23})$$

η : Est le terme du gain

δ_j : Est le terme d'erreur sur le nœud j . Si le nœud j est une sortie alors:

$$\delta_j^M = Y_j(1 - Y_j)(Y_{est_j} - Y_j) \quad (\text{III.24})$$

Où Y_{est_j} est la sortie désirée du nœud j , et où Y_j est la sortie calculée

Si j est un nœud interne alors le terme d'erreur sera:

$$\delta_j^{M-1} = x_j^m (1 - x_j^m) \sum_k \delta_j^m W_{jk} \quad (\text{III.25})$$

Où k représente le k^{eme} nœud de la couche m (couche supérieure).

Les seuils sont ajustés de la même façon que les poids, et ça en les supposant comme étant poids de connexion reliés à des entrées à valeurs. Parfois pour accélérer la convergence

on utilise un terme α qu'on appelé momentum :

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) \eta \delta_j x_i + \alpha (W_{ij}(t) - W_{ij}(t-1)) \quad \text{Où} \quad 0 \leq \alpha \leq 1 \quad (\text{III.26})$$

➤ **Etape 5.** Répéter à partir de "Etape 2" jusqu'à atteindre une erreur quadratique moyenne prédéfinie, ou jusqu' à atteindre un certain nombre d'itérations prédéfinies.

III.9.2.3. L'algorithme de Levenberg-Marquardt:

Parmi les algorithmes de la famille quasi-Newton, la méthode de Levenberg Marquardt est un algorithme standard pour l'optimisation de l'erreur quadratique due à ses propriétés de convergence rapide et de robustesse. Elle s'appuie sur les techniques des moindres carrés non-linéaires et de l'algorithme de Gauss-Newton à voisinage restreint. La principale motivation du choix de l'algorithme de Levenberg-Marquardt (LM) repose sur la taille de la matrice du Hessien en fonction de la quantité de données de la base d'apprentissage, du coût moindre des calculs et de la garantie rapide de la convergence. [36-37]

III.10. Méthodes d'optimisation du second ordre :

Les méthodes d'optimisation du second ordre sont des méthodes itératives de descente du gradient qui consistent à remplacer la fonction de coût par son approximation quadratique au voisinage de point courant (quadratique osculatrice ou fonction elliptique), parmi ces méthodes on trouve [26]:

- Algorithme de Newton.
- Méthode Quasi-Newton.
- Méthode du gradient conjugué.
- Méthode des moindres carrés non-linéaire.
- Méthode de Gauss-Newton.
- Méthode de Levenberg Marquardt.

III.11. Avantage des réseaux de neurones :

Ils ont des propriétés similaires à celles du système nerveux humain :

- L'identification ou la commande neuronale d'un système ne demande pas la connaissance de son modèle mathématique interne.

Les neurones sont des entités qui travaillent simultanément, c'est le parallélisme.

- Les réseaux de neurones ont une grande capacité d'apprentissage. Cette caractéristique est très intéressante pour l'approche des systèmes évoluant dans le temps.
- la "connaissance" est distribuée dans toute la structure.
- Le concept de boîte noire, en particulier pour modéliser des systèmes non-linéaires.
- Certaines architectures sont moins coûteuses en termes d'implémentation matérielle.[38]

III.12. Inconvénient des réseaux de neurones :

- L'absence de méthode systématique permettant de définir la meilleure topologie du réseau et le nombre de neurones à placer dans la couche cachée.
- Le choix des valeurs initiales des poids du réseau et le réglage du pas d'apprentissage, qui jouent un rôle important dans la vitesse de convergence.
- Le problème du sur-apprentissage (apprentissage au détriment de la généralisation).
- La connaissance acquise par un réseau de neurone est codée par les valeurs des poids synaptiques.[38]

III.13. Poursuite du PPM à base de RNA :

Pour créer le contrôleur MPPT au moyen des réseaux de neurones on choisit une base de données des points de puissance maximale. Dans notre cas, nous avons créé une base de données basée sur les paramètres électriques de sortie du **CEM240_P60**. Les entres (la tension (V_{pv}), le courant (I_{pv}), la puissance (P_{pv})), et la sortie de ce contrôleur neuronal est le rapport cyclique de convertisseur statique ce qui amène à la PPM.

