

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire

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

جامعة سعد دحلب البلدة
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Master

Filière Électrotechnique
Spécialité Machines Électriques

présenté par

Bencherchali Alaeddine

&

Hadj Mehdi Rabie

Commande MPPT d'un système photovoltaïque à l'aide des réseaux de neurones artificiels

Proposé par : Mme. Boudissa El Ghalia & Mr. Bounakhla Mohammed

Année Universitaire 2018-2019

Remerciements

Nous remercions en premier lieu Dieu, qui nous a donné ce bien là, pour qu'on vive ce jour ainsi que la force et la patience pour mener à terme ce travail. Nous tenons à exprimer nos remerciements à nos encadrants Mme BOUDISSA et Mr Bounakhla qui ont proposé et dirigé ce travail. Nous remercions Monsieur le président de jury ainsi que ses membres d'avoir accepté de juger notre travail. Nous tenons à remercier les responsables et tout le personnel du département de Génie Electrique de BLIDA pour les facilités qu'ils nous ont accordés pour terminer ce travail. Le travail de mémoire que nous avons effectué doit beaucoup à certaines personnes que nous tenons à les remercier sincèrement. Enfin, nous remercions tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à notre formation et à l'élaboration de ce modeste mémoire.

ملخص

الهدف من هذا العمل هو حساب وتعقب نقطة الاستطاعة العظمى MPPT لنظام الكهروضوئي وفق الية الشبكة العصبية الاصطناعية. قمنا باستعمال النظام الكهروضوئي ذو استطاعة قصوى 170.1 واط وتيار 4.08 امبير بجهد 41.66 فولط. النتائج المتحصل عليها تمت بواسطة MATLAB/SIMULINK تدل على الأداء الجيد في مراقبة السير الديناميكي للنظام الكهروضوئي للمتحكم MPPT-RNA, مقارنة مع نظام التحكم التقليدي MPPT-P&O مرتكز على تقنية الاضطراب والمراقبة .

الكلمات المفتاحية: النظام الكهروضوئي. الشبكة العصبية الاصطناعية. تقنية الاضطراب والمراقبة.

Résumé :

L'objectif de ce travail est le calcul et le suivi du point de puissance maximale d'un système photovoltaïque à l'aide de réseaux de neurones artificiels (RNA) .On a conçu un système photovoltaïque produisant une puissance maximale de 170.1 watt et un courant de 4.08 ampère avec une tension de 41.66 volt. Les résultats obtenus par logiciel MATLAB/SIMULINK montrent la bonne performance du contrôle dans le comportement dynamique par la technique MPPT-RNA en comparaison avec l'ancienne technique MPPT P&O.

Mots clés : système photovoltaïque ; réseau de neurones artificiels ; MPPT ; P&O.

Abstract :

The purpose of this work is to calculate and follow the maximum power point of a photovoltaic system using artificial neural networks. We have made a photovoltaic system that produce maximum power of 170.1 watt and a current of 4.08 ampere with 41.66 volts of voltage. The results that were achieved on MATLAB/SIMULINK software show the good performance while controlling the dynamic behaviour by the MPPT-ANN technic comparing to the conventional MPPT technic which is P&O

Keywords : photovoltaic system ; artificial neural network ; MPPT ; P&O

Liste des acronymes et abréviations

PV : Photovoltaïque

GPV : Générateur panneau photovoltaïque

MPPT : Maximum Power Point Tracking

PPM : point de puissance maximale

DC : Courant continu

I_{pv} : Courant généré par le panneau photovoltaïque

V_{pv} : Tension générée par le panneau photovoltaïque

P&O : Perturbation et observation

RNA : Réseau de neurones artificiels

P_{max} : Puissance maximale

I_{mp} : Courant au point de fonctionnement maximal

V_{mp} : Tension au point de fonctionnement maximal

I_{cc} : Courant court-circuit

V_{co} : Tension circuit ouvert

K : Constant de Boltzmann

q : Charge de l'électron

n : Facteur d'idéalité de la jonction

I_{ph} : Photo-courant de la cellule

R_{sh} : Résistance shunt

R_s : Résistance série

P_{out} : Puissance de sortie

P_a : Puissance absorbée

P_{inc} : Puissance incidente

S : sortie désirée

D : sortie obtenue

η : pas d'apprentissage

I_d : Courant de polarisation de la diode

I_{Rsh} : Courant dérivé par la résistance parallèle

K_i : Coefficient de température de courant de court-circuit

G : L'éclairement

T : Température

T_n : Température à la condition de référence

I_{sat} : Courant de saturation de la diode

n : Le facteur de qualité

E_g : Énergie de gap

I_{rs} : Courant inverse de saturation

Table des matières

Introduction générale	01
Chapitre 1 : Généralités sur le générateur PV	04
1.1 Introduction	04
1.2 Historique du photovoltaïque.....	04
1.3 Semi-conducteur	05
1.4 L'effet photovoltaïque.....	05
1.5 La cellule photovoltaïque.....	06
1.5.1 les différents types de la cellules photovoltaïques.....	08
1.5.2 Caractéristiques électriques d'une cellule photovoltaïque.....	09
1.5.3 Paramètres d'une cellule photovoltaïque.....	10
a Courant de court-circuit (I_{cc})	10
b Tension a circuit ouvert (V_{co}).....	11
c Facteur de forme	11
d Rendement énergétique(η)	11
1.6 Générateur photovoltaïque et ses performances	12
1.6.1 Caractéristique courant-tension	13
1.6.2 Caractéristique puissance-tension	14
1.6.3 Influence de l'éclairement et la température sur les caractéristiques.....	14
a Influence de la température	14
b Influence de rayonnement (éclairage).....	15
1.7 Protection du système PV	16
1.7.1 Diode by-pass	17
1.7.2 Diode anti retour	17
1.8 Conclusion	18

Chapitre 2 : Convertisseur DC-DC et les méthodes MPPT.....	19
2.1 Introduction	19
2.2 Convertisseurs statiques.....	20
2.3 Composants de l'électronique de puissance	20
2.4 Convertisseurs DC-DC (Hacheur)	22
2.5 Hacheur parallèle (Boost).....	23
2.6 Hacheur série (Buck).....	24
2.7 Hacheur parallèle-série (Boost-Buck)	25
2.8 Rendement des convertisseurs statiques	26
2.9 Adaptation du système PV par la commande MPPT	26
2.9.1 Généralités.....	26
2.10 Les méthodes MPPT	28
2.10.1 Méthode d'incrémentation de l'inductance	28
2.10.2 Méthode de perturbation et observation (P&O).....	29
2.11 Conclusion	31
Chapitre 3 : Réseaux de neurones artificiels	32
3.1 Introduction.....	32
3.2 Aperçu historique	32
3.3 Neurone biologique	34
3.3.1 Constitution du neurone biologique	34
a Le corps cellulaire	35
b Les dendrites	35
c l'axone	35
3.4 Modélisation mathématique du neurone biologique	36
3.4.1 Le neurone formel	36
3.4.2 Fonction d'activation	37

3.5 Réseaux de neurones	38
3.5.1 Constitution de réseaux de neurones	38
a Couche d'entrée	38
b Couche cachée	38
c Couche de sortie	38
3.5.2 Types de réseaux de neurones	39
3.5.2.1 Les réseaux non-bouclés	39
a Le réseau monocouche	39
b Le réseau multicouche	40
3.5.2.2 Les réseaux bouclés.....	40
3.5.3 Apprentissage des réseaux de neurones.....	40
3.5.3.1 Apprentissage supervisé.....	41
a Algorithme de retro-propagation du gradient	41
b Étapes de l'algorithme de retro-propagation.....	42
3.5.3.2 Apprentissage non supervisé.....	42
3.6 Conclusion	43
Chapitre 4 Modélisation des systèmes	44
4.1 Introduction	44
4.2 Modélisation du générateur photovoltaïque	44
4.2.1 Cellule photovoltaïque	44
4.2.2 Module photovoltaïque	45
4.2.3 Caractéristiques et simulation du module photovoltaïque	47
4.3 Simulation MPPT-P&O.....	49
4.3.1 Modélisation de la méthode MPPT-P&O	50
4.4 MPPT à base des réseaux de neurones artificiels	55
4.4.1 La construction d'un réseau de neurones artificiels	56

4.4.2 Création d'un réseau de neurones artificiels.....	57
4.5 Modèle du RNA	57
4.5.1 Résultat de la simulation	59
4.6 Comparaison MPPT-P&O/MPPT-RNA.....	63
4.7 Conclusion.....	64
Conclusion générale	65
Bibliographie	66

Liste des figures

Figure 1.1. Représentation schématisée de l'effet photovoltaïque.

Figure 1.2. La structure basique d'une cellule.

Figure 1.3. Types de cellules photovoltaïques. (A) silicium monocristallin, (B) silicium polycristallin, (C) silicium amorphe [1].

Figure 1.4. Le schéma équivalent d'une cellule PV.

Figure 1.5. Composante d'un champ de module photovoltaïque.

Figure 1.6. Caractéristique $I = f(V)$ d'un module photovoltaïque.

Figure 1.7. Caractéristique $P = f(V)$ d'un module photovoltaïque.

Figure 1.8. L'influence de la température sur la caractéristique $I=f(V)$.

Figure 1.9. L'influence de la température sur la caractéristique $P=f(V)$.

Figure 1.10. L'influence de l'éclairement sur la caractéristique $I=f(V)$.

Figure 1.11. L'influence de l'éclairement sur la caractéristique $P=f(V)$.

Figure 1.12. Le branchement des diodes de protection.

Figure 2.1. Les différents types de convertisseurs.

Figure 2.2. Symbole et caractéristiques d'une diode.

Figure 2.3. Symbole et caractéristiques d'un thyristor.

Figure 2.4. Symboles et caractéristiques des transistors MOSFET et IGBT.

Figure 2.5. Schéma de principe d'un convertisseur DC-DC.

Figure 2.6. Schéma d'un hacheur parallèle.

Figure 2.7. Schéma d'un hacheur série.

Figure 2.8. Schéma d'un hacheur parallèle-série.

Figure 2.9. Schémas équivalents du hacheur élévateur-abaisseur, (a): K fermé, (b) : K ouvert.

Figure 2.10. Schéma synoptique du système PV dont le fonctionnement est contrôlé par une commande MPPT.

Figure 2.11. Signe de $\frac{dp}{dV}$ pour différentes zones de fonctionnement.

Figure 2.12. Organigramme de la méthode de perturbation et observation.

Figure 3.1. Neurone biologique.

Figure 3.2. Modèle mathématique du neurone biologique.

Figure 3.3. Formes et graphes de quelques fonctions d'activation usuels.

Figure 3.4. Structure d'interconnexion monocouche.

Figure 3.5. Structure d'un réseau de neurones multicouche.

Figure 3.6. Représentation d'un réseau de neurones bouclé.

Figure 3.7. Schéma bloc de l'apprentissage supervisé.

Figure 3.8. Schéma bloc de l'apprentissage non supervisé.

Figure 4.1. Circuit équivalent d'une cellule PV.

Figure 4.2. Schéma bloc du module PV dans SIMULINK.

Figure 4.3. Caractéristique (Courant-Tension) du module PV.

Figure 4.4. Caractéristique (puissance-tension) du module PV.

Figure 4.5. Bloc de simulation du GPV adapté par la technique MPPT-P&O.

Figure 4.6. Schéma de modélisation de l'algorithme P&O.

Figure 4.7. Résultat de simulation de la tension générée par le GPV.

Figure 4.8. Résultat de simulation du courant généré par le GPV.

Figure 4.9. Résultat de simulation de la puissance générée par le GPV.

Figure 4.10. La variation de l'éclairement en fonction du temps.

Figure 4.11. Variation de la tension du GPV en fonction du temps suivant la variation de l'éclairement.

Figure 4.12. Variation du courant du GPV en fonction du temps suivant la variation de l'éclairement.

Figure 4.13. Variation de la puissance du GPV en fonction du temps suivant la variation de l'éclairement.

Figure 4.14. La variation de la température en fonction du temps.

Figure 4.15. Variation de la tension du GPV en fonction du temps suivant la variation de la température.

Figure 4.16. La variation du courant du GPV en fonction du temps suivant la variation de la température.

Figure 4.17. La variation de la puissance du GPV en fonction du temps suivant la variation de la température.

Figure 4.18. Structure globale de la simulation du système par RNA.

Figure 4.19. Modèle du réseau de neurones adopté.

Figure 4.20. Approximation de fonction trainig.

Figure 4.21. Schéma bloc du réseau de neurones artificiels dans simulink.

Figure 4.22. Bloc de simulation du GPV adapté par la technique MPPT-RNA.

Figure 4.23. Résultat de simulation de la tension du GPV.

Figure 4.24. Résultat de simulation du courant du GPV.

Figure 4.25. Résultat de simulation de la puissance générée par le GPV.

Figure 4.26. Tension du GPV en fonction du temps suivant la variation de l'éclairement.

Figure 4.27. Courant du GPV en fonction du temps suivant la variation de l'éclairement.

Figure 4.28. Puissance du GPV en fonction du temps suivant la variation de l'éclairement

Figure 4.29. Tension du GPV en fonction du temps suivant la variation de la température.

Figure 4.30. Courant du GPV en fonction du temps et suivant la variation de la température.

Figure 4.31. Puissance du GPV en fonction du temps et Variation de la température.

Figure 4.32. Comparaison entre la méthode P&O et RNA pour 1000 w/m^2 et 25 C° .

Figure 4.33. Comparaison entre la methode P&O et RNA pour la meme variation de l'éclairement utilisée auparavant.

Figure 4.34. Comparaison entre la methode P&O et RNA pour la même variation de la température utilisée auparavant.

Liste des tableaux

Tableau 2.1. Rendement de quelques convertisseurs statiques connus.

Tableau 3.1. L'analogie entre le neurone biologique et artificiel.

Tableau 4.1. Caractéristiques électriques du module PV utilisée.

Introduction générale

L'énergie est le cœur battant de toute activité humaine. Aujourd'hui, une grande partie de la demande mondiale en énergie est assurée à partir de ressources fossiles. Cependant, les réserves de combustible ainsi que ces ressources fossiles sont limitées et épuisables. Certains pays développés ont pris le chemin vers l'énergie nucléaire, alors que cette dernière n'est pas à la portée de tous les états et surtout qu'elle présente des risques d'accidents graves.

La croissance de la demande énergétique mondiale et l'épuisement inévitable des ressources fossiles (pétrole, gaz naturel, charbon...), à plus ou moins long terme, et la détérioration de l'environnement causée par ces types d'énergies ont incité au développement de nouvelles sources d'énergies, dites énergies renouvelables qui assurent une durabilité et une protection de l'environnement qui est devenue un point très important que traitent tous les états qui ont signé l'accord.

Les énergies renouvelables sont des énergies qui se renouvèlent assez rapidement pour être considérées comme inépuisables à l'échelle humaine du temps. La source d'énergie la plus ancienne est le soleil, qui déverse chaque jour l'équivalent de 100 000 milliards de TEP (Tonnes Équivalent Pétrole) alors que 9,58 milliards de TEP représente la consommation annuelle mondiale (1998) [1].

L'énergie solaire photovoltaïque provient de la transformation directe d'une partie du rayonnement solaire en énergie électrique. Cette conversion d'énergie s'effectue par le biais d'une cellule photovoltaïque (cellule PV) composée par des matériaux semi-conducteurs et basée sur un phénomène physique appelé effet photovoltaïque.

La quantité d'énergie libérée par le soleil hors atmosphère (à une puissance moyenne de 1,37 kilowatt au mètre carré (kW/m^2) [2]) pendant une heure, pourrait couvrir les besoins énergétiques mondiaux pendant une année, si elle est entièrement exploitée.

Afin de mieux exploiter cette énergie et d'optimiser sa collecte par les capteurs photovoltaïques, il est nécessaire de connaître l'influence des différentes distributions de l'éclairement solaire ainsi que la température sur le lieu où l'installation photovoltaïque va être établie.

Un générateur photovoltaïque (GPV) peut fonctionner dans une large gamme de tension et de courant de sortie mais il ne peut délivrer une puissance maximale que pour des valeurs particulières du courant et de la tension. En effet, la caractéristique $I(V)$ du générateur dépend de la variation de l'éclairement solaire et de la température. Ces variations climatiques entraînent la fluctuation du point de puissance maximale (MPP). À cause de cette fluctuation, on intercale souvent entre le générateur et le récepteur un ou plusieurs convertisseurs statiques commandés, permettant de poursuivre le point de puissance maximale [2] [3].

Ces commandes sont, connus sous le nom de MPPT (Maximum Power Point Tracking) associées au convertisseur, qui est le hacheur dans notre étude. Ce dernier assure le couplage entre le GPV et le récepteur en le forçant à consommer sa puissance maximale.

Pour maximiser cette puissance, il existe une diversité de techniques MPPT assurant la poursuite continue du point de puissance maximale, ce qui n'est pas évident à atteindre. En réalité, ce problème de poursuite fait jusqu'à nos jours l'objet de plusieurs recherches. Aussi, plusieurs méthodes ont été élaborées et utilisées.

Dans ce travail, nous développons une méthode intelligente et innovante connue par le nom «Réseaux de Neurones Artificiels» (RNA), basée sur l'intelligence artificielle, ayant pour objet la poursuite du point de puissance maximale ainsi que l'amélioration des réponses obtenues en variant l'ensoleillement et la température. Même dans les cas de conditions climatiques les plus défavorables, les résultats de simulation obtenus ont montré que la technique neuronal présente de bons résultats et que ce contrôleur

est performant et très robuste [2] comparant à la méthode classique «Perturb and Observe ».

Dans ce travail nous nous sommes intéressés à l'étude et l'optimisation du fonctionnement d'un système photovoltaïque. Ce mémoire est partagé en 4 chapitres :

- Le premier chapitre présente des généralités sur les générateurs photovoltaïques, le principe de l'effet photovoltaïque, la cellule PV et ses paramètres. Les caractéristiques des panneaux photovoltaïques sont établies en termes de courant, puissance et tension sous différentes conditions d'éclairement et température.
- Le deuxième chapitre illustre le principe de fonctionnement du convertisseur DC-DC et les techniques de l'MPPT (Maximum Power Point Tracking).
- Le troisième chapitre donne une présentation des réseaux de neurones utilisés dans l'optimisation de la puissance du panneau photovoltaïque.
- Dans le quatrième chapitre, la modélisation du panneau photovoltaïque et les résultats de simulation sont présentés.

Le mémoire est couronné par une conclusion générale et des perspectives.

Chapitre 1 Généralités sur les générateurs PV

1.1 Introduction

Les besoins énergétiques ne cessent d'augmenter, le monde a besoin de plus en plus d'énergie pour bien mener la voie du développement, c'est pour cela que l'homme s'est orienté vers une nouvelle source d'énergie qui se trouve en abondance sur toute la surface terrestre, le soleil.

Dans ce chapitre nous donnons des généralités sur le système photovoltaïque en présentant son mécanisme principal, l'effet photovoltaïque, ainsi que son composant de base qui est la cellule PV et sa constitution. On présente aussi l'influence de différentes conditions climatiques (éclairage et température) sur le système photovoltaïque.

1.2 Historique du photovoltaïque

1839 : Antoine Becquerel découvre l'effet photovoltaïque. C'est en 1883, que l'Américain Charles Fritts utilise cette découverte pour produire la première cellule photovoltaïque. L'effet photovoltaïque fut compris et présenté pour la première fois en 1887, par Heinrich Rudolph Hertz.

1905 : Albert Einstein étudie l'effet photovoltaïque et propose une explication théorique et reçoit le prix Nobel de physique en 1921.

1954 : les trois chercheurs, Gerald Pearson, Darryl Chapin et Calvin Fuller des laboratoires Bell développent un panneau solaire avec les premières cellules en silicium, fonctionnant avec un rendement de 6%.

À partir de 1958 : ces cellules sont utilisées pour alimenter les satellites (fixées à l'extérieur).

1971 : Le choc pétrolier relance l'intérêt d'envisager de nouveaux moyens de produire de l'énergie renouvelable. Ce qui mettait le point sur la conception d'une cellule solaire à moindre coût, dite "low-cost cell".

1.3 Semi-conducteur

Un semi-conducteur est un matériau qui a les caractéristiques électriques d'un isolant, mais pour lequel la probabilité qu'un électron puisse contribuer à un courant électrique est suffisamment importante. Autrement dit, la conductivité électrique d'un semi-conducteur est intermédiaire entre celle des métaux et des isolants.

Afin de modéliser le comportement électrique d'un semi-conducteur, on utilise la théorie des bandes d'énergie qui consiste que le matériau semi-conducteur possède une bande interdite suffisamment petite pour que des électrons de la bande de valence puissent facilement rejoindre la bande de conduction. Si on applique un potentiel électrique à ses bornes, un faible courant électrique apparaît, provoqué à la fois par le déplacement de tels électrons et celui des « trous » qu'ils laissent dans la bande de valence.

1.4 L'effet photovoltaïque

L'effet photovoltaïque est un phénomène physique fut observé la première fois en 1839, par le physicien français Edmond Becquerel et ce n'est qu'au cours des années 1950 que les chercheurs des laboratoires Bell, aux Etats-Unis, parvinrent à fabriquer la première cellule photovoltaïque, l'élément primaire d'un système photovoltaïque [5]. Ce phénomène physique est et le résultat de la collision entre les photons et le matériau semi-conducteur qui compose le panneau solaire.

Lorsqu'un matériau semi-conducteur est exposé à la lumière du soleil, les atomes exposés au rayonnement sont bombardés par les photons constituant la lumière, sous cette action, les électrons des couches électroniques supérieures, appelés électrons des couches de valence, ont tendance à être arrachés.

Si l'électron revient à son état initial, l'agitation de l'électron se traduit par un échauffement du matériau. L'énergie cinétique du photon est transformée en énergie thermique.

Par contre, dans les cellules photovoltaïques, une partie des électrons ne revient pas à son état initial. Les électrons arrachés créent une tension électrique continue faible. Une partie de l'énergie cinétique des photons est ainsi directement transformée en énergie électrique : c'est l'effet photovoltaïque [5].

L'effet photovoltaïque constitue la conversion directe de l'énergie du rayonnement solaire en énergie électrique au moyen de cellules généralement à base de silicium. Pour obtenir une puissance suffisante, les cellules sont reliées entre elles et constituent le module solaire. La figure (1.1) montre le mécanisme de l'effet photovoltaïque.

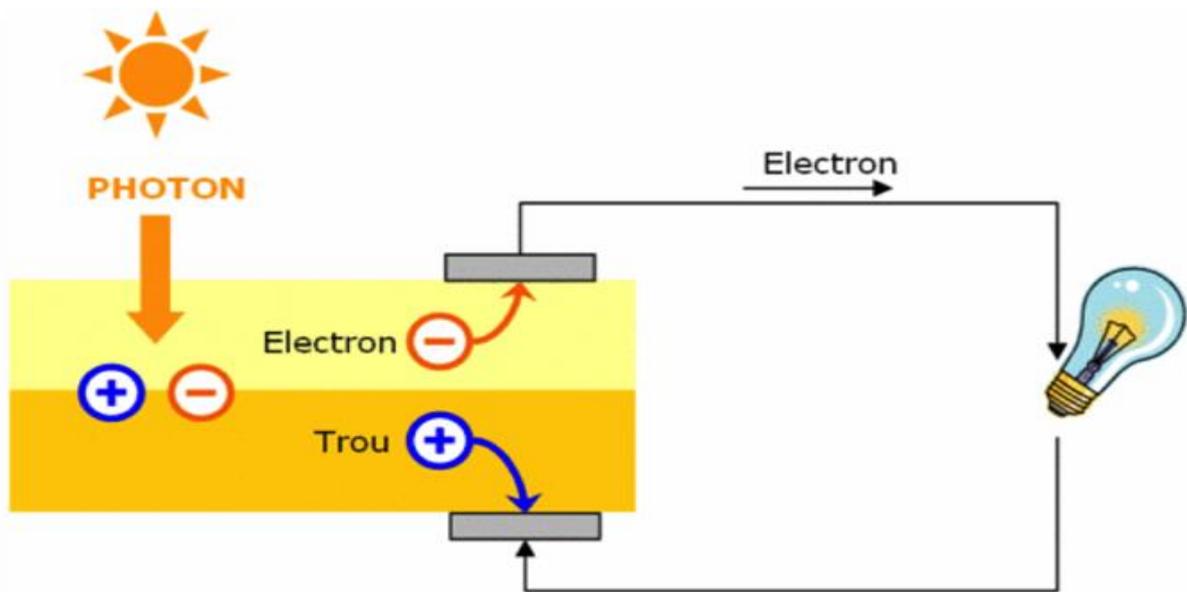


Figure 1.1. Représentation schématique de l'effet photovoltaïque.

1.5 La cellule photovoltaïque

La cellule photovoltaïque ou les plaques solaires ou encore photopile, est le plus petit élément d'une installation PV. Elle est composée de matériaux semi-conducteurs et transforme directement l'énergie lumineuse en énergie électrique.

Les cellules photovoltaïques sont constituées :

- D'une fine couche semi-conductrice, qui joue le rôle de barrière d'énergie que les électrons ne peuvent franchir sans une excitation extérieure, tel que le silicium, qui est un matériau présentant une conductivité électrique relativement bonne.

- D'une couche antireflet permettant une pénétration maximale des rayons solaires.
- D'une grille conductrice sur le dessus (cathode) et d'un métal conducteur sur le dessous (anode).

Les plus récentes possèdent même une nouvelle combinaison de multicouches réfléchissants juste en dessous du semi-conducteur, permettant à la lumière de rebondir plus longtemps dans celui-ci pour améliorer le rendement [1].

La figure (1.2) représente la structure basique d'une cellule photovoltaïque.

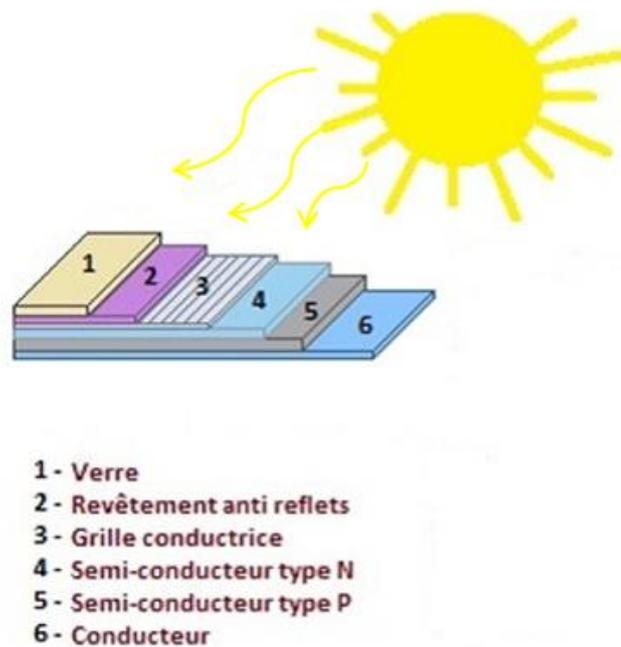


Figure 1.2. La structure basique d'une cellule photovoltaïque.

Donc, une cellule photovoltaïque est un dispositif qui permet de transformer l'éclairement en électricité. Cette transformation est basée sur les mécanismes suivants [5] :

- Absorption des photons par le matériau constituant ce dispositif.
- Conversion de l'énergie du photon en énergie électrique, ce qui correspond à la création des paires électrons/trous dans le matériau semi-conducteur.

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

1.5.1 Les différents types de cellules photovoltaïques

Les cellules photovoltaïques sont constituées de semi-conducteurs à base de silicium (Si), de germanium (Ge), de sélénium (Se), de sulfure de cadmium (CdS), de tellure de cadmium (CdTe) ou d'arséniure de gallium (GaAs).

Le silicium est actuellement le matériau le plus utilisé pour fabriquer les cellules photovoltaïques, car il est très abondant dans la nature. On le trouve dans la nature sous forme de pierre de silice.

La silice est un composé chimique (dioxyde de silicium) et un minéral de formule SiO_2 . Il est le principal constituant des roches sédimentaires détritiques (sables, grès) [6] :

La figure (1.3) montre les différents types de cellules PV existants, qui sont:

- Cellule en silicium amorphe (rendement : 6 à 10%)
- Cellule en silicium monocristallin (rendement : 13 à 17%)
- Cellule en silicium poly cristallin (rendement : 11 à 15%)

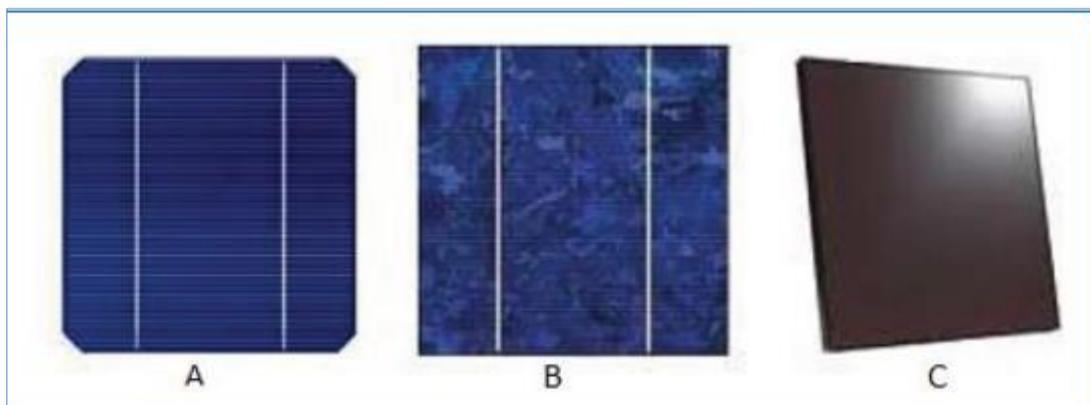


Figure 1.3. Types de cellules photovoltaïques. (A) silicium monocristallin, (B) silicium poly cristallin, (C) silicium amorphe [1].

1.5.2 Caractéristiques électriques d'une cellule photovoltaïque

La figure (1.4) présente le schéma équivalent d'une cellule photovoltaïque sous éclairage. Il correspond à un générateur de courant I_{ph} (pour la modélisation du flux lumineux incident) monté en parallèle avec une diode pour les phénomènes de polarisation de la cellule [7]. Deux résistances parasites sont introduites dans ce schéma.

Ces résistances ont une certaine influence sur la caractéristique $I = f(V)$ de la cellule :

- La résistance série (R_s) 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 (R_{sh}) est due à un courant de fuite au niveau de la jonction, elle dépend de la façon dont celle-ci a été réalisée

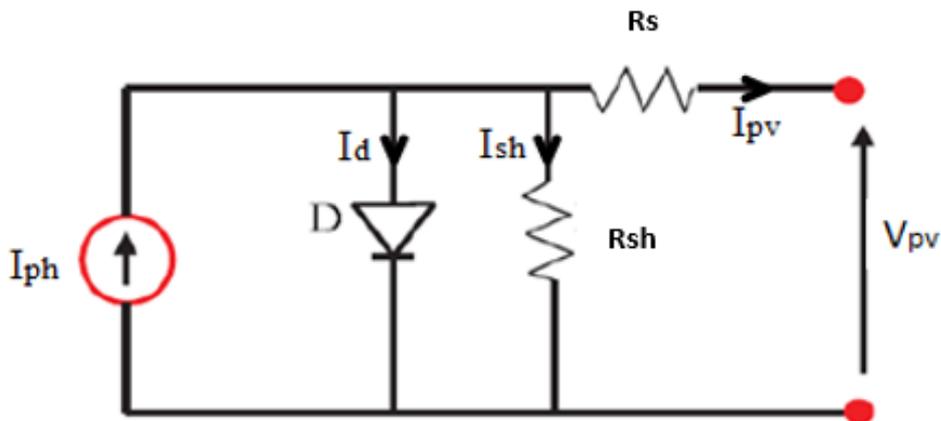


Figure 1.4. Le schéma équivalent d'une cellule PV.

Le modèle mathématique pour la caractéristique courant-tension d'une cellule PV est donné par :

$$I_{pv} = I_{ph} - I_d - I_{sh} \quad (1.1)$$

Avec :

$$I_{sh} = \frac{V_{pv} + (I_{pv} * R_s)}{R_{sh}} \quad (1.2)$$

$$I_d = I_{sat} \left[\exp \left(\frac{q(V_{pv} + (I_{pv} * R_s))}{nKT} \right) - 1 \right] \quad (1.3)$$

Où :

I_{sat} : Le courant de saturation.

K : La constante de Boltzmann ($1,381 \cdot 10^{-23}$ J/K).

T : La température effective des cellules en Kelvin.

q : La charge de l'électron ($e=1,6 \cdot 10^{-19}$ C).

n : Le facteur d'idéalité de la jonction ($1 < n < 3$).

I_{pv} : Le courant fourni par la cellule PV.

V_{pv} : La tension aux bornes de la cellule.

I_{ph} : Le photo-courant de la cellule dépendant de l'éclairement et de la température.

R_{sh} : La résistance shunt caractérisant les courants de fuite de la jonction.

R_s : La résistance série représentant les diverses résistances de contacts et de connexions.

1.5.3 Paramètres d'une cellule photovoltaïque

Ces paramètres peuvent être déterminés à partir des courbes courant-tension, ou de l'équation caractéristique. Les plus usuels sont les suivantes :

a Courant de court-circuit (I_{cc})

C'est le courant pour lequel la tension aux bornes de la cellule ou du GPV est nulle.

Dans le cas idéal (R_s nulle et R_{sh} infinie), ce courant croît linéairement avec l'intensité d'illumination de la cellule et dépend de la surface éclairée, de la longueur d'onde du rayonnement et de la température [9]. En annulant la tension V_{pv} dans l'équation (1.1), on obtient :

$$I_{cc} = I_{ph} - I_{sat} \left[\exp \left(\frac{q(I_{cc}R_s)}{nKT} \right) - 1 \right] - \frac{(I_{cc}R_s)}{R_{sh}} \quad (1.4)$$

Pour la plupart des cellules (dont la résistance série est faible), on peut négliger devant I_{ph} le terme

$$I_{sat} \left[\exp \left(\frac{q(I_{pv}R_s)}{nKT} \right) - 1 \right] \quad (1.5)$$

L'expression approchée du courant de court-circuit est alors :

$$I_{cc} \cong \frac{I_{ph}}{\left(1 + \frac{R_s}{R_{sh}}\right)} \quad (1.6)$$

b Tension de circuit-ouvert (V_{co})

C'est la tension pour laquelle le courant débité par le générateur photovoltaïque est nul (c'est la tension maximale d'une photopile ou d'un générateur photovoltaïque).

Dans le cas idéal, sa valeur est :

$$V_{co} = V_t \ln\left[\frac{I_{ph}}{I_{sat}} + 1\right] \quad (1.7)$$

Avec :

$$V_t = \frac{KT}{q} \quad (1.8)$$

c Facteur de forme

Le facteur de forme FF (fill factor), dit aussi facteur de courbe, représente l'efficacité de la cellule. Il peut nous renseigner sur le vieillissement de la cellule. C'est le rapport entre la puissance maximale que peut fournir une cellule et la puissance qu'il est théoriquement possible d'obtenir.

Le facteur de forme indique la qualité de la cellule, plus il s'approche de l'unité plus la cellule est performante, (il est de l'ordre de 0.7 pour les cellules performantes et diminue avec la température). Il traduit aussi l'influence des pertes par les deux résistances parasites R_s et R_{sh} . Il est défini par :

$$FF = \frac{P_{max}}{I_{cc} \cdot V_{co}} \quad (1.9)$$

d Rendement énergétique (η)

C'est le rapport entre la puissance électrique maximale fournie par la cellule (P_{max}) et la puissance solaire incidente. Il est donné par :

$$\eta = \frac{P_{max}}{P_{inc}} = \frac{I_{opt} \cdot V_{opt}}{P_{inc}} \quad (1.10)$$

Avec :

P_{inc} : est égale au produit de l'éclairement et de la surface totale des photopiles. Ce paramètre reflète la qualité de conversion de l'énergie solaire en énergie électrique.

1.6 Générateur photovoltaïque et ses performances

Le générateur photovoltaïque est un ensemble d'équipements mis en place pour exploiter l'énergie photovoltaïque afin de satisfaire les besoins en charge. En fonction de la puissance désirée, les modules peuvent être assemblés en panneaux pour constituer un "champ photovoltaïque". Relié au récepteur, le panneau solaire fonctionne "au fil du soleil", c'est-à-dire que la puissance électrique fournie au récepteur est en fonction de la puissance d'ensoleillement. Elle est donc à son maximum lorsque le soleil est au zénith et nulle la nuit.

Mais, très souvent, les besoins en électricité ne correspondent pas aux heures d'ensoleillement et nécessitent une intensité régulière. On équipe alors le système de batteries d'accumulateurs qui permettent de stocker l'électricité et de la restituer en temps voulu. Le courant continu produit par le générateur photovoltaïque est convertit à l'aide d'un convertisseur, qui est le hacheur dans notre étude. Un module photovoltaïque est constitué d'un ensemble de cellules photovoltaïques élémentaires montées en série (pour augmenter la tension) et/ou en parallèle (pour augmenter le courant), afin d'avoir les caractéristiques électriques désirées tels que la puissance, I_{cc} , V_{co} . L'association série et / ou en parallèle de plusieurs modules donne le champ PV comme le montre la figure (1.5) [10].

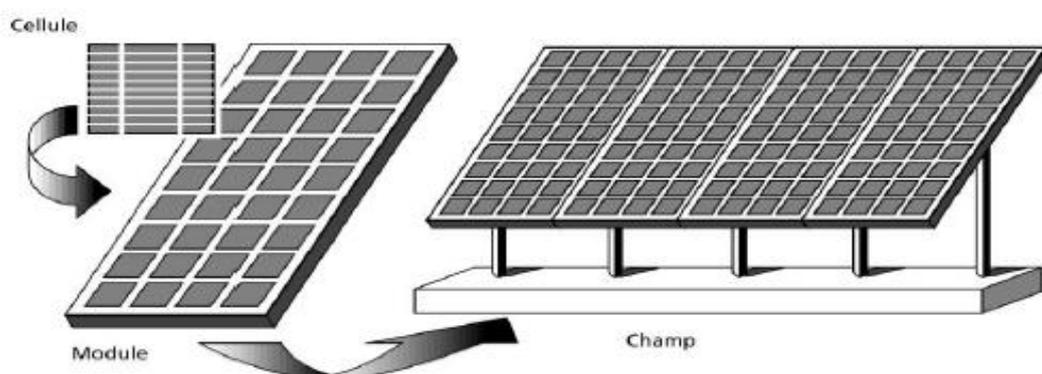


Figure 1.5. Composante d'un champ de modules photovoltaïque.

1.6.1 Caractéristique courant-tension

La figure (1.6) présente la courbe $I=f(V)$ d'un module photovoltaïque dans des conditions constantes d'irradiation et de température. L'irradiation standard adoptée pour mesurer la réponse des modules photovoltaïques est une intensité rayonnante de 1000 W/m^2 et une température de 25°C .

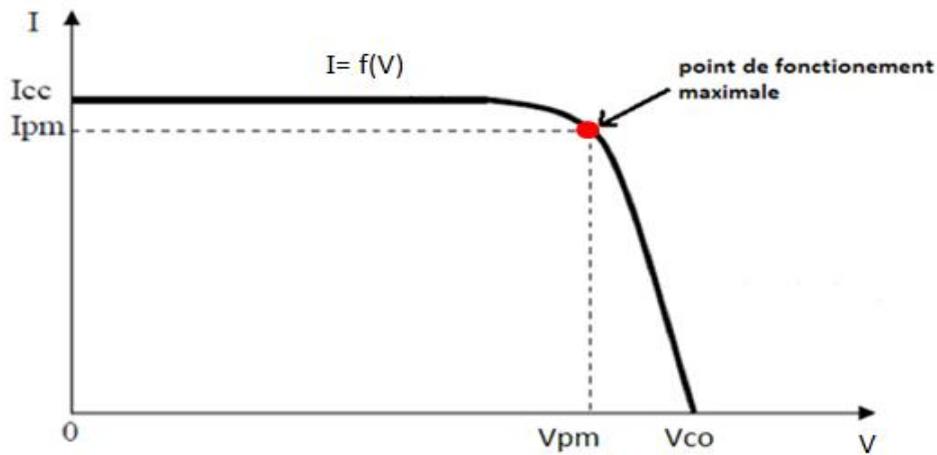


Figure 1.6. Caractéristique $I=f(V)$ d'un module photovoltaïque.

Où :

V_{co} : Tension de circuit ouvert.

I_{cc} : Courant de court-circuit.

I_{pm} et V_{pm} : Courant et tension au point de fonctionnement maximal.

Il est à noter qu'il est difficile de donner un caractère source de courant ou de tension à un module photovoltaïque sur toute l'étendue de la caractéristique courant-tension. Par conséquent, le module photovoltaïque est considéré comme une source de puissance avec un point Pm où la puissance est maximale.

Il est donc intéressant de se placer sur ce point pour tirer le maximum d'énergie et ainsi exploiter au mieux la puissance crête installée.

1.6.2 Caractéristique puissance-tension

La figure (1.7) représente la courbe $P = f(V)$ d'un module photovoltaïque dans des conditions constantes d'irradiation ($G=1000 \text{ W/m}^2$) et de température (25°C).