III.14. Simulation de méthode d'extraction de puissance maximale par les RNA :

III.14.1. Simulation :

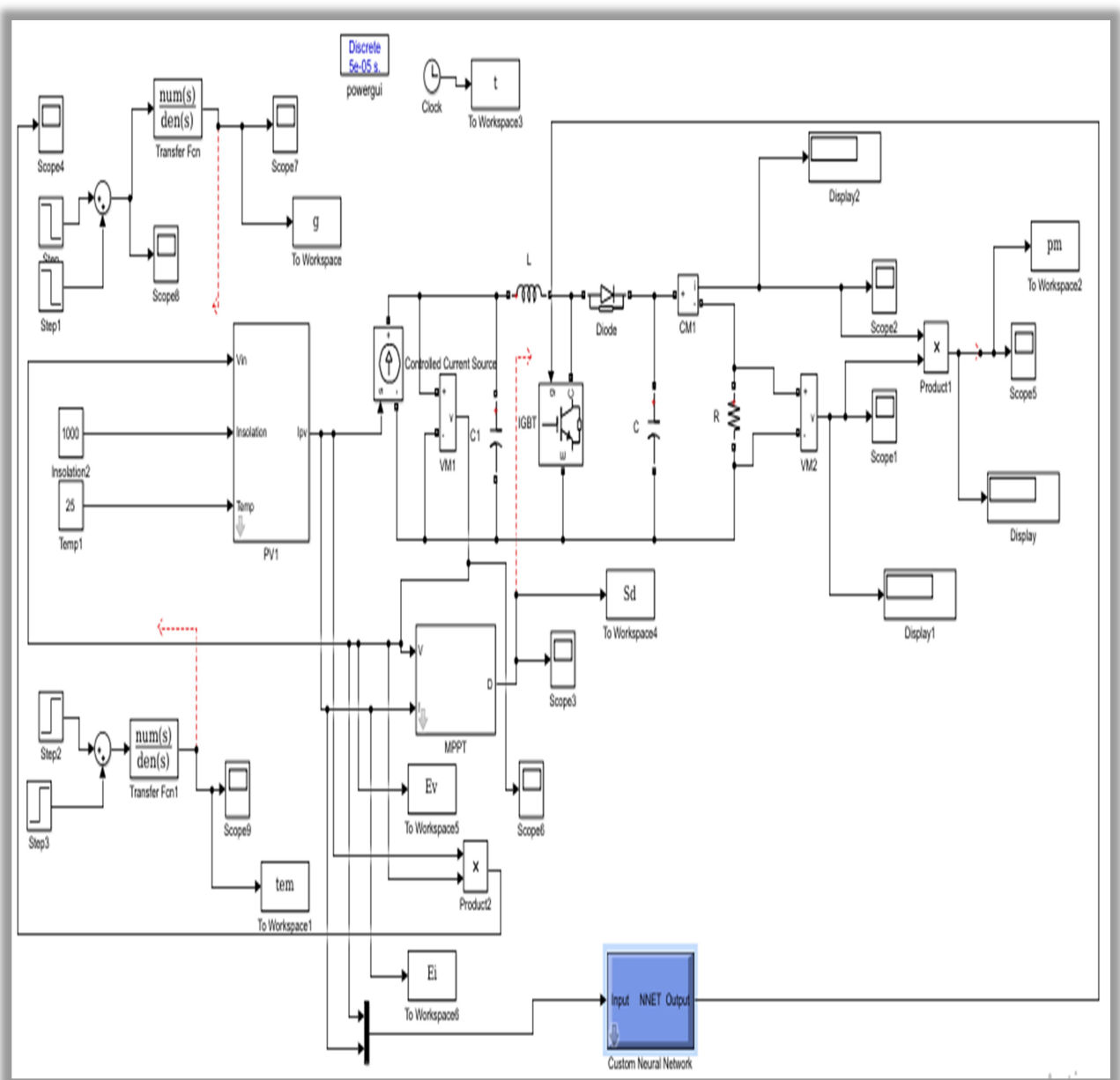


Fig. (III.15) : Schéma synoptique d'un système photovoltaïque doté d'un contrôleur neuronal MPPT sous Simulink.