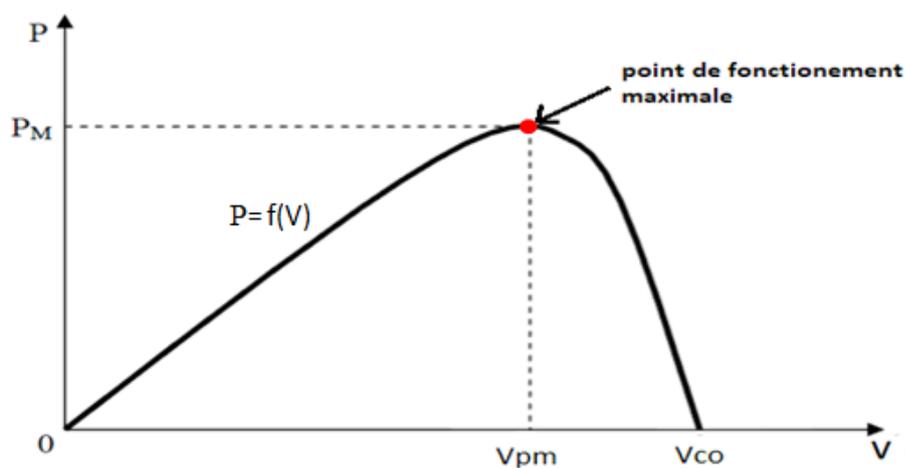


Figure 1.7. Caractéristique $P = f(V)$ d'un module photovoltaïque.

1.6.3 Influence de l'éclairement et de la température sur les caractéristiques

a Influence de la température

La température interne de la cellule photovoltaïque est un enjeu important pour le rendement de tout le panneau PV. En effet, il a été constaté que les cellules peuvent perdre jusqu'à 4% de leur puissance par degré de plus supérieur à la température nominale de la cellule.

D'après la figure (1.8), on observe donc qu'une augmentation de la température implique une augmentation de l'intensité mais une diminution pour la tension. (pour un éclairement égal à 1000 w/m^2)

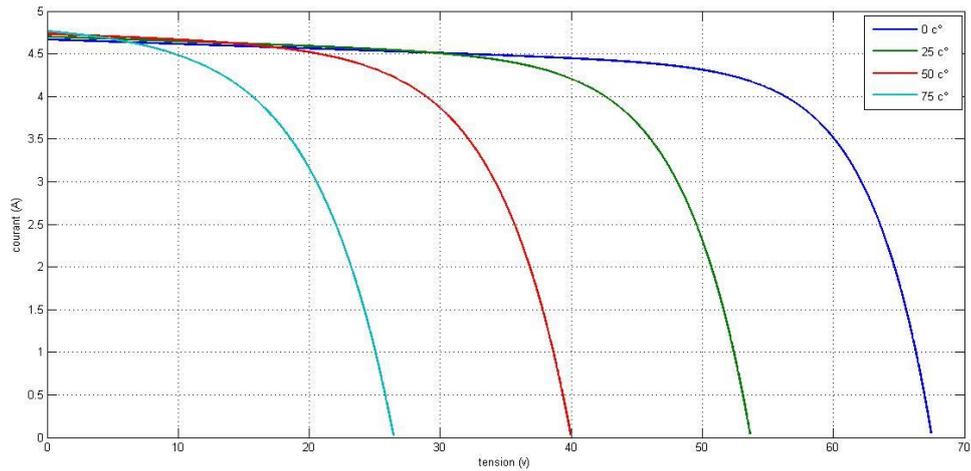


Figure 1.8. L'influence de la température sur la caractéristique $I=f(V)$.

La figure (1.9) montre la variation de la puissance en fonction de la tension pour différentes valeurs de température. On observe que la puissance diminue lorsque la température augmente (pour un éclairement égal à 1000w/m^2).

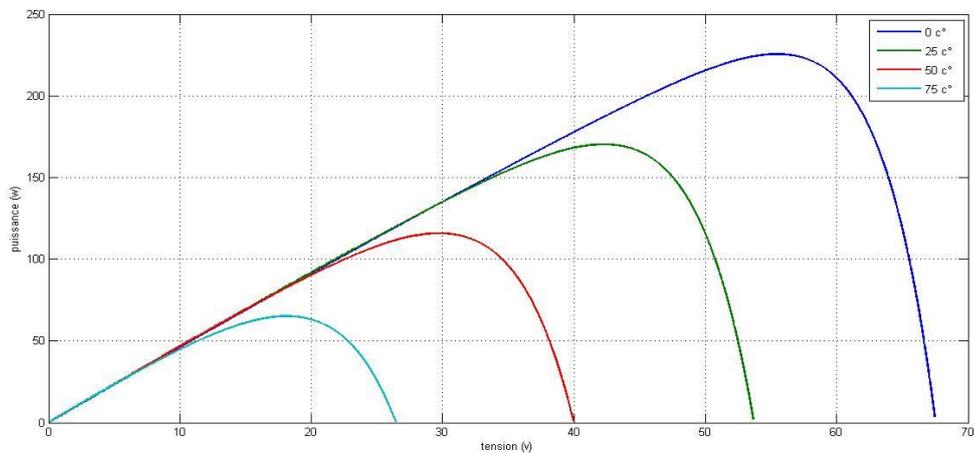


Figure 1.9. L'influence de la température sur la caractéristique $P=f(V)$.

b Influence de rayonnement (éclairage)

A une température constante (25°) et pour différentes valeurs d'éclairement, on constate dans la figure (1.10) que le courant subit une variation importante, contrairement à la tension qui varie légèrement.

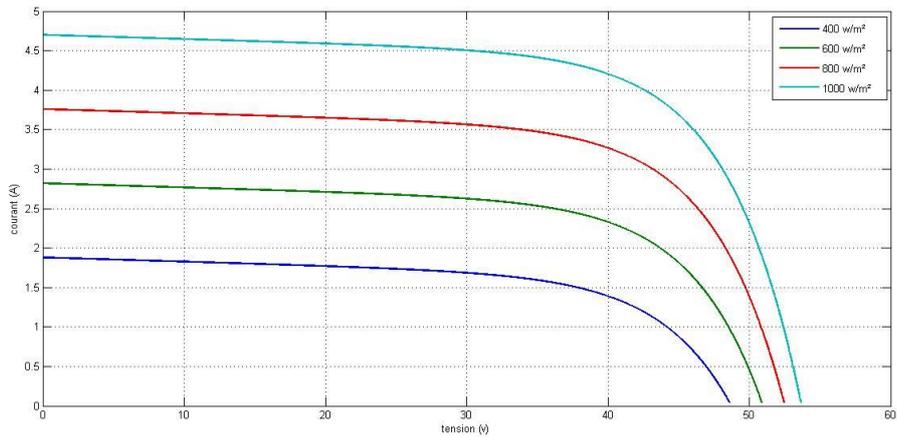


Figure 1.10. L'influence de l'éclairement sur la caractéristique $I=f(V)$.

La figure (1.11) montre la variation de la puissance délivrée par le générateur en fonction de la tension pour différentes valeurs d'éclairement

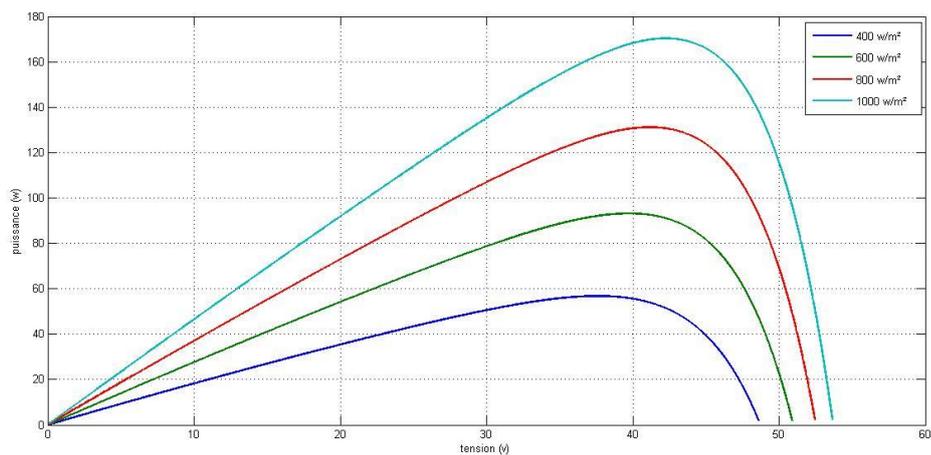


Figure 1.11. L'influence de l'éclairement sur la caractéristique $P=f(V)$.

1.7 Protection du système PV

Comme tous dispositifs électriques, un module photovoltaïque (installation PV) doit avoir un système de protection contre les divers risques pouvant le nuire.

Pour cela, on exige l'utilisation de deux diodes de protection dites diode by-pass et diode anti-retour.

1.7.1 Diode by-pass

La diode by-pass intervient lorsqu'une cellule solaire est partiellement ou entièrement à l'ombre, car elle est traversée par une moindre quantité de courant. À cause de son montage dans un générateur photovoltaïque, la cellule à l'ombre subit une surchauffe qui peut entraîner sa destruction. Les diodes by-pass servent alors à protéger les cellules ayant un faible rendement contre la polarisation inverse. Un panneau solaire dispose de diodes by-pass en fonction de son nombre de cellules (en moyenne 36 cellules pour 3 diodes by-pass). Sans ces diodes le panneau risque de prendre feu à cause de l'échauffement de la cellule occultée qui n'arrivera pas à dissiper la puissance à ses bornes.

1.7.2 Diode anti retour

Cette diode est utilisée lors du branchement des panneaux PV entre eux. L'interconnexion est réalisée pour que les panneaux puissent débiter les uns dans les autres, sachant que ces panneaux produisent des tensions différentes et que celui avec la tension la plus faible peut absorber un courant inverse provenant d'autres panneaux, cela conduit donc à une baisse de production. C'est pourquoi on met en série de chaque panneau une diode anti retour (Pour éviter ces courants inverses car ils peuvent mener au défaut du panneau) [10].

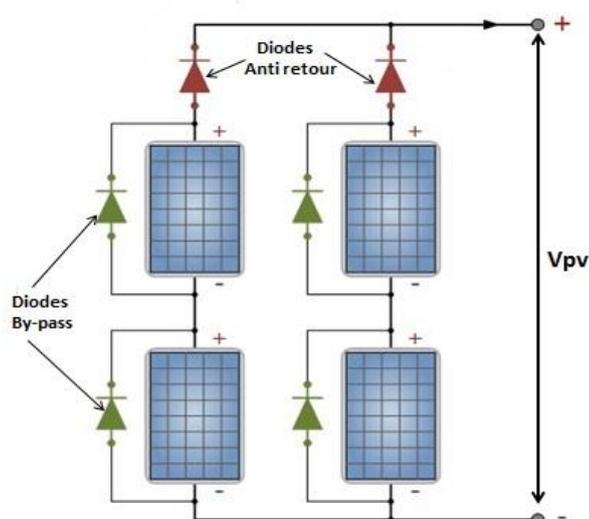


Figure 1.12. Le branchement des diodes de protection.

1.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons traité les plus importantes des généralités sur le panneau PV, du plus petit de ses composants (la cellule photovoltaïque) et les paramètres de ce dernier, à son comportement sous divers conditions climatiques. En finissant par introduire le système de protection du système PV.

Le chapitre suivant contient l'étude de convertisseurs statiques et les différentes techniques utilisées lors du suivi du point de puissance maximale.

Chapitre 2 Convertisseur DC/DC et les méthodes MPPT

2.1 Introduction

L'électronique de puissance a pour objet l'échange d'énergie entre au moins deux systèmes électriques. Pour cela, elle assure d'une part une fonction de modulation de l'énergie électrique en rendant compatibles les caractéristiques (fonction de la tension, du courant et de la fréquence) de ces deux systèmes et d'autre part une fonction de contrôle de cet échange d'énergie. Par conséquent, l'électronique de puissance est une discipline qui correspond au traitement de l'énergie électrique. Les dispositifs électriques permettant d'assurer ces fonctions portent le nom de convertisseurs statiques [11].

Les convertisseurs de type DC-DC convertissent un niveau de tension électrique continue à un autre niveau par action de commutation. Ils sont populaires en raison de leurs tailles et leur efficacité. Ces convertisseurs ont un très grand domaine d'application [12].

La grande variété de topologie de circuit de convertisseurs varie entre une configuration à un transistor unique : abaisseur (Buck), élévateur (Boost) et abaisseur-élévateur (Buck-Boost). Et des configurations complexes comportant deux ou quatre interrupteurs et qui emploient des techniques de résonance pour contrôler les pertes de commutation [13]. Les convertisseurs statiques qui sont chargés de manipuler l'énergie électrique permettent d'adapter de manière réversible ou non la forme alternative ou continue de l'énergie entre le réseau et la charge. Ces transformations apparaissent sous quatre formes pour laquelle sont associés quatre types de convertisseurs, la figure (2.1) montre ces formes de conversion :

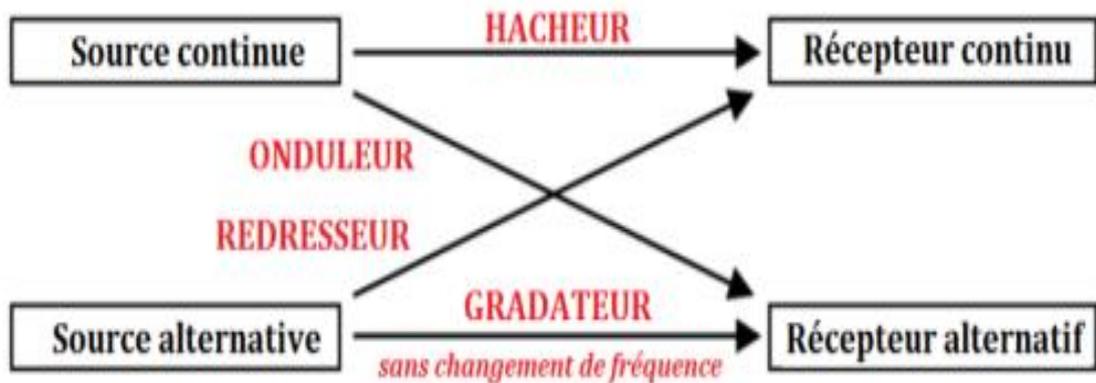


Figure 2.1. Les différents types des convertisseurs.

2.2 Convertisseurs statiques

Un convertisseur statique est constitué d'un ensemble d'éléments électriques statiques formant un réseau maillé et constituant un organe de liaison, d'adaptation ou de transformation entre un générateur et un récepteur. Le convertisseur statique idéal permet de contrôler le transfert de l'énergie électrique du générateur vers le récepteur avec un rendement unitaire, il n'est théoriquement le siège d'aucune perte. Les éléments qui le constituent fondamentalement sont de deux types [14] :

- Des éléments non linéaires qui sont principalement des interrupteurs électroniques à semi-conducteurs.
- Des éléments linéaires réactifs : condensateurs, inductances (et transformateurs).

Il faut remarquer que ces éléments réactifs assurent le stockage et le transfert de l'énergie électrique mais aussi le filtrage des ondes de tension et de courant. Ils occupent généralement une grande partie du poids, du volume et du coût des équipements.

2.3 Composants de l'électronique de puissance

Puisqu'ils sont destinés à traiter de l'énergie, ces dispositifs doivent avoir des pertes aussi faibles que possible, pour des raisons évidentes de rendement. Pour ce faire, les convertisseurs statiques utilisent des composants jouant le rôle d'interrupteurs électroniques (ouverts ou fermés) selon un principe de découpage complété par des circuits de filtrage [11]. Parmi ces composants on cite :

- **Diode**

La diode est le semi-conducteur élémentaire constitué par une seule jonction PN. Dans l'étude des convertisseurs, on substitue à la caractéristique réelle la caractéristique idéale en négligeant la chute de tension et le courant de fuite circulant en inverse. La diode joue alors le rôle d'un interrupteur parfait, unidirectionnel en courant et en tension [11].

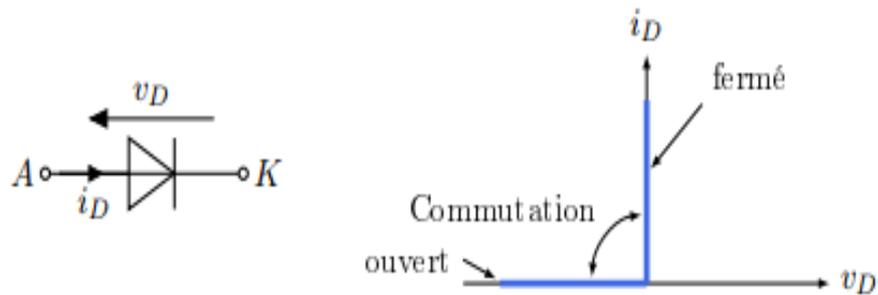


Figure 2.2. Symbole et caractéristiques d'une diode.

- **Thyristor**

Le thyristor est un semi-conducteur à trois jonctions, outre l'anode A et la cathode K, il est muni en plus d'une électrode de déblocage ou gâchette G.

Ce composant unidirectionnel en courant mais bidirectionnel en tension, permet de contrôler l'énergie électrique dans différents montages (gradateurs, redresseurs...).

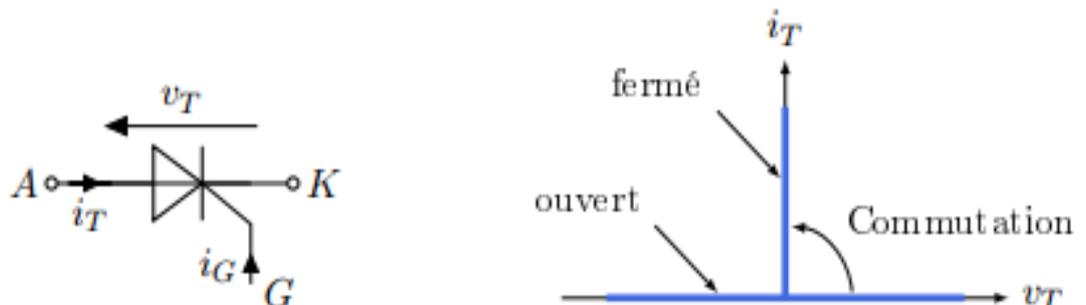


Figure 2.3. Symbole et caractéristiques d'un thyristor.

- **Transistor de puissance**

Un transistor est un interrupteur commandé à deux segments de même signe. En plus de ces électrodes principales, un transistor possède une électrode de commande sur laquelle il est possible d'agir pour provoquer son changement d'état de façon quasi-instantanée.

On retrouve plusieurs technologies remplissant globalement la même fonction, nous citons les transistors MOSFET et IGBT. Ce sont tous deux des composants unidirectionnels en tension et en courant [11].

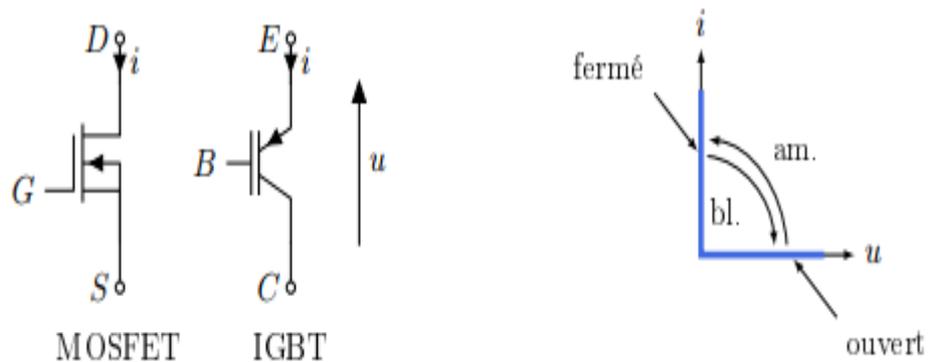


Figure 2.4. Symboles et caractéristiques des transistors MOSFET et IGBT.

2.4 Convertisseur DC-DC (Hacheur)

Les hacheurs sont des convertisseurs du type continu-continu permettant de contrôler la puissance électrique dans des circuits fonctionnant en courant continu avec une très grande souplesse et un rendement élevé. 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 [15].

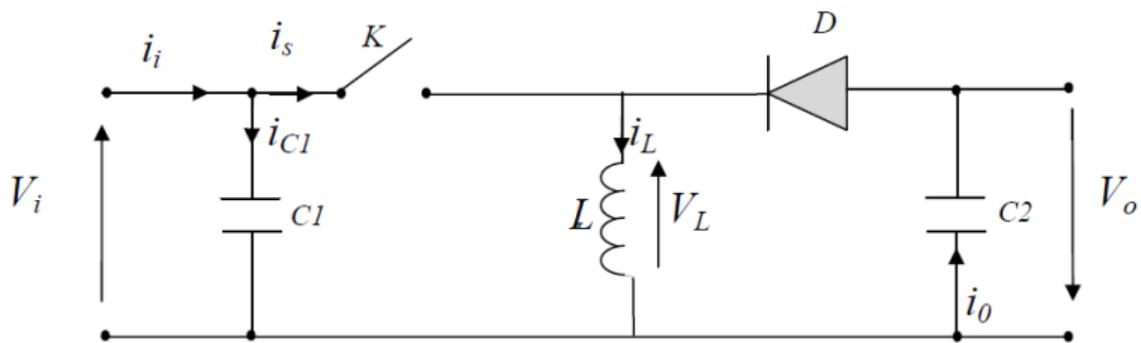


Figure 2.5. Schéma de principe d'un convertisseur DC-DC.

Il existe plusieurs types des convertisseurs DC-DC, parmi lesquels, on présente le principe des trois types des convertisseurs à découpage (série, parallèle et mixte), utilisés fréquemment dans les systèmes photovoltaïques pour générer les tensions et les courants souhaités ainsi que pour l'adaptation des panneaux solaires avec les différentes charges [15].

2.5 Hacheur parallèle (Boost)

La figure (2.6) présente les composants typiques d'un convertisseur parallèle.

Lorsque l'interrupteur est fermé, l'inductance stocke le courant provenant de la batterie. Et lorsque l'interrupteur est ouvert, l'interruption du courant dans l'inductance provoque une surtension qui est dérivée dans le condensateur et le récepteur. Le rôle de la diode c'est qu'elle empêche tout retour de courant.

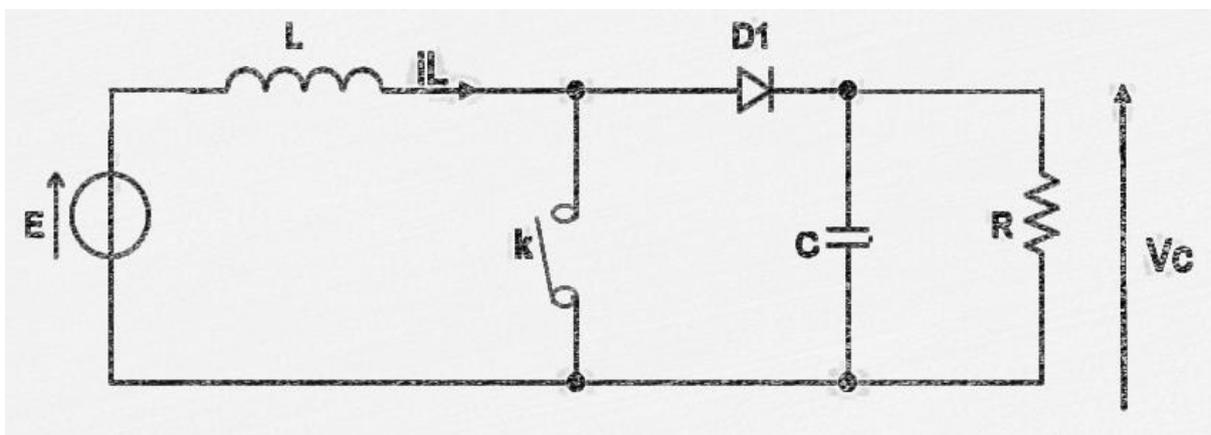


Figure 2.6. Schéma d'un hacheur parallèle.

Le condensateur sert à lisser la tension de sortie et l'interrupteur est commandé par une électronique de contrôle qui mesure en permanence la tension et le courant de sortie pour ajuster la fréquence et la largeur de commande de l'interrupteur et limite le courant à une valeur sûre pour les composants. Le rendement typique dépasse en général 70% et peut atteindre 85 à 90% pour les meilleurs convertisseurs [16].

2.6 Hacheur série (Buck)

Lorsque l'interrupteur est fermé, le courant circule de la batterie vers le récepteur à travers l'inductance et lorsque l'interrupteur s'ouvre, la tension aux bornes de l'inductance s'inverse, ce qui fait conduire la diode qui protège l'interrupteur. L'électronique de contrôle commande la fréquence et la durée de fonctionnement de l'interrupteur en fonction de la tension désirée et du courant maximal possible. Le rendement typique est ici légèrement supérieur au modèle précédent et en générale de 80 à 90 % pour les appareils modernes [16].

Comme illustre la figure (2.7) le schéma d'un convertisseur série.

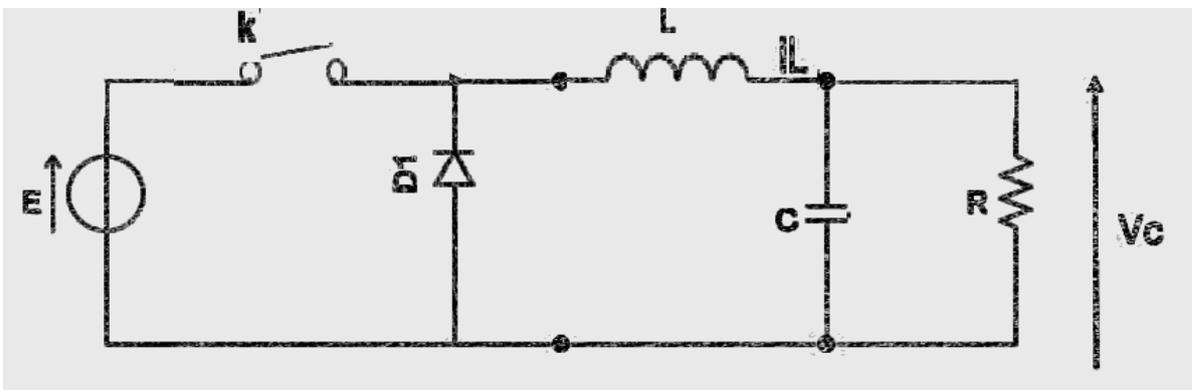


Figure 2.7. Schéma d'un hacheur serie.

2.7 Hacheur parallèle-série (Boost-Buck)

Le convertisseur parallèle-série combine les propriétés des deux convertisseurs précédents, il est utilisé comme un transformateur idéal de n'importe quelle tension d'entrée pour n'importe quelle tension de sortie désirée. Son schéma de base est illustré par la figure (2.8) [15].

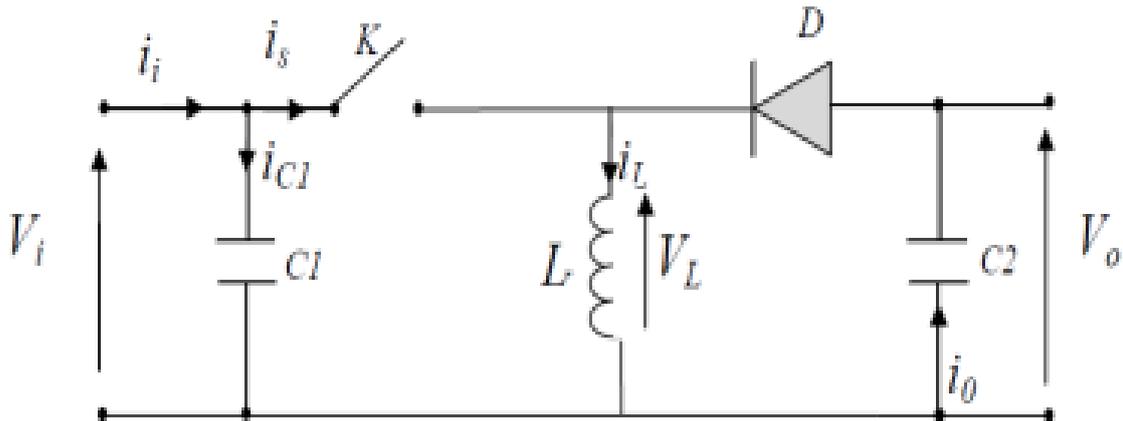


Figure 2.8. Schéma d'un hacheur parallèle-série.

La figure (2.9) montre les deux schémas équivalents du convertisseur élévateur-abaisseur pour les deux cycles de fonctionnements.

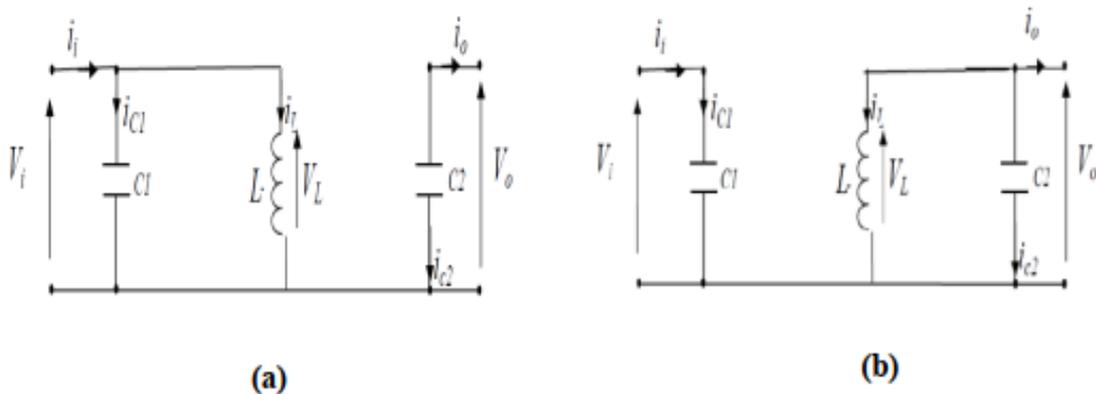


Figure 2.9. Schémas équivalents du hacheur élévateur-abaisseur,

(a) : K fermé, (b) : K ouvert.

2.8 Rendement des convertisseurs statiques

Le tableau (2.1) donne une idée sur le rendement des convertisseurs connus.

L'expression du rendement du convertisseur est donnée par la formule suivante [17] [18] :

$$\eta = \frac{P_{out}}{P_a} \quad (2.1)$$

Où :

P_{out} : Puissance de sortie.

P_a : Puissance absorbé.

Structure	Rendement de conversion
Buck	93%
Boost	92%
Buck-Boost	92%

Tableau 2.1. Rendement de quelques convertisseurs statiques connus.

2.9 Adaptation du système PV par la commande MPPT

2.9.1 Généralités

Nous avons montré précédemment que pour qu'un générateur photovoltaïque fonctionne dans les conditions optimales, il doit être doté d'un convertisseur DC-DC survolteur ou dévolteur selon les applications. Lorsque le système alimente une charge résistive et les contraintes extérieures changent (éclairage et température), l'adaptation du GPV à la charge se fait par le biais du convertisseur en réglant le rapport cyclique du signal commandant son interrupteur. Le problème qui se pose est de concevoir une approche d'adaptation qui permet d'ajuster ce rapport cyclique d'une manière automatique à sa valeur optimale en fonction des instabilités météorologiques ou variations de la charge qui peuvent survenir à tous moment [19] [20].

La figure (2.10) montre le branchement d'un système photovoltaïque à un convertisseur DC-DC qui reçoit son rapport cyclique d'un bloc de commande MPPT qui a pour entrées la tension et le courant de sortie du GPV [05].

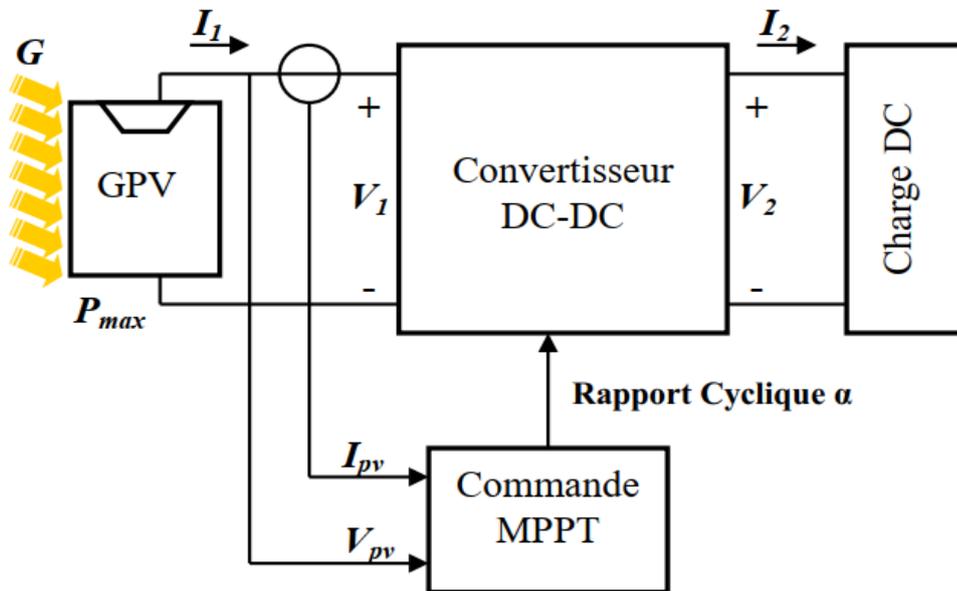


Figure 2.10. Schéma synoptique du système PV dont le fonctionnement est contrôlé par une commande MPPT.

Un MPPT, de l'anglais « Maximum Power Point Tracking », est un principe permettant de suivre le point de puissance maximale d'un générateur électrique.

Les méthodes MPPT sont basées sur des algorithmes de recherche itérative pour trouver le point de fonctionnement du module solaire pour que la puissance générée soit maximale sans interruption de fonctionnement du système. Elles ne sont pas basées sur des valeurs de références prédéfinies ou à partir des paramètres opérationnels, mais sur la maximisation permanente de la puissance générée par les modules photovoltaïque.

La puissance extraite du module est calculée à partir des mesures de courant I et de tension V du module et la multiplication de ces deux grandeurs [21] [22].

2.10 Les méthodes MPPT

Parmi les algorithmes de suivi, on cite :

2.10.1 Méthode d'incrémental de l'inductance

La dérivée partielle de la puissance en fonction de tension ($\frac{dP}{dV}$) est donnée par les équations suivantes:

$$\frac{dP}{dV} = I + V \frac{dI}{dV} \quad (2.2)$$

$$\frac{1}{V} \frac{dP}{dV} = \frac{I}{V} + \frac{dI}{dV} \quad (2.3)$$

On définit la conductance de la source $G = \frac{I}{V}$ et l'incrémentale conductance $\Delta G = \frac{dI}{dV}$ puisque la tension V du panneau est toujours positive, la relation (2.2) explique que le point de puissance maximale (MPP) est atteint si la conductance de la source G égale l'incrémentale conductance ΔG de la source avec un signe moins, et qu'elle est à gauche de ce point lorsque la conductance G est supérieure à l'incrémentale conductance ΔG et vice-versa, comme suit [23] :

$$\begin{cases} \frac{dP}{dV} > 0 & \text{si } \frac{I}{V} > -\frac{dI}{dV} \\ \frac{dP}{dV} = 0 & \text{si } \frac{I}{V} = -\frac{dI}{dV} \\ \frac{dP}{dV} < 0 & \text{si } \frac{I}{V} < -\frac{dI}{dV} \end{cases} \quad (2.4)$$

Pour éviter que la différentielle dV de la tension du panneau ne devienne nulle, lorsque le MPP est atteint dans les précédents cycles ou par une stabilisation du point de fonctionnement, ce qui conduirait à une division par zéro, l'algorithme fait un test de dV , s'il est nul il teste si le $dI = 0$ si c'est le cas alors le PPM est atteint et l'algorithme ne fait aucun changement, dans le cas contraire l'algorithme teste le signe de dI pour déterminer la position du PPM et ajuste la tension de référence correspondante. La figure (2.11) présente le signe de $\frac{dp}{dV}$ pour différentes zones de fonctionnement [23].

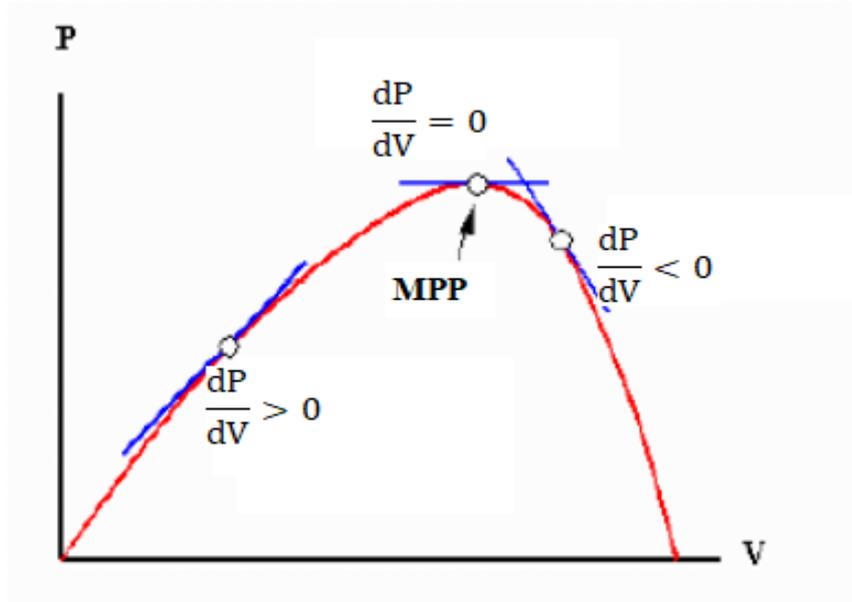


Figure 2.11. Signe de $\frac{dp}{dV}$ pour différentes zones de fonctionnement.

Les tensions et courants du panneau sont monitoires, de telle manière que le contrôleur peut calculer la conductance et la conductance incrémentale, et décider de son comportement. Cet algorithme implique un nombre important de calculs de dérivées [05].

2.10.2 Méthode de perturbation et observation (P&O)

La méthode de perturbation et observation (P&O) est une approche largement répandue dans la recherche de MPPT parce qu'elle est simple et exige seulement des mesures de tension et du courant du panneau photovoltaïque respectivement, elle peut découvrir le point maximum de puissance même lors des variations de l'éclairement et la température [21].

Comme son nom l'indique, la méthode P&O fonctionne avec la perturbation de la tension V_{pv} et l'observation de l'impact de ce changement sur la puissance de sortie du panneau photovoltaïque.

La figure (2.10) représente l'algorithme de la méthode P&O. À chaque cycle, V_{pv} et I_{pv} sont mesurés pour calculer P_{pv} et la comparée avec $P_{pv}(k-1)$ du cycle précédent.

Si la puissance de sortie a augmenté, V_{pv} est ajustée dans la même direction que dans le cycle précédent. Si la puissance de sortie a diminué, V_{pv} est ajustée dans la direction opposée que dans le cycle précédent. V_{pv} est ainsi perturbée à chaque cycle.

Quand le point de puissance maximale est atteint, V_{pv} oscille autour de la valeur optimale, ceci cause une perte de puissance qui augmente avec le pas de l'incrément de la perturbation. Le pas idéal est déterminé expérimentalement en fonction des besoins [22].

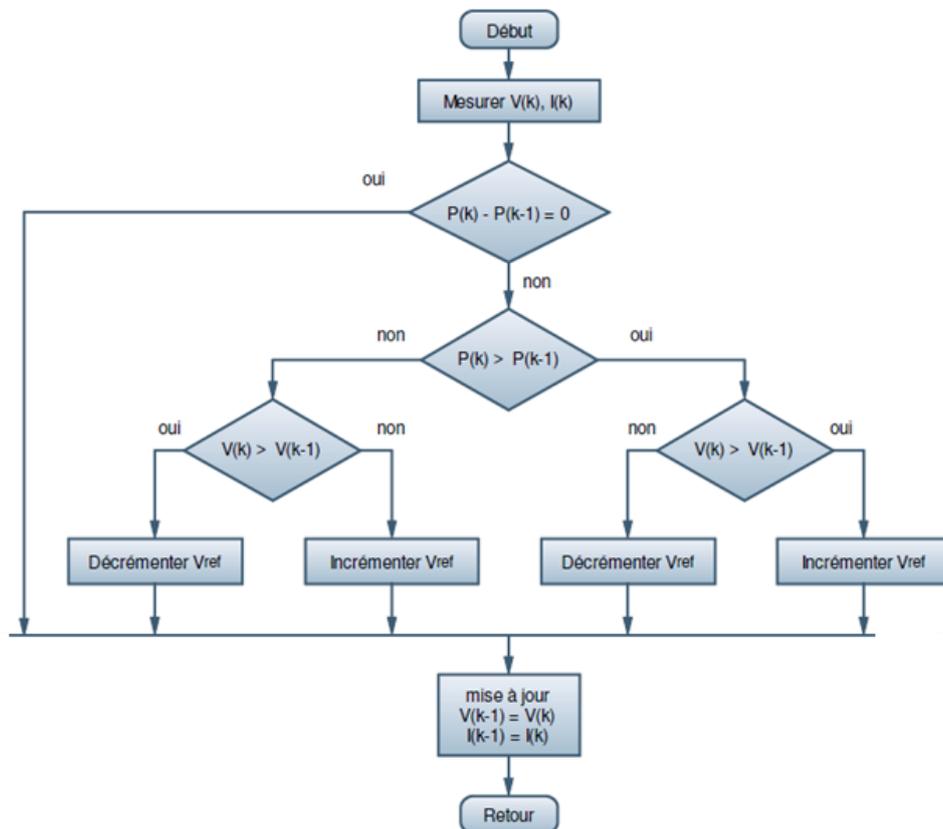


Figure 2.12. Organigramme de la méthode de perturbation et observation.