III.14.2. Choix de la structure du réseau :

La **Figure (fig.III.16)** montre bien que notre réseau est constitué de trois couches à savoir :

- Une couche d'entrée composée de deux neurones, dont le rôle est de transmettre les Valeurs des entrées qui correspondent aux variables (V_{pv} , I_{pv}) vers la couche suivante appelée "couche cachée".
- Deux couches cachées chaque couche est dotée par dix neurones avec des fonctions d'activations choisies de type **sigmoïde tangentielle**.
- Une couche de sortie avec un seul neurone représentant le rapport cyclique de convertisseur DC-DC dont la fonction d'activation employée est de type identité ou 'linéaire'.

L'apprentissage de notre réseau a été effectué avec l'algorithme : Algorithme de Levenberg Marquardt.

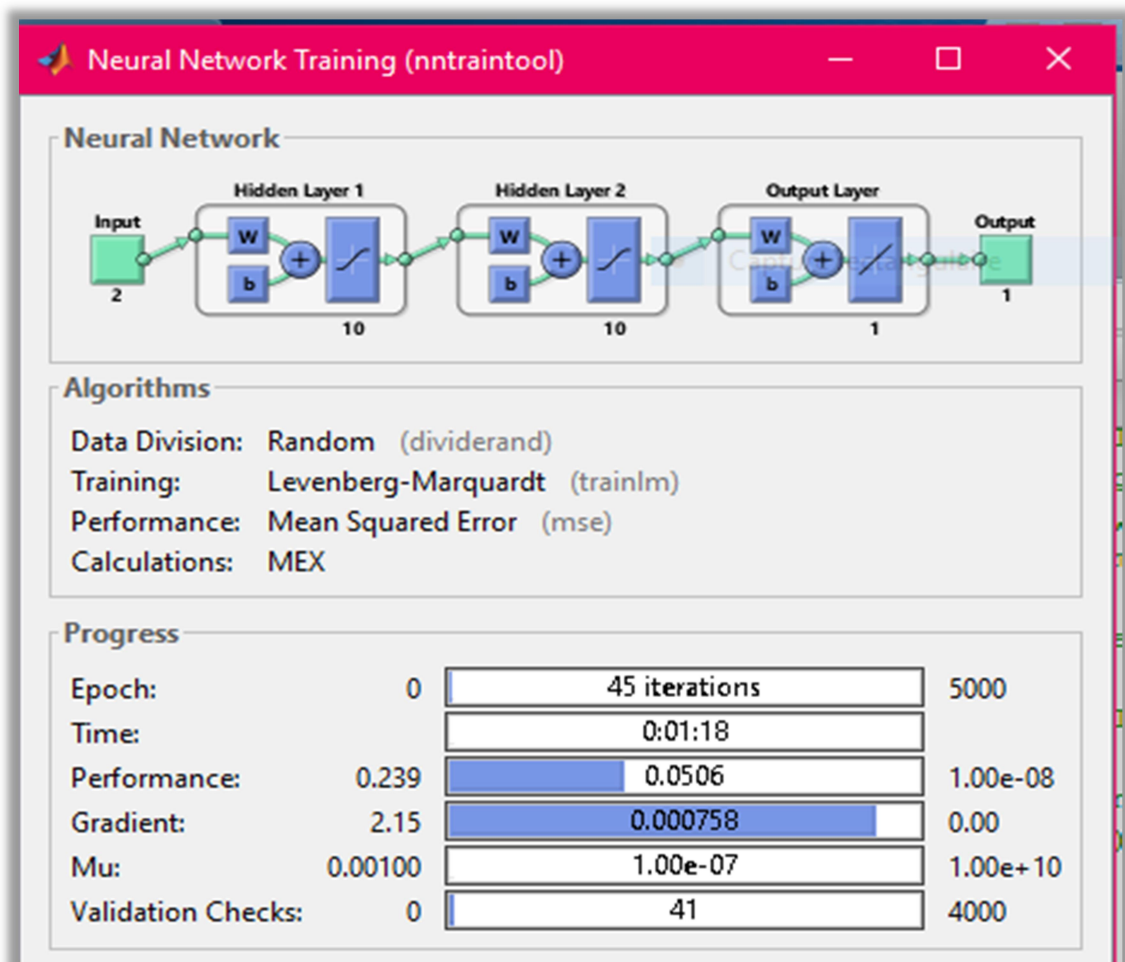


Fig. (III.16) : Schéma structurel de réseaux de neurones artificiels.

III.14.3. Comparaison des résultats des techniques de commande (RNA, P&O) :

Afin de valider la méthode proposée d'extraction de puissance nous avons utilisé un panneau 240w et nous appliquons un rayonnement variable comme le montré dans la figure III.17 :

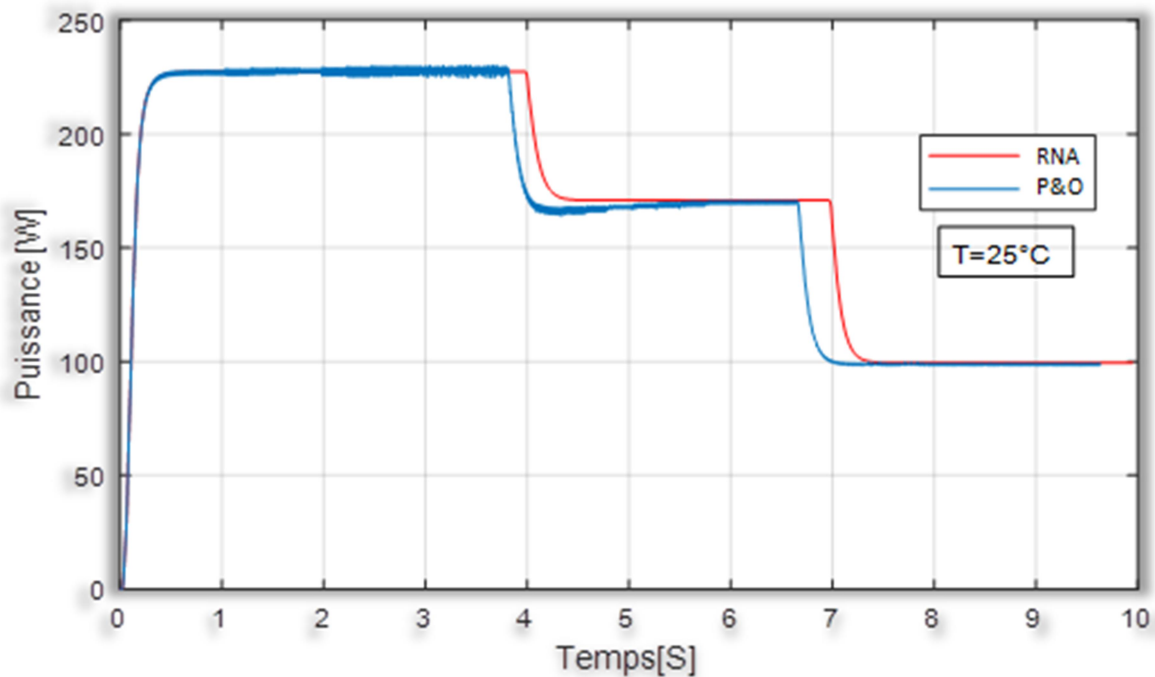


Fig. (III.17) : Allure de comparaison entre la puissance générée en fonction de temps ($G= 600, 800, 1000 ; T= 25c^{\circ}$).

Ces résultats confirment le bon fonctionnement du contrôleur P&O mais montrent également un meilleur fonctionnement du contrôleur neuronal. Ce dernier a prouvé qu'il a de meilleures performances, temps de réponse rapide, erreur à l'état permanent très faible et les perturbations sont éliminées, et qu'il est robuste aux différentes variations des conditions atmosphériques.

III.15. Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons détaillé la théorie des réseaux de neurone artificiels, dans le but de créer un contrôleur MPPT rigide plus performance.

Ensuite nous avons effectué une simulation par Matlab/Simulink où les résultats obtenus avec les RNA sont meilleurs que ceux obtenus avec P&O. Aussi le poursuiveur neuronale provoque qu'il a de meilleures performances, de très faible erreur (voir l'annexe).

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.