Si une augmentation brutale de l'ensoleillement est produite, on aura une augmentation de la puissance du panneau, l'algorithme réagit comme si cette augmentation est produite par l'effet de perturbation précédente, alors il continue dans la même direction qui est une mauvaise direction, ce qui l'éloigne du vrai point de

puissance maximale. Ceci cause un retard de réponse lors des changements soudains de fonctionnement et des pertes de puissance [04].

2.11 Conclusion

Dans ce chapitre, on a exposé quelques topologies de base des alimentations à découpage, qui sont des convertisseurs continu-continu. Comme le convertisseur parallèle, convertisseur série et convertisseur parallèle -série.

On a présenté aussi quelques commandes MPPT des convertisseurs DC-DC pour rechercher le point où la puissance du générateur photovoltaïque est maximale, sous différentes conditions de fonctionnement en montrant leurs algorithmes ainsi que le principe de fonctionnement lors de suivi.

Chapitre 3 Réseaux de neurones artificiels

3.1 Introduction

L'un des défis de l'homme aujourd'hui est de copier la nature et de reproduire des modes de raisonnement et de comportement qui lui sont propre. Les réseaux de neurones artificiels, sont nés de cette envie. Biologiquement parlons, le cerveau humain contient environ 100 milliards de neurones. Ces neurones nous permettent, entre autre, de lire ce texte tout en maintenant une respiration régulière permettant d'oxygéner le sang, en actionnant notre cœur qui assure une circulation efficace de ce sang pour nourrir les cellules [24].

Chacun de ces neurones est par ailleurs fort complexe, pouvant traiter et mémoriser l'information d'une manière sophistiqué, d'où elle vient l'inspiration des chercheurs afin de construire une machine capable de reproduire certains aspects de l'intelligence humaine tout en étudiant la complexité, la précision ainsi que la capacité des calculs de neurone (processeur élémentaire du cerveau humain).

La relation de plusieurs neurones ensemble forme un « Réseau de neurones » qui est capable de résoudre des problèmes complexes. La taille, la structure ainsi que le mécanisme d'apprentissage de ce dernier dépendent de la complexité de l'application.

3.2 Aperçu historique [25]

•**1943** : J. Mc Culloch et W. Pitts laissent leurs noms à une modélisation du neurone biologique (un neurone au comportement binaire). Ceux sont les premiers à montrer que des réseaux de neurones formels simples peuvent réaliser des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques complexes.

- **1949** : D. Hebb, physiologiste américain explique le conditionnement (adaptation) chez l'animal par les propriétés des neurones eux-mêmes. Ainsi, un conditionnement de type pavlovien a été adapté. La loi de modification des propriétés des connexions entre neurones qu'il propose explique en partie ce type de résultats expérimentaux.
 - **1957** : F. Rosenblatt développe le modèle du Perceptron. Il construit le premier neuro-ordinateur basé sur ce modèle et l'applique au domaine de la reconnaissance de formes. À cet époque les moyens à sa disposition sont trop limités et c'est une prouesse technologique de réussir à faire fonctionner correctement cette machine plus de quelques minutes.
 - **1982** : J. J. Hopfield présente une théorie du fonctionnement et des possibilités d'interconnexion des réseaux de neurones.
- 1983** : La machine de Boltzmann est le premier modèle connu apte à traiter de manière satisfaisante les limitations recensées dans le cas du perceptron. Mais l'utilisation pratique s'avère difficile, la convergence de l'algorithme étant extrêmement lente.
- **1985** : Un algorithme d'apprentissage basé sur la retro-propagation de gradient adapté aux réseaux de neurones multicouches est apparu. Ainsi, une fonction non-linéaire reliant l'entrée/sortie d'un réseau a été réalisée. De nos jours, les réseaux multicouches et la rétro-propagation de gradient restent le modèle le plus étudié et le plus productif au niveau des applications.
 - **1990** : Les applications intéressantes des réseaux de neurones artificiels (RNA) dans divers domaines et discipline de recherche ont vu le jour, ayant un impact considérable. On cite quelques de ses application :
 - Développement d'un auto-pilote en aéronautique ou un système de guidage pour l'automobile.
 - Traitement de signal (télécommunication, militaire...).
 - Diagnostic et l'évaluation médicale.
 - L'exploration des champs pétroliers et du gaz.

3.3 Neurone biologique

Un neurone est l'élément de base du système nerveux. Sa tâche principale est de recevoir, stocker et transmettre l'information venant d'autres neurones sous forme de signaux électriques. Cependant, Il présente les caractéristiques suivantes [26] :

- Réception des signaux en provenance de neurones voisins via les dendrites.
- Sommation des signaux dans le corps cellulaire.
- Engendrer l'information (flux nerveux).
- Conduction/transmission du flux nerveux à d'autre neurone capable de le recevoir.

Un neurone stimulé envoie des impulsions électriques à d'autres neurones. Ces impulsions se propagent le long de l'axone de la cellule. Au point de contact entre neurones (les synapses). Le processus de communication entre ces neurones se fait par voie électrochimique. Quand l'accumulation des excitations atteint un certain seuil, le neurone engendre un potentiel d'action [27].

La figure (3.1) illustre le neurone biologique

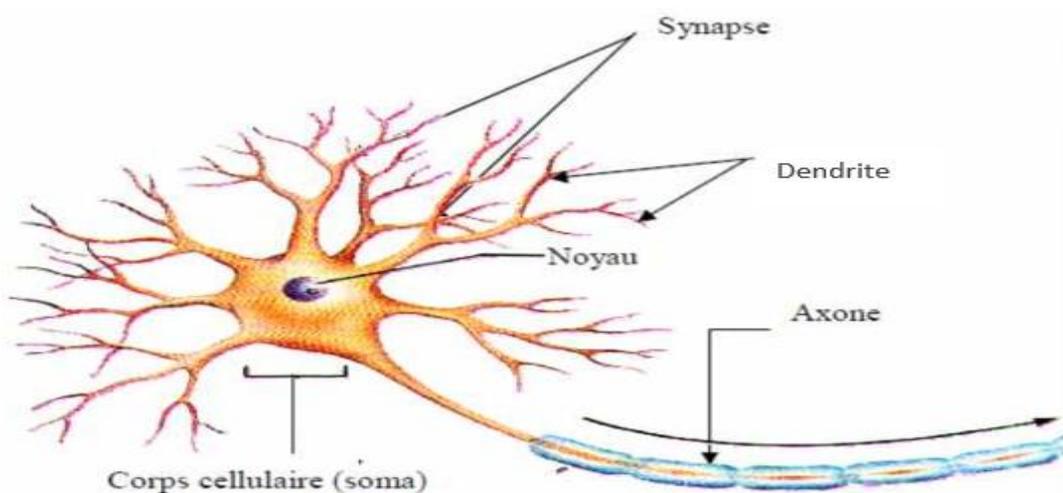


Figure 3.1. Neurone biologique.

3.3.1 Constitution de neurone biologique

Un neurone est constitué de trois parties :

- Le corps cellulaire.
- Les dendrites.
- L'axone.

a Le corps cellulaire

Il contient le noyau du neurone ainsi que la machine biologique nécessaire à la synthèse des enzymes. Ce corps cellulaire de forme sphérique ou pyramidale contient ainsi les autres molécules essentielles à la vie de la cellule. Sa taille est de quelques microns diamètre [28].

b Les dendrites

Ce sont des fines extensions qui se ramifient autour du neurone formant une sorte de vaste arborescence. Les signaux envoyés sont captés par les dendrites. Leur taille est de quelques dizaines de micromètres de longueur [28].

c L'axone

L'axone est un moyen de transport des signaux émis par le neurone. Il se distingue des dendrites par sa forme et par les propriétés de sa membrane externe. En effet, il est généralement plus long que les dendrites, et se ramifie à l'extrémité, là où il communique avec d'autres neurones. Pour former le système nerveux, les neurones sont connectés les uns aux autres suivant des répartitions spatiales complexes. Les connexions entre deux neurones se font en des endroits appelés synapses où ils sont séparés par des espaces synaptiques [26].

3.4 Modélisation mathématique du neurone biologique

3.4.1 Le neurone formel

Le neurone formel ou artificiel est une modélisation mathématique reprenant les mêmes principes du fonctionnement du neurone biologique. Un neurone artificiel est essentiellement constitué d'un sommateur effectuant la somme pondérée de ses entrées. A chacune de ces entrées est associé un poids w (abréviation de weight en anglais) représentatif de la force de la connexion [28].

La figure (3.2) représente le modèle mathématique de neurone biologique.

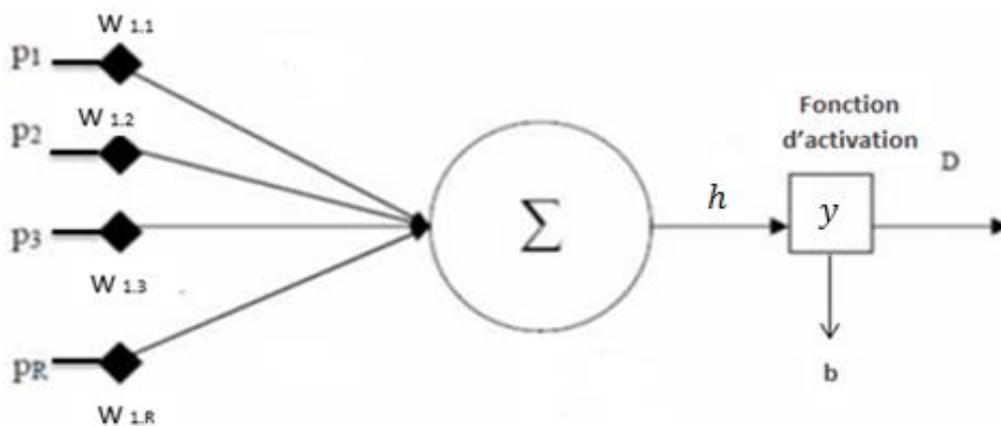


Figure 3.2. Modèle mathématique du neurone biologique.

On désigne le vecteur des R entrées du neurone par $P = [P_1, P_2, P_3 \dots P_{R1}]$, et le vecteur W des poids synaptiques par $W = [W_{1,1}, W_{1,2} \dots W_{1,R}]$.

La première opération réalisée par le neurone formel est la somme des grandeurs d'entrée pondérées par les coefficients synaptiques. Cette somme est donnée par l'expression suivante :

$$\sum_{j=1}^R W_{1,j} \cdot P_R \quad (3.1)$$

A cette grandeur s'ajoute un seuil b , le résultat est transformé par une fonction d'activation généralement non-linéaire y . La sortie associée est donnée par l'équation : $D = y(h) = y([\sum_{j=1}^R W_{1,j} \cdot P_R] + b)$ (3.2)

La table (3.1) montre l'analogie entre le neurone biologique et le neurone formel.

Neurone biologique	Neurone artificiel
Dendrites	Signal entrées
Axones	Signal sorties
Synapses	Poids de connexion

Tableau 3.1. L'analogie entre le neurone biologique et artificiel

3.4.2 Fonction d'activation

La fonction d'activation est appelée aussi fonction de transfert, elle représente l'état de neurone en fonction de son entrée totale. La figure (3.3) montre les fonctions d'activations usuelles [29] :

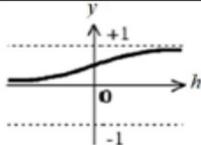
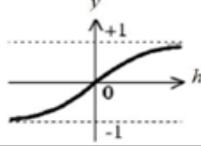
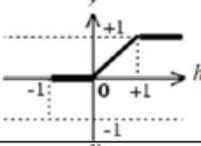
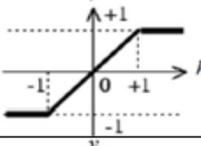
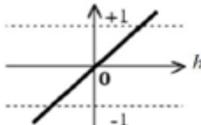
Type de fonction d'activation	formules	Graphes
Logistique-sigmoïde	$y = \frac{1}{1 + e^{-h}}$	
Tanh-sigmoïde	$y = \frac{e^h - e^{-h}}{e^h + e^{-h}}$	
Linéaire Logistique-Sigmoïde	$y = \begin{cases} 0 & h < 0 \\ 1 & h > 1 \\ h & \text{sinon} \end{cases}$	
Linéaire Tanh-sigmoïde	$y = \begin{cases} -1 & h < -1 \\ 1 & h > 1 \\ h & \text{sinon} \end{cases}$	
Linéaire	$y = h$	

Figure 3.3. Formes et graphes de quelques fonctions d'activation usuels.

3.5 Réseaux de neurones

Les capacités d'un seul neurone sont limitées, d'où le regroupement de plusieurs neurones, fonctionnant en parallèle, est exigé afin de former ce qu'on nomme « Réseau de neurones ».

La connexion entre les neurones, dite topologie, se fait de différentes manières (elle peut être quelconque, mais le plus souvent il est possible de distinguer une certaine régularité). Un RNA est caractérisé par sa topologie, la fonction d'activation et la méthode d'apprentissage utilisée pour trouver la relation optimale entre les variables d'entrée et ceux de la sortie.

3.5.1 Constitution de réseaux de neurones

Un réseau de neurones est constitué de trois sous-ensembles (les couches) qui sont :

a Couche d'entrée

Le nombre de neurones dans cette couche correspond au nombre d'entrées au réseau. Cette couche se compose de nœuds passifs qui ne participent pas à la modification réelle de signal, mais transmettent seulement le signal à la couche suivante.

b Couche cachée

Cette couche a un nombre arbitraire des couches avec un nombre arbitraire des neurones. Les nœuds dans cette couche participent à la modification du signal, par conséquent, ils sont en activité.

c Couche de sortie

Le nombre de neurones dans la couche de sortie correspond au nombre de sorties du réseau. Les nœuds dans cette couche sont actifs.

3.5.2 Type de réseaux de neurones

On distingue deux types de réseaux de neurones :

- Les réseaux non bouclés.
- Les réseaux bouclés.

3.5.2.1 Les réseaux non-bouclés

Les réseaux non-bouclés sont appelés réseaux non récurrents (Feed-Forward). Ce sont des réseaux unidirectionnels sans retour arrière. La propagation de l'information se fait couche par couche et le signal de sortie est directement obtenu après l'application du signal d'entrée.

Les réseaux non-bouclés les plus courants sont :

- Le réseau monocouche.
- Le réseau multicouche.

a Le réseau monocouche

Historiquement, le réseau monocouche fut le premier RNA développé. Il est caractérisé par sa simplicité. Il est composé d'une seule couche d'entrée et d'une seule couche de sortie. La figure (3.4) illustre la structure de ce réseau

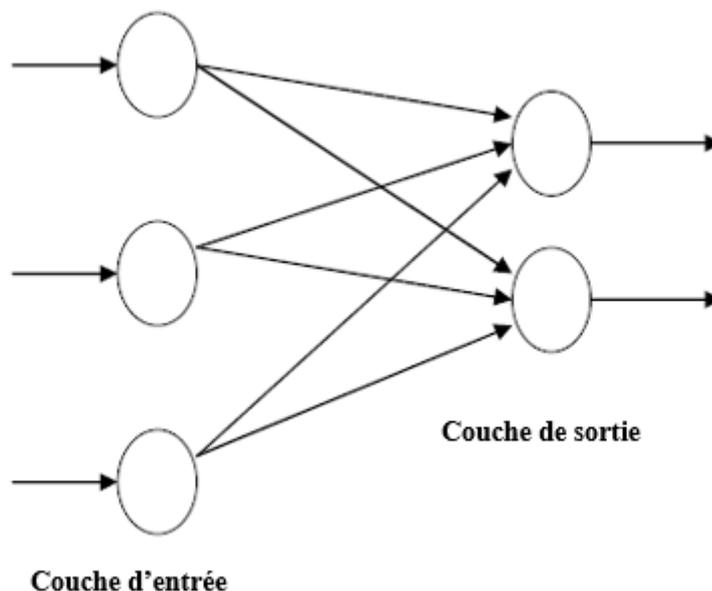


Figure 3.4. Structure d'interconnexion monocouche.

b Le réseau multicouche

C'est une extension de la structure d'interconnexion dite monocouche, avec une ou plusieurs couches cachées entre l'entrée et la sortie. Chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante et il n'y a pas de connexion entre les neurones de la même couche [30].

La figure (3.5) montre la structure d'interconnexion multicouche

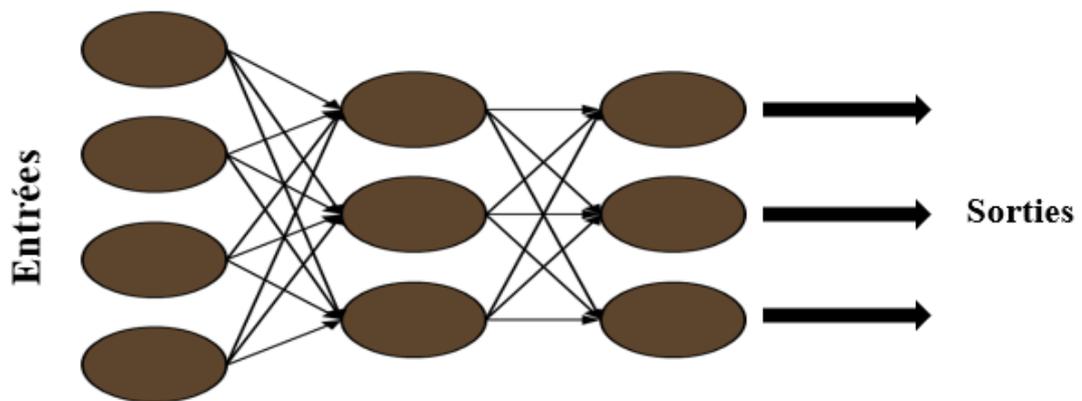


Figure 3.5. Structure d'un réseau de neurones multicouche.

3.5.2.2 Réseaux bouclés

Les réseaux bouclés sont appelés réseaux récurrents (ou Feed-Back). Ces réseaux sont caractérisés par un retour de l'information. Chaque neurone peut être connecté à n'importe quel neurone du réseau.

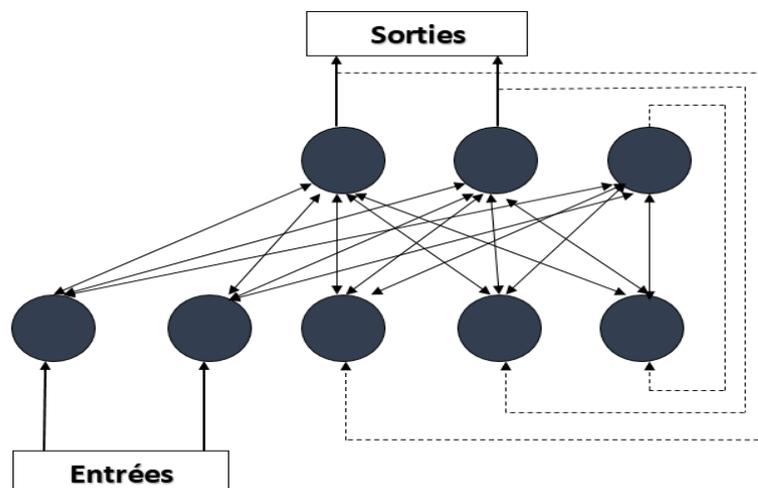


Figure 3.6. Représentation d'un réseau de neurones bouclé.

3.5.3 Apprentissage des réseaux de neurones

Le processus d'apprentissage est une phase de développement du RNA adopté. Durant cette phase le comportement du réseau est modifié, en ajustant les valeurs des poids synaptiques, de manière à satisfaire un critère d'optimisation [28]. On cite les deux types d'apprentissage les plus utilisés :

- L'apprentissage supervisé.
- L'apprentissage non supervisé.

3.5.3.1 Apprentissage supervisé

La procédure de l'apprentissage supervisé consiste à comparer le résultat obtenu avec le résultat désiré, puis ajuster les poids des connexions pour minimiser la différence entre les deux. La figure (3.7) présente le schéma bloc de l'apprentissage supervisé.

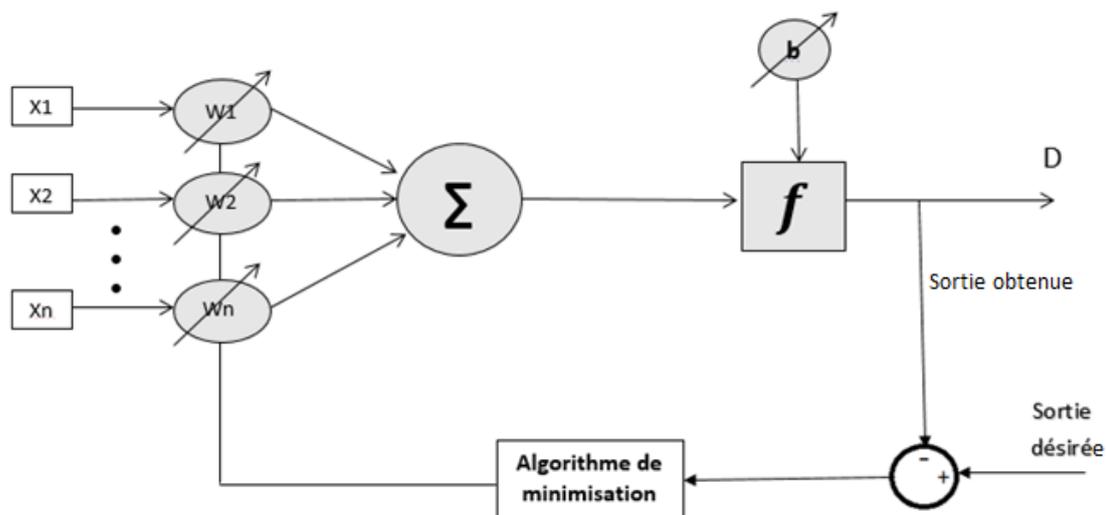


Figure3.7. Schéma bloc de l'apprentissage supervisé.

L'algorithme d'apprentissage est la méthode qui va modifier les poids de connexion afin de converger vers une solution qui permettra au réseau d'accomplir la tâche désirée.

a Algorithme de retro-propagation du gradient

L'algorithme de retro-propagation, consiste à minimiser l'erreur entre la sortie désirée et celle calculée en ajustant sur les poids synaptiques.

L'erreur à minimiser en chaque itération est définie par l'équation suivante :

$$E(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} |\mathbf{S} - \mathbf{D}|^2 \quad (3.3)$$

Avec :

\mathbf{S} : sortie désirée.

\mathbf{D} : sortie obtenue.

Il s'agit de trouver le vecteur de poids \mathbf{W} qui minimise l'erreur. La condition d'optimalité est donnée par :

$$\nabla E(\mathbf{w}) = \left[\frac{\partial E}{\partial w_1} \quad \frac{\partial E}{\partial w_2} \quad \dots \quad \frac{\partial E}{\partial w_n} \right] = \mathbf{0} \quad (3.4)$$

Les poids synaptiques sont ajustés suivant la formule :

$$\mathbf{w}(\mathbf{k} + 1) = \mathbf{w}(\mathbf{k}) - [\eta * \nabla E(\mathbf{w})] \quad (3.5)$$

Avec :

η : le pas d'apprentissage.

b Étapes de l'algorithme de rétro-propagation

- 1 Choisir la structure du réseau.
- 2 Choisir les fonctions d'activations des neurones.
- 3 Initialisation aléatoire des poids.
- 4 Calculer les sorties du réseau en se basant sur les poids initiaux et les entrées.
- 5 Calculer l'erreur entre les sorties calculées et les sorties désirées.
- 6 Propager l'erreur vers l'arrière et ajuster les poids de tel sorte à minimiser l'erreur de sortie, et cela en allant de la couche de sortie vers la couche d'entrée.

- 7 Répéter les étapes 4-7 jusqu'à ce que l'erreur soit inférieure au minimum prédéfini.

3.5.3.2 Apprentissage non supervisé

Cet apprentissage ne dispose pas de connaissance a priori sur l'information que l'on souhaiterait extraire. Cet apprentissage est basé sur des probabilités, le réseau est laissé libre à converger vers n'importe quel état final.

Le réseau s'auto-organise pour extraire lui-même les données et les regrouper automatiquement [27].

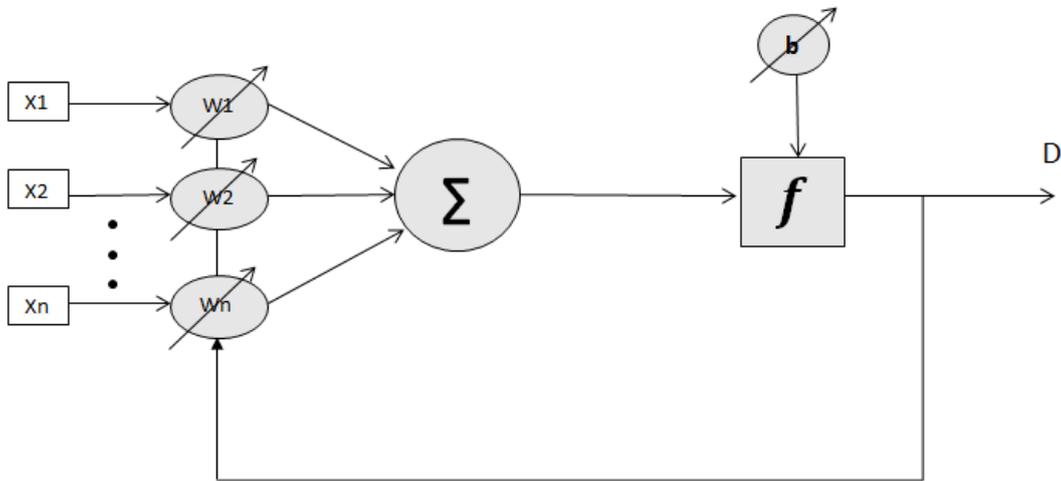


Figure 3.8. Schéma bloc de l'apprentissage non supervisé.

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons donné un aperçu sur la similitude neurone biologique et artificiel, puis nous nous sommes intéressés à l'étude de types d'un RNA et leurs méthodes d'apprentissage en mentionnant l'algorithme de la rétro propagation du gradient.

Dans le prochain chapitre, nous allons tester les performances des réseaux de neurones dans la commande MPPT d'un système PV.

Chapitre 4 Modélisation des systèmes

4.1 Introduction

Le but de ce chapitre est de faire la modélisation et la simulation d'un système photovoltaïque adapté par un hacheur parallèle (boost) avec une commande MPPT basée sur les réseaux de neurones artificiels, puis on compare les résultats de cette dernière avec la méthode classique qui est perturbation et observation.

Toutes les opérations de simulation sont faites par le logiciel MATLAB/SIMULINK.

4.2 Modélisation du générateur photovoltaïque

4.2.1 Cellule photovoltaïque

La modélisation du comportement d'une cellule PV fait appel aux propriétés du rayonnement solaire et celles des semi-conducteurs. Il existe plusieurs modèles mathématiques d'une cellule photovoltaïque qui diffèrent entre eux par la structure du panneau PV et le nombre de paramètres intervenants dans le calcul des caractéristiques.

Le modèle à une diode est le modèle le plus couramment utilisé. Il fait intervenir un générateur de courant pour la modélisation du flux lumineux incident et une diode pour les phénomènes de polarisation de la cellule, le modèle est complété par deux résistances série et parallèle, R_s et R_{sh} respectivement [32].

La figure (4.1) représente le schéma équivalent électrique d'une cellule photovoltaïque.

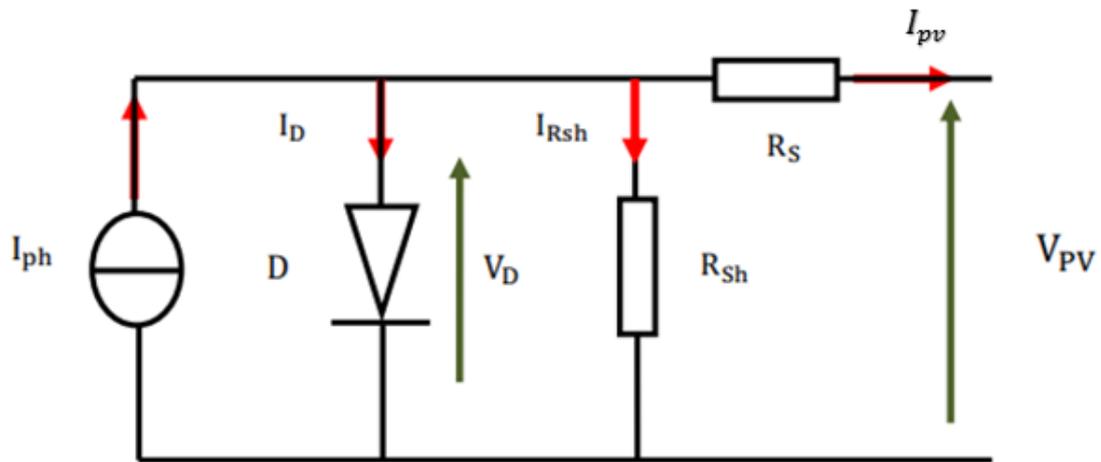


Figure 4.1. Circuit équivalent d'une cellule PV.

Lorsqu'on relie les côtés du circuit à une charge R, un courant parcourt le circuit et produit l'apparition d'une différence de potentiel.

La loi de Kirchhoff nous permet d'écrire la relation suivante :

$$I_{pv} = I_{ph} - I_d - I_{Rsh} \quad (4.1)$$

Où :

I_{pv} : Le courant fourni par la cellule.

I_{ph} : Le photo-courant de la cellule.

I_d : Le courant de polarisation de la diode.

I_{Rsh} : Le courant dérivé par la résistance parallèle.

4.2.2 Module photovoltaïque

La modélisation d'un module photovoltaïque composé de N_s cellules en série et de N_p cellules en parallèle est donnée par l'équation suivante :

$$I_{pv} = N_p I_{ph} - N_p I_d - I_{Rsh} \quad (4.2)$$

Avec :

$$I_{ph} = (I_{cc} + (K_i * \Delta T)) \frac{G}{1000} \quad (4.3)$$

Où :

$$\Delta T = T - T_n \quad (4.4)$$

I_{cc} : Courant de court-circuit.

K_i : Coefficient de température de courant de court-circuit.

G : L'éclairement.

T : La température effective de la cellule.

T_n : La température à la condition de référence.

Et :

$$I_d = I_{sat} \left[\exp \left(\frac{q((I_{pv} * R_s) + V_{pv})}{nKNsT} \right) - 1 \right] \quad (4.5)$$

Avec :

I_{sat} : Courant de saturation de la diode.

q : Charge d'électron ($1.602 * 10^{-19} C$).

R_s : Résistance série.

V_{pv} : Tension fourni par la cellule.

n : Le facteur de qualité.

K : Constante de Boltzmann ($1.381 * 10^{-23} j/k$).

N_s : nombre de cellules en série.

Et :

$$I_{sat} = I_{rs} \left[\exp \left(\left(\frac{1}{T_n} - \frac{1}{T} \right) \frac{qEg}{nK} \right) \right] \left[\frac{T_n}{T} \right]^3 \quad (4.6)$$

Eg : énergie de gap.

I_{rs} : Courant inverse de saturation.

$$I_{rs} = \frac{I_{Rsh}}{\exp\left(\frac{qV_{co}}{nNsKT}\right)} \quad (4.7)$$

V_{co} : Tension circuit ouvert.

$$I_{Rsh} = \frac{V_{pv} + (I_{pv} * R_s)}{R_{sh}} \quad (4.8)$$

R_{sh} : Résistance parallèle.

4.2.3 Caractéristiques et simulation du module photovoltaïque

Pour réaliser cette simulation, nous avons utilisé un module photovoltaïque dont les caractéristiques électriques sont données dans le tableau suivant :

Puissance maximale (Pmax)	170.1 W
Courant à Pmax (Imp)	4.08 A
Tension a Pmax (Vmp)	41.66 V
Courant de court-circuit (Icc)	4.7 A
Tension a circuit ouvert (Vco)	54 V

Tableau 4.1. Caractéristiques électriques du module PV utilisé.

Sur la base du modèle mathématique de la cellule solaire développé, on obtient le bloc schématique de SIMULINK montré sur la figure (4.2)

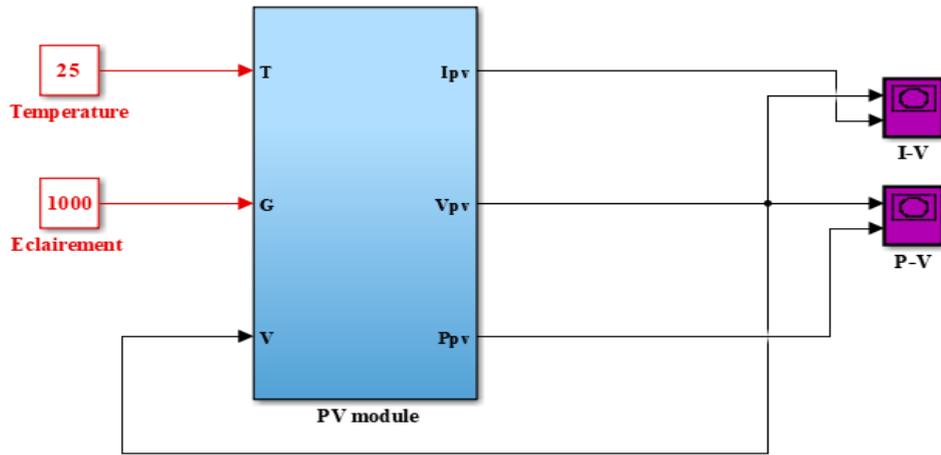


Figure 4.2. Schéma bloc du module PV dans SIMULINK.

La caractéristique ($I_{pv} = f(V_{pv})$) est donnée par la figure (4.3), à des conditions climatiques standards ($E = 1000 \text{ w/m}^2$ et $T = 25^\circ\text{C}$).

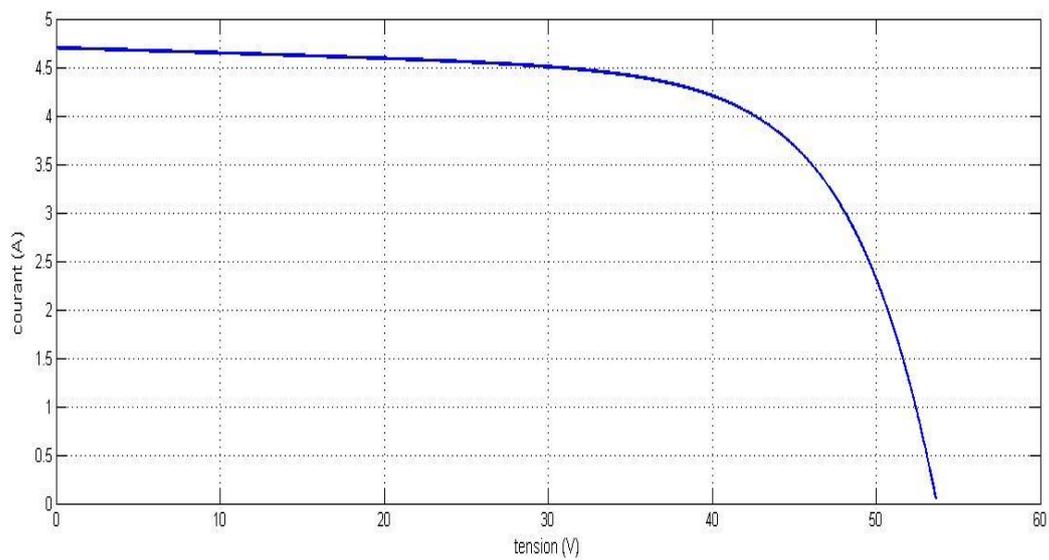


Figure 4.3. Caractéristique (Courant-Tension) du module PV.

La caractéristique ($P_{pv} = f(V_{pv})$) est donnée par la figure (4.4), à des conditions climatiques standards ($E = 1000 \text{ w/m}^2$ et $T = 25^\circ\text{C}$).

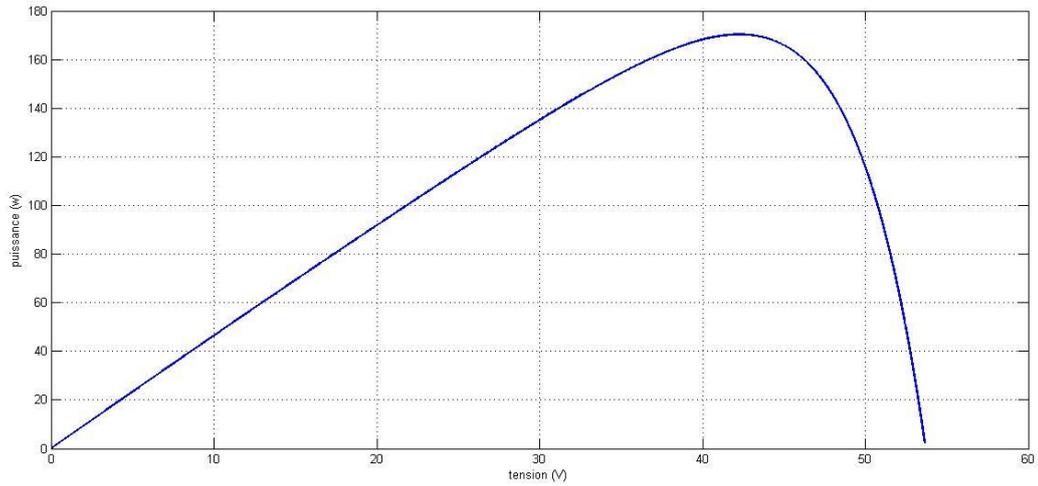


Figure 4.4. Caractéristique (puissance-tension) du module PV.

4.3 Simulation du système MPPT-P&O

La figure (4.5) illustre le bloc schématique en SIMULINK du système photovoltaïque adapté par la commande MPPT perturbation et observation.

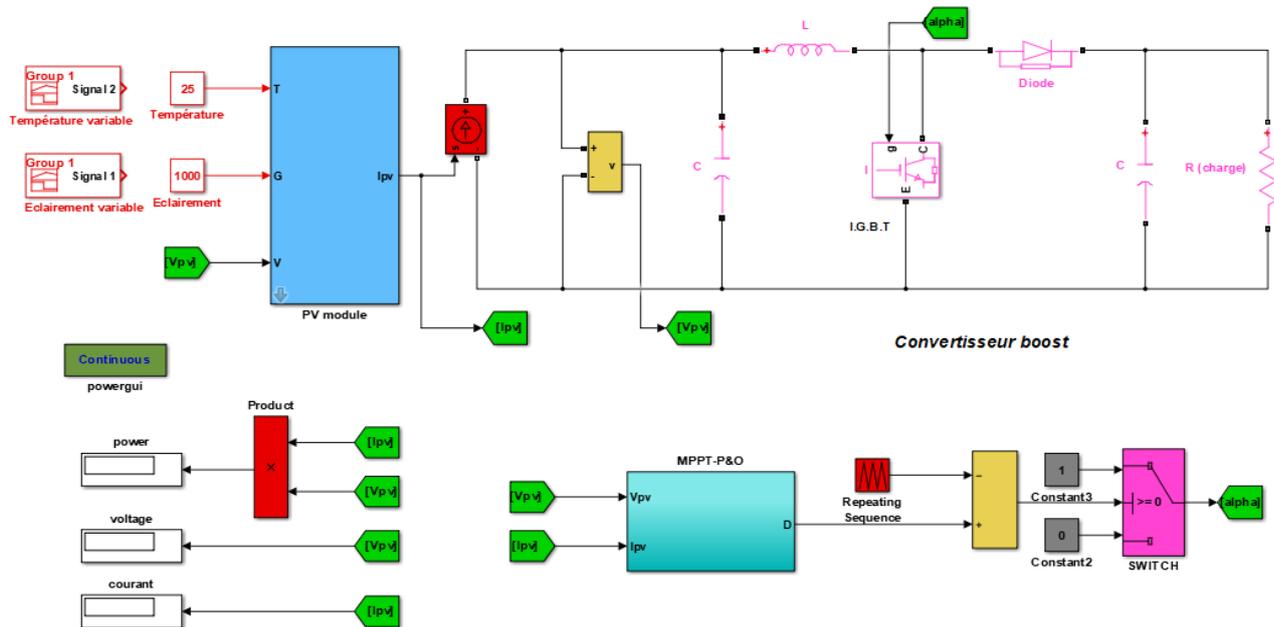


Figure 4.5. Bloc de simulation du GPV adapté par la technique MPPT-P&O.