La production d'électricité à partir de panneaux PV est intermittente. C'est une fonction du rayonnement solaire, et aussi la température reçu sur Terre, Pour assurer le fonctionnement d'un générateur photovoltaïque à son point de puissance maximale, l'utilisation des contrôleurs MPPT robuste aux changements climatiques est obligatoire.

Pour le même but, la méthode MPPT (RNA) offrent des performances mieux que la méthode classique MPPT (P&O).

Selon les résultats obtenus, on peut conclure que le système RNA fait apparaître un bon compris entre la caractérisation 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, 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.

Références Bibliographiques

- [1] : A. AZIZ, « Propriétés Electriques des Composants Electroniques Minéraux et Organiques, Conception et Modélisation d'une Chaîne Photovoltaïque Pour une Meilleure Exploitation de l'Energie Solaire », Thèse de Doctorat, Université Paul Sabatier, Toulouse III, France, 2006.
- [2] : OUMNAD, « Electronique Fondamentale», Ecole Mohammadia des Ingénieurs, Site Internet, <http://z.oumnad.123.fr>.
- [3] : C. Hua and C. Shen, « Comparative study of peak power tracking techniques for solar storage system », IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition, 15-19 February, Anaheim, CA, USA, 1998.
- [4] : A. Sahli, « Filtrage actif et contrôle de puissances : application aux systèmes photovoltaïques interconnectés au réseau», Mémoire de Magistère, Université de Sétif 2012.
- [5] : https://fr.wikipedia.org/wiki/%C3%89nergie_renouvelable
- [6] : <https://youmatter.world/fr/definition/energies-renouvelables-definition>
- [7] : R. Merahi, «Modélisation d'un diapositif MPPT pour l'étude de l'augmentation de la puissance produite par les générateurs photovoltaïques », Mémoire de Magistère, Université de Annaba 2010.
- [8] : Sediri Bachir Abderezak, « Commande MPPT à base d'un réseau de neurone artificiel Pour un système photovoltaïque», Mémoire de fin d'étude, Université de Annaba 2019.
- [9] : HAMDANI Abderrahmane, KACEM Brahim, «Etude et Simulation de Connection d'une Centrale Photovoltaïque au Réseau Electrique Triphasé», Mémoire de fin d'étude, Université de Adrar 2018.
- [11] : Zerguine Bilal, «Modélisation d'un système de production électrique par la cellule photovoltaïque», Mémoire de magister, Université Badji Mokhtar, Annaba 2010.

- [10] : H. FATIHA et R. AICHA, «Modélisation et simulation d'un système photovoltaïque », Mémoire master académique en Electrotechnique, Université Kasdi Merbah Ouargla 2014.
- [12] : Othmane BENSEDDIK, Fathi DJALOU, «Étude et optimisation du fonctionnement d'un système photovoltaïque», Mémoire de master, Université Ouargla 2012.
- [13] : A. Lyes, «Etude de la connexion au réseau électrique d'une centrale Photovoltaïque», Mémoire de Magister, Université de Tizi-Ouzou, 2011.
- [14] : A. Sadek, «Implantation expérimentale de l'MPPT pour un système de génération hybridesolaire-éolien», Mémoire de Magistère, Université de Batna, 2009.
- [15] : H. LEQUEU – [DIV 435] – Fichier : IUT-EDP-9, 2004/2005.
- [16] : MEDDOUR Youcef, YAZI Zoubir, «Etude de raccordement d'un système photovoltaïques au réseau électrique», Mémoire de Master, Université de OUARGLA, 2015.
- [17] : BOUALEM DENDIB, «Technique conventionnelles et avancées de poursuite MPPT pour des applications photovoltaïque : étude comparative», Université Ferhat Abbas-Sétif, Mémoire de Magister, Département d'électronique TS4/6338, 2007.
- [18] : S. Khaled, «Etude et réalisation d'un hacheur de Tracking du Point de Puissance Maximale (MPPT) a contre réaction de tension», Mémoire de Magister, Ecole Nationale Polytechnique, 2003
- [19] : V. Boitier, P. Maussion, C. CABAL 'Recherche du maximum de puissance sur les générateurs photovoltaïques', université de Toulouse, revue 3E.I, N°54, pp 90-96, septembre 2008.
- [20] : F. Ansari ,A. K. Jha ' Maximum power point tracking using perturbation and observation as well as incremental conductance algorithm' international journal of research in engineering & applied sciences, issn: 2294-3905, PP 1930,2011.
- [21] : Z. MEZIANI, «Modélisation du module photovoltaïque», Mémoire de Magistère, Université de Batna, Algérie, 2012.