4.3.1 Modélisation de la méthode MPPT-P&O

La figure (4.6) illustre le bloc schématique en SIMULINK de la modélisation de l'algorithme P&O réalisée :

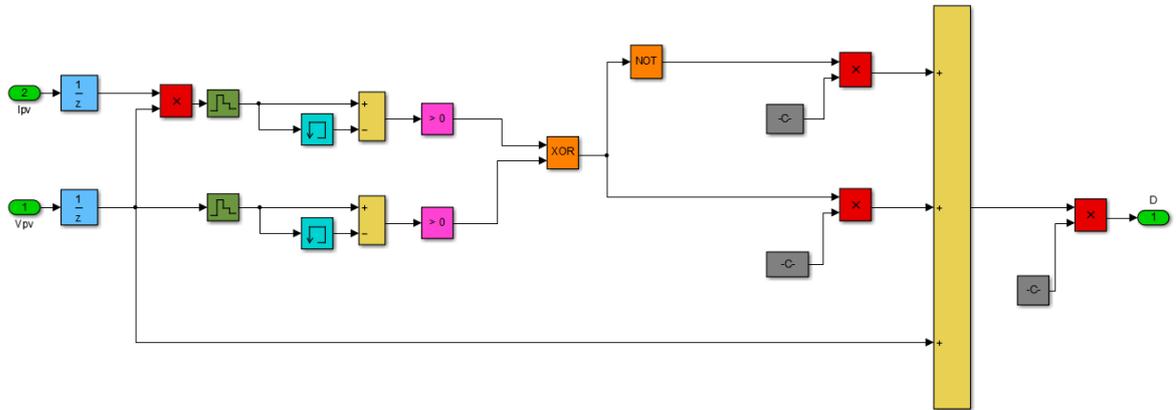


Figure 4.6. Schéma de modélisation de l'algorithme P&O.

Les résultats de simulation avec l'adaptation de technique MPPT P&O sont représentés par les figures (4.7), (4.8) et (4.9). Ces figures représentent la tension, le courant et la puissance générés par le GPV successivement, en prenant $G=1000W/m^2$ et $T=25^{\circ}C$.

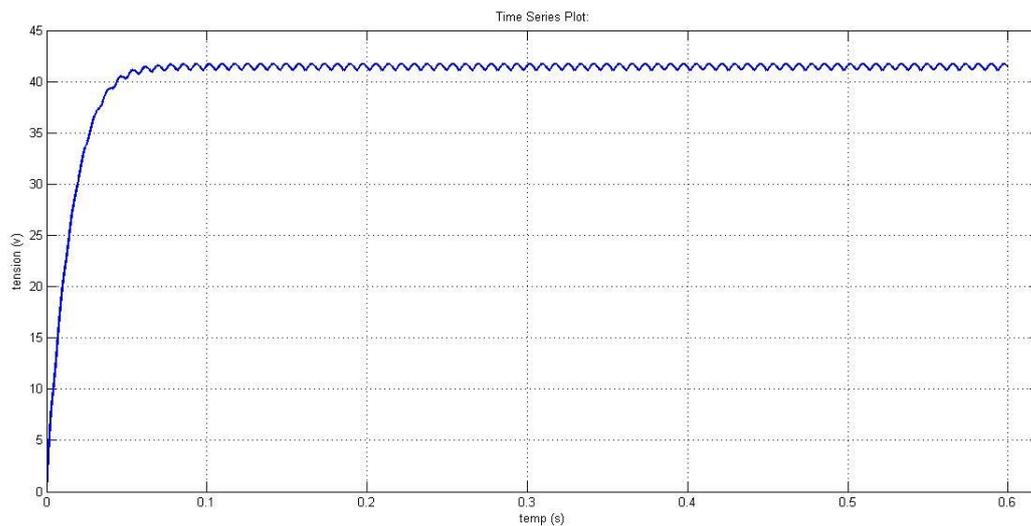


Figure 4.7. Résultat de simulation de la tension générée par le GPV.

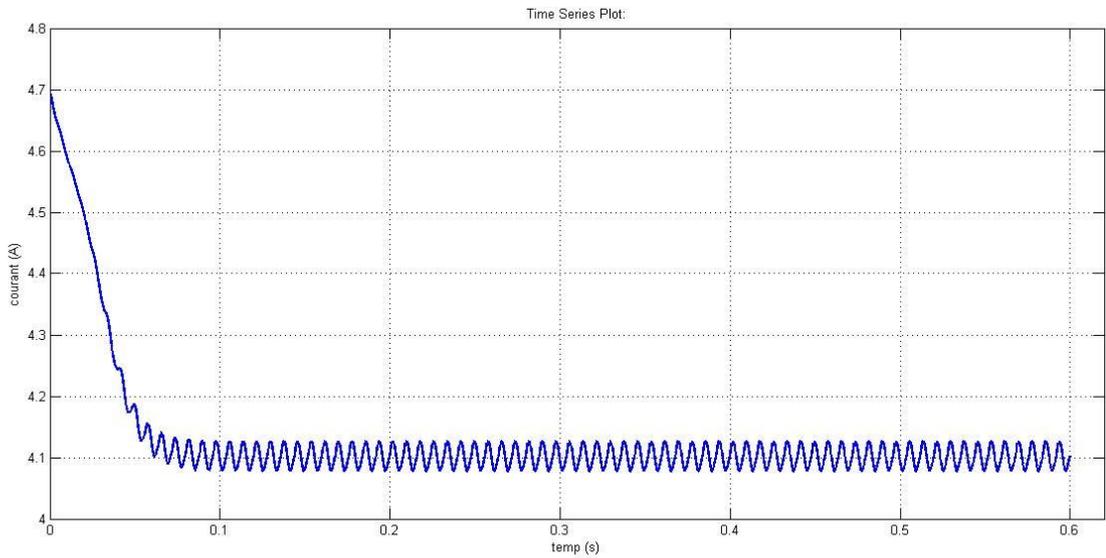


Figure 4.8. Résultat de simulation du courant généré par le GPV.

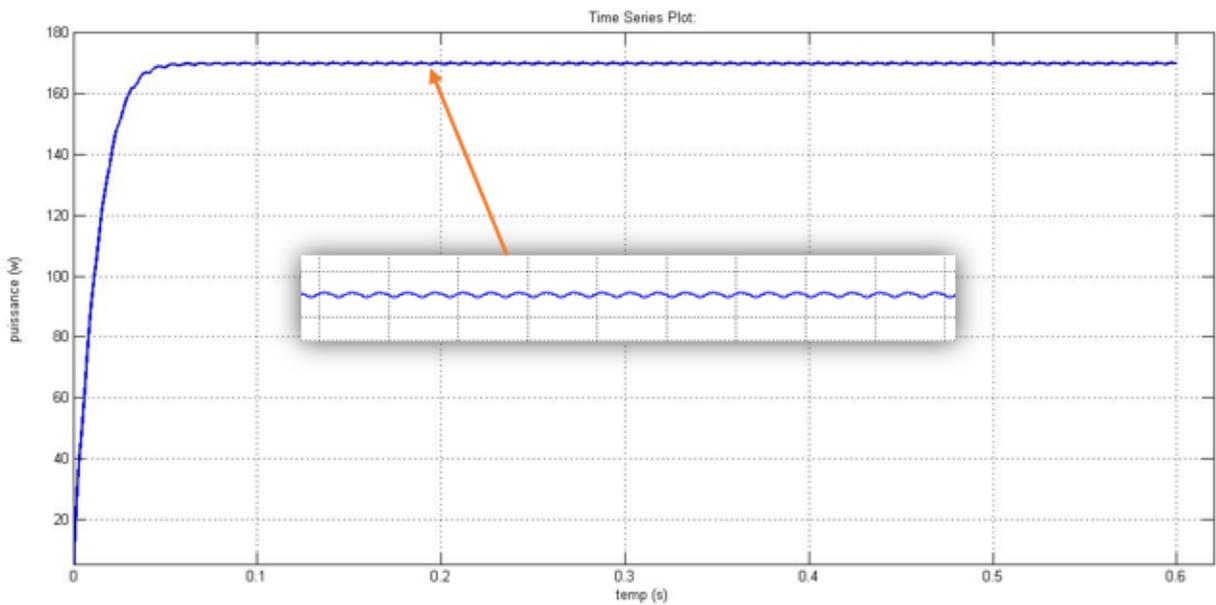


Figure 4.9. Résultat de simulation de la puissance générée par le GPV.

D'après la figure (4.9), on voit que le graphe de la puissance générée en fonction du temps présente des oscillations au niveau du point de puissance maximale. Ce qui est exprimé par une instabilité de fonctionnement au niveau de l'MPP.

Nous avons représenté dans les figures (4.11), (4.12) et (4.13) les résultats de simulation de la tension, le courant et la puissance successivement générés par le GPV pour les cas où il subit des variations de l'éclairement suivant la figure (4.10).

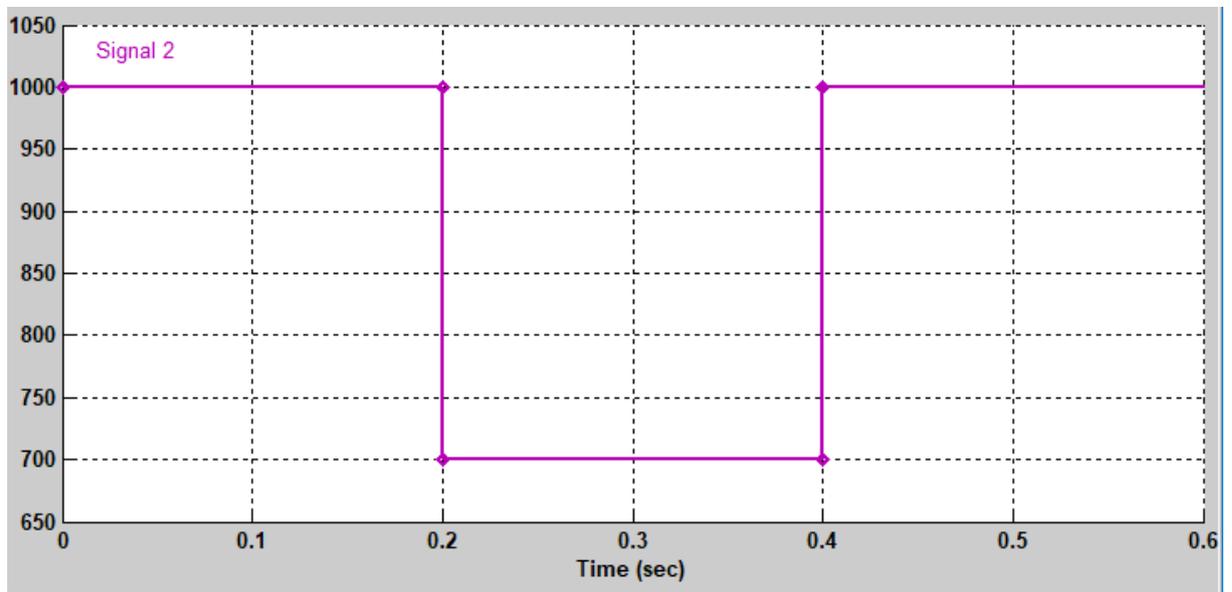


Figure 4.10. La variation de l'éclairage en fonction du temps.

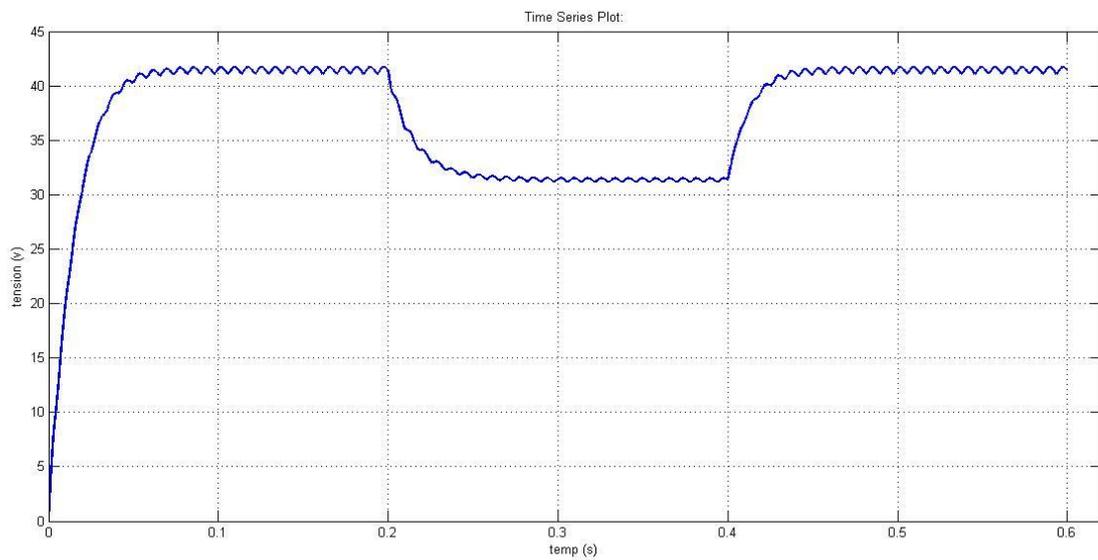


Figure 4.11. Variation de la tension du GPV en fonction du temps suivant la variation de l'éclairage.

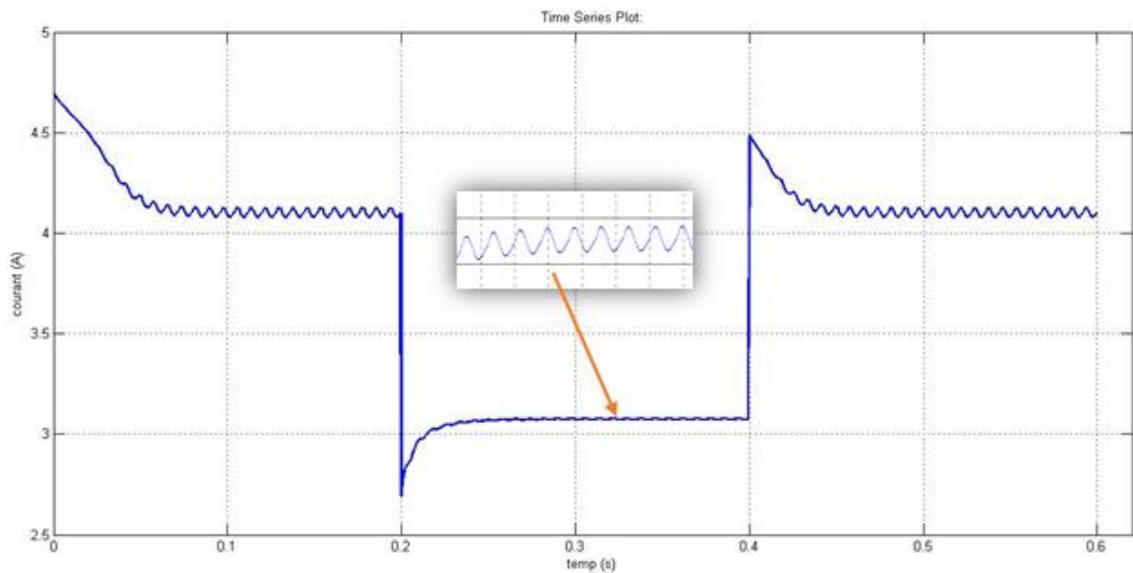


Figure 4.12. Variation du courant du GPV en fonction du temps suivant la variation de l'éclairage.

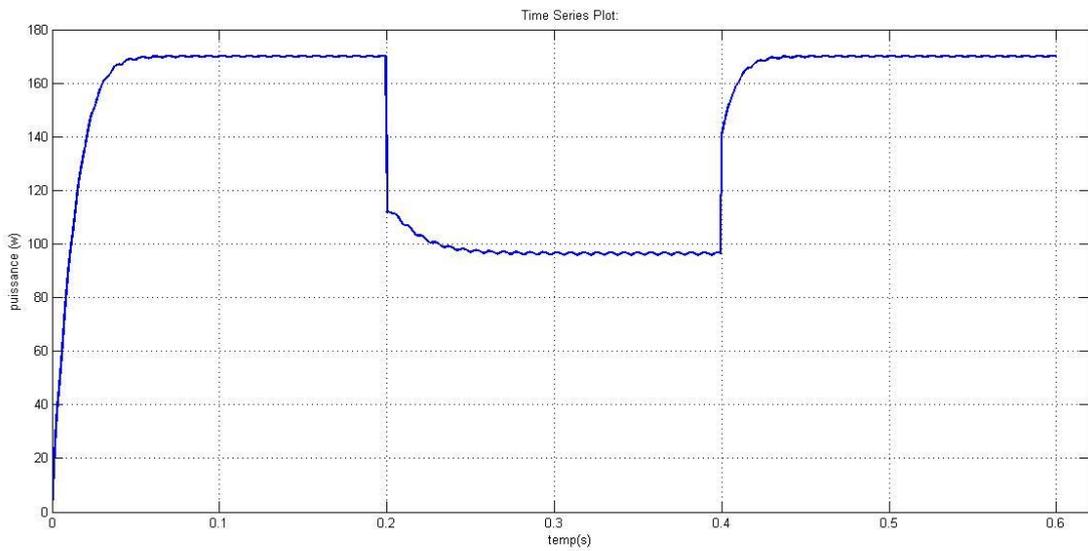


Figure 4.13. Variation de la puissance du GPV en fonction du temps suivant la variation de l'éclairement.

La variation de la température en fonction du temps proposée lors de fonctionnement du système PV est présentée dans la figure (4.14).

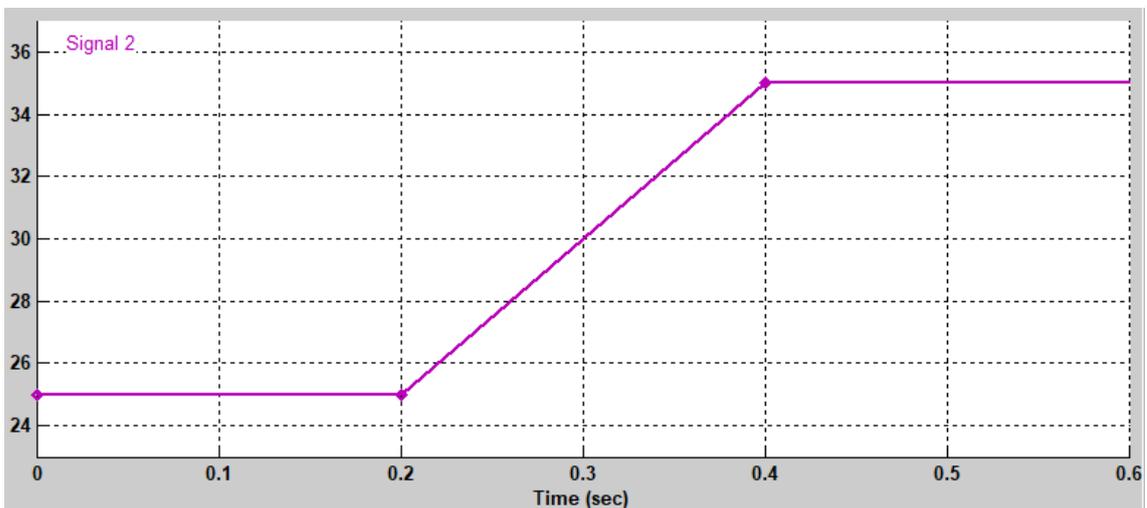


Figure 4.14. La variation de la température en fonction du temps.

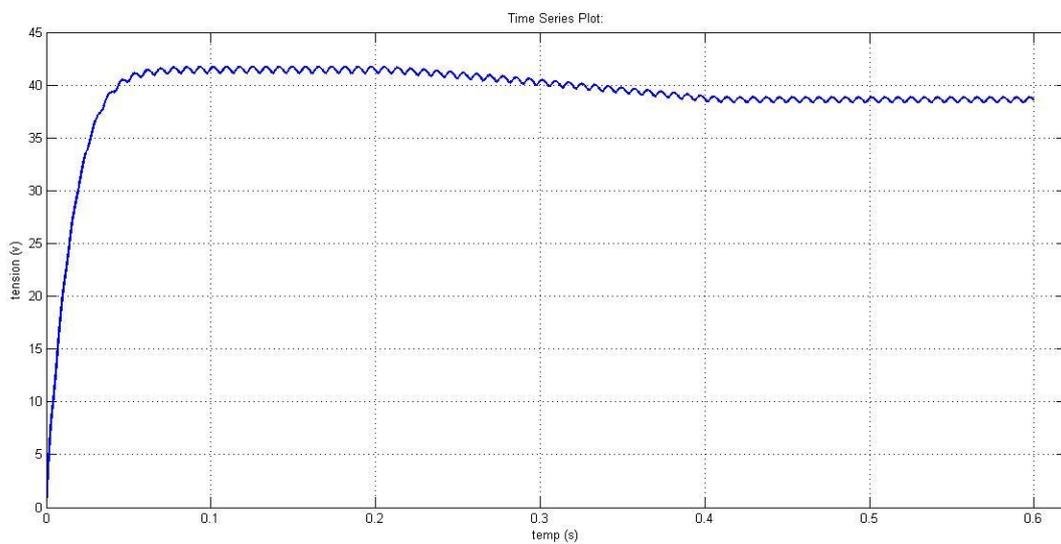


Figure 4.15. Variation de la tension du GPV en fonction du temps suivant la variation de la température.