- [22] : A. Mellit, M. Benghanem and S.A. Kalogirou, « Modeling and simulation of a standalone photovoltaic system using an adaptive artificial neural network », *Renewable Energy Journal*, Vol 32, Issue 2, pp. 285-313, 2007.
- [23] : Kaddour .B, «cours de réseaux de neurones», Département INFRES ENST, Paris, Brique MOD T2, 2004-2005.
- [24] : DUPONT.R, «Emissions biogéniques de NO par les sols Impact sur la chimie atmosphérique», Thèse de doctorat, Université Toulouse III – Paul Sabatier, 2007.
- [25] : 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.
- [26] : A. Tahour, «Contribution à l'optimisation de la commande de l'ensemble convertisseur machine à reluctance variable par réseaux de neurones», Thèse de doctorat en sciences, Université de Djillali Liabes, 2007.
- [27] : M.F. Bear, B.W. Connors, M.A. Paradiso, ' Neurosciences. À la découverte du cerveau', 2009.
- [28] : C. Touzet, "les réseaux de neurones artificiels introduction au connexionnisme, cours, exercices et travaux pratiques", L'école nationale supérieure des Mines de Paris, 1992.
- [29] : M. Y. Ammar, «Mise en œuvre de réseaux de neurones pour la modélisation de cinétiques réactionnelles en vue de la transposition batch/continu», Thèse de doctorat, l'institut national polytechnique de Toulouse, 2007.
- [30] : F.Sorin, L.Broussard, P. Roblin, ' Régulation d'un processus industriel par réseaux de neurones', *Techniques de l'ingénieur S 7 582*, Traité l'informatique industrielle.
- [31] : M. Mordjaoui, 'Modelisation des effets électromagnétiques «Apport de la logique floue et neuro floue», Thèse de doctorat en science, Université de Batna, 2008.
- [32] : L. MELAKHESSOU, «Contrôle et identification des systèmes non linéaires par les techniques neuronales», Mémoire de magister, Université El-hadj lakhdar, Batna, 2005.

- [33] : A. Mezache and F. Soltani, « A New Approach for Estimating the Parameters of the KDistribution Using Fuzzy-Neural Networks », IEEE transactions on signal processing , Vol. 56, N°11, pp. 5724-5728, 2008.
- [34] : A.Bechouche,'Utilisation des techniques avancées pour l'observation et la commande d'une machine asynchrone : application à une éolienne', Thèse de doctorat en science, Université de Mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou, 2013.
- [35] : A. LEMMOU, K. BELLAKHDAR and A. LEDJEDEL, « Identification et commande des systèmes non linéaires », Mémoire d'ingénieur en électronique, Université de M'sila, Algérie, 2011.
- [36] : K. Levenberg, « A method for the solution of certain nonlinear problems in least squares », Quart. Appl. Math.Vol 2, pp 164–168, 1944.
- [37] : S. Vijander , I. Gupta , H.O. Gupta ,« ANN-based estimator for distillation using Levenberg–Marquardt approach », Journal of Engineering Applications of Artificial Intelligence ,Vol 20, Issue 2, pp249–259, 2007.
- [38] : F. Ben Mohamed, «Synthèse des estimations neuronales et neuro-flous des effets aux limites dans un moteur à induction linéaire en vue de la compensation non linéaire adaptative», Thèse de doctorat, Université de Béchar, 2017.

Annexe :

Annexe :

Performances entre RNA et P&O :

	Temps de réponse	Erreur	Dépassement
RNA	[0,4]	2.5%	2s
P&O	[0,3.8]	2.08%	
RNA	[4.3, 7]	27.08%	2s
P&O	[4,6.8]	27.91%	
RNA	[7.2, 10]	58.33%	2s
P&O	[7,9.8]	58.33%	

الحمد لله