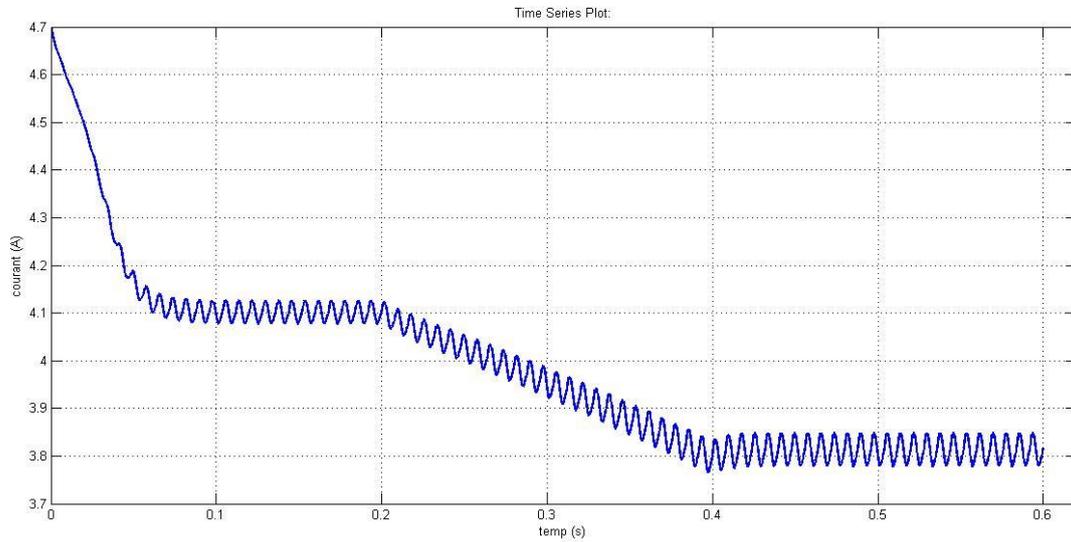


Figure 4.16. La variation du courant du GPV en fonction du temps suivant la variation de la température.

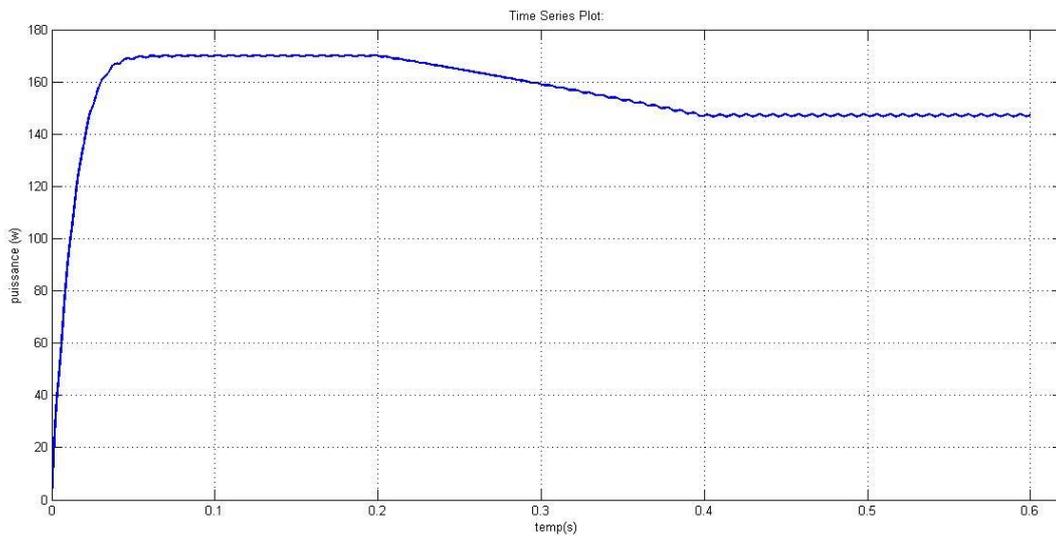


Figure 4.17. La variation de la puissance du GPV en fonction du temps suivant la variation de la température.

On constate selon la figure (4.17) que la puissance générée varie dans chaque intervalle du temps suivant la variation de la température. Elle diminue avec l'augmentation de la température et l'opposé pour la diminution de cette dernière. Contrairement à la variation de l'éclairement où la puissance présente une linéarité avec la variation d'ensoleillement.

Après un régime transitoire, la commande MPPT P&O fait le point de fonctionnement autour du point PPM. Dans les deux cas de variation de l'intensité d'éclairement ou de la température, il apparaît que le système converge vers un nouveau PPM qui correspond à la variation des conditions climatiques imposée mais avec des oscillations (instabilité).

4.4 MPPT à base des réseaux de neurones artificiels

La nouvelle technique choisie pour la poursuite du point de puissance maximale est la méthode des réseaux de neurones artificiels. Nous allons l'appliquer pour approximer les sorties qui sont le courant et la tension qui correspondent à la puissance maximale (P_{max}), en fonction des changements de l'éclairement et de la température. C'est le suivi de la variation du point de puissance maximale où notre système doit pouvoir évoluer, rapidement et efficacement.

Pour la modélisation du réseau de neurones artificiels de notre projet nous avons choisi un réseau multicouche. Les calculs se produisent seulement dans une direction (réseau feed-forward) où il n'y a pas un retour en arrière. Ce réseau est constitué par trois couches de neurones nommées : couche d'entrée à deux neurones, elle est responsable de recevoir les variables d'entrée (I_{pv} , V_{pv}). Une couche cachée qui contient 05 neurones et une couche de sortie à un seul neurone (une seule sortie).

La figure (4.18) présente la structure globale de l'adaptation du système PV par la méthode MPPT-RNA.

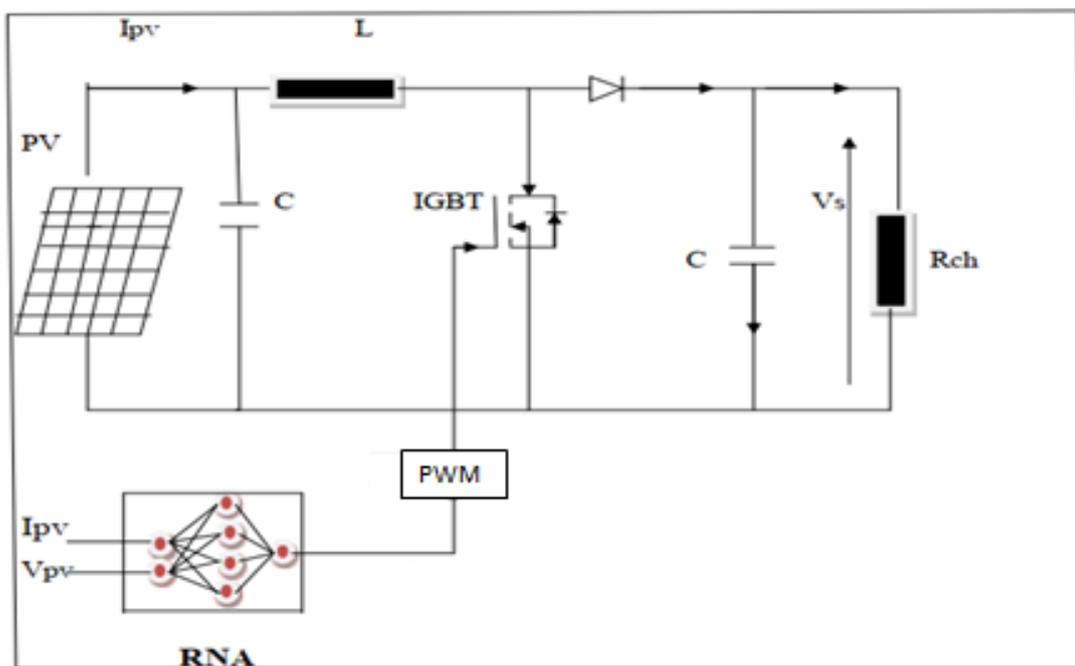


Figure 4.18. Structure globale de la simulation du système par RNA.

4.4.1 La construction d'un réseau de neurones artificiels

La procédure de conception d'un réseau de neurones peut être résumée dans les étapes suivantes :

1. La collecte d'une base de données : L'objectif de cette étape est de rassembler un nombre de données suffisant qui servira à l'apprentissage et au test du réseau de neurones. Cette base de données constitue l'entrée du réseau.
2. La séparation de la base de données en trois sous-ensembles (base d'apprentissage, base de validation et base de test).
3. Le choix de l'architecture du réseau de neurones (nombre d'entrées, nombre de couches cachées, nombre de neurones dans chaque couches,...). La figure (4.15) présente le modèle d'architecture choisi pour notre système.

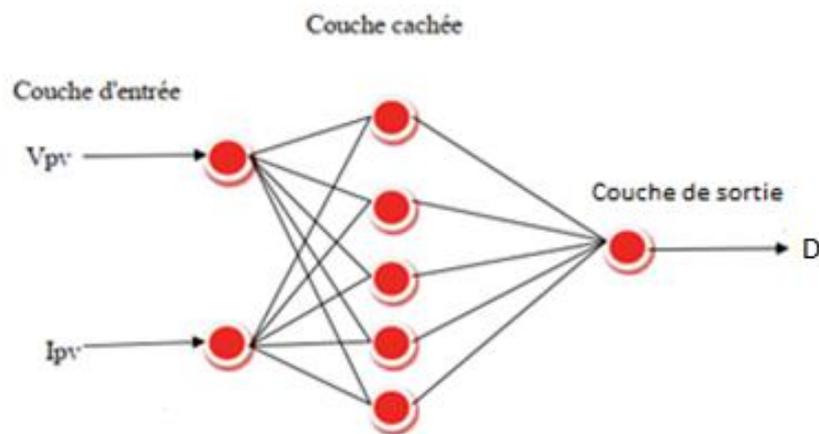


Figure 4.19. Modèle du réseau de neurones adopté.

4. L'apprentissage du réseau de neurones.
5. Mesure des performances du réseau de neurone sur la base de test.

4.4.2 Création d'un réseau de neurones artificiels

La fonction de création d'un réseau sur MATLAB est spécifique au modèle du réseau. Pour les réseaux multicouches, la création du réseau est commandée par la fonction `newff` comme suit :

Réseau = newff (PR, [S1 S2.....SN1], {TF1 TF2.....TFN1})

Avec :

- PR : Plage des variations des entrées (affichage par minmax (P)).
- Si : Nombre des neurones dans la couche i, pour N1 couches.
- TF_i : Fonction d'activation dans la couche i, par défaut la fonction d'activation est 'tansig'. Elle peut être :
- Hardlim : fonctions Heaviside ; tansig : fonction tangente sigmoïde ; pureline : fonction linéaire [33].

4.5 Modèle du RNA

On a effectué à l'aide de Matlab un apprentissage à partir le système MPPT-P&O pour obtenir la base de données des entrées (I_{pv} et V_{pv}) pendant la convergence vers le point maximale, jusqu'à l'obtention d'un bon apprentissage (quand Training : R tend vers 1) comme montre la figure (4.20).

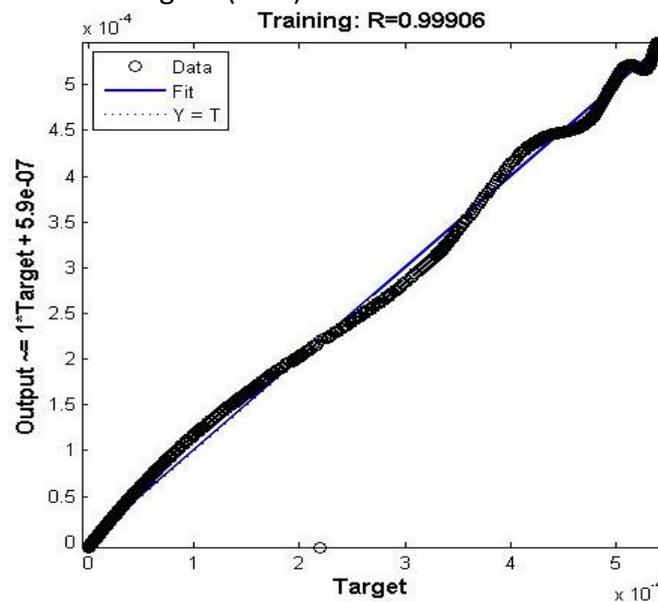


Figure 4.20. Approximation de fonction trainig.

Ensuite, à l'aide de la fonction *gensim* on crée le bloc du réseau de neurones artificiels dans SIMULINK. La figure (4.21) montre le bloc de RNA qui est appris sur MATLAB:

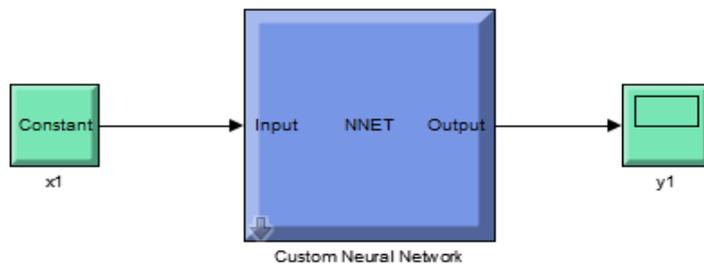


Figure 4.21. Schéma bloc du réseau de neurones artificiels dans simulink.

La figure (4.22) illustre le bloc schématique dans SIMULINK du système PV adapté par la commande MPPT-RNA.

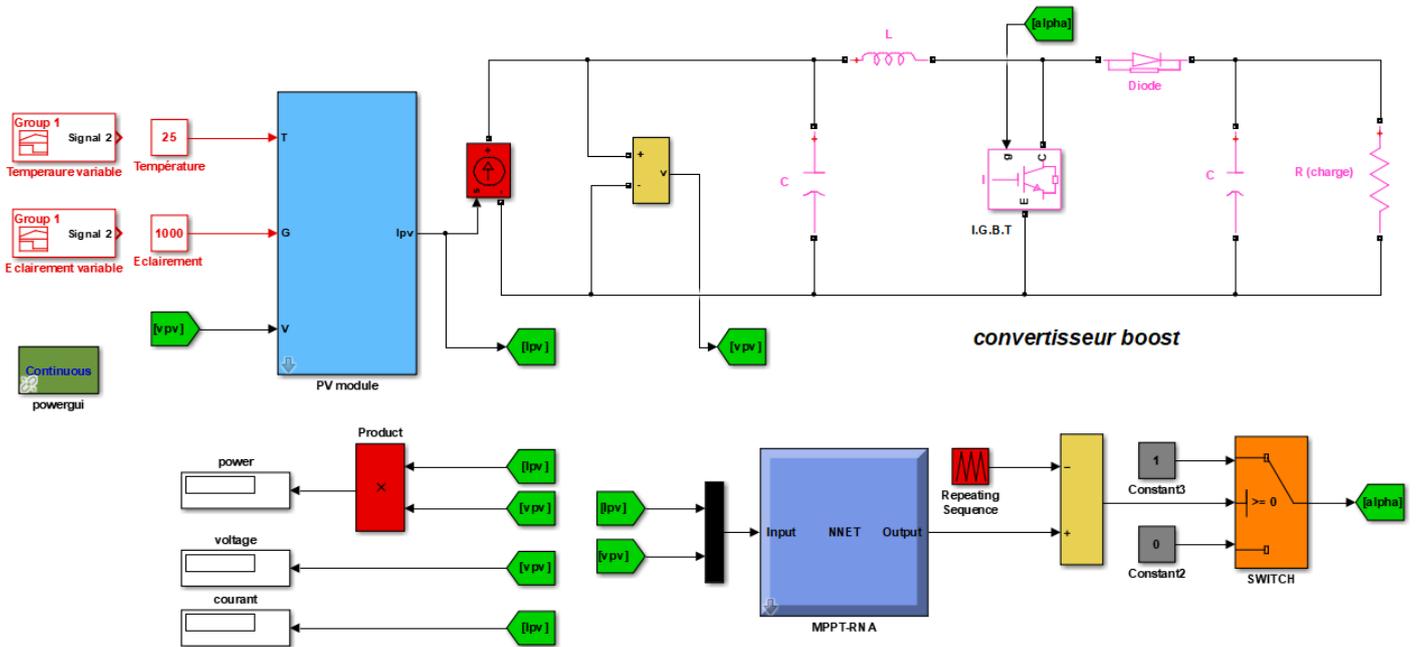


Figure 4.22. Bloc de simulation du GPV adapté par la technique MPPT-RNA.

4.5.1 Résultats de la simulation

Les résultats de simulation du système photovoltaïque adapté par la commande réseau de neurones artificiels sont représentés par les figures (4.23), (4.24) et (4.25). Ces figures représentent successivement la tension, le courant et la puissance générée par le GPV en prenant $G=1000\text{W/m}^2$ et $T=25^\circ\text{C}$.

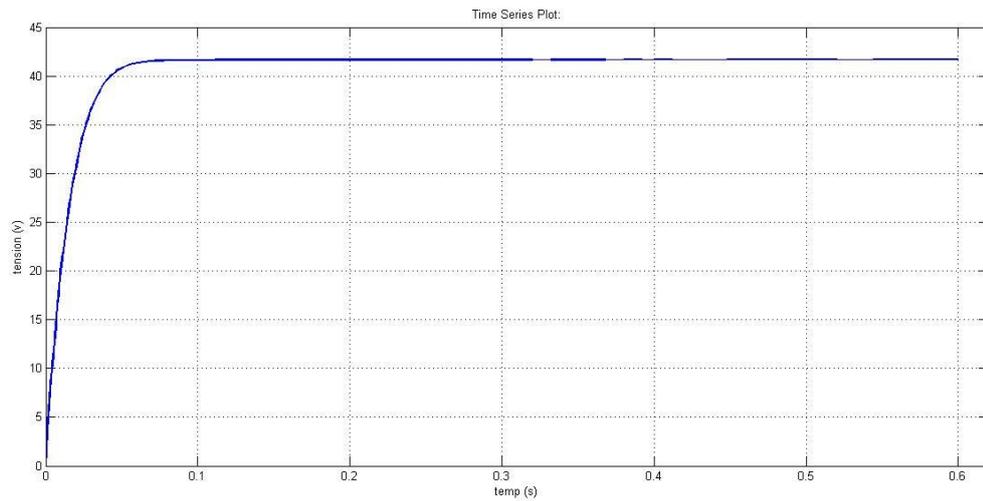


Figure 4.23. Résultat de simulation de la tension du GPV.

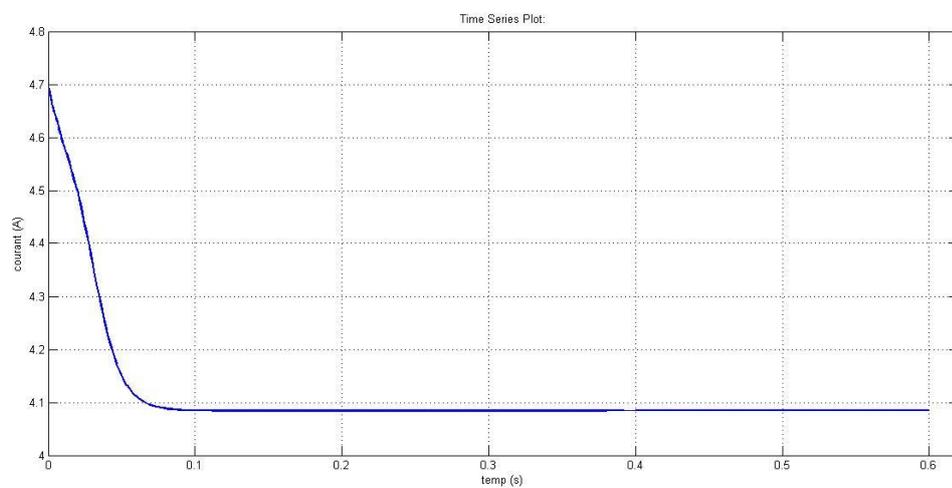


Figure 4.24. Résultat de simulation du courant du GPV.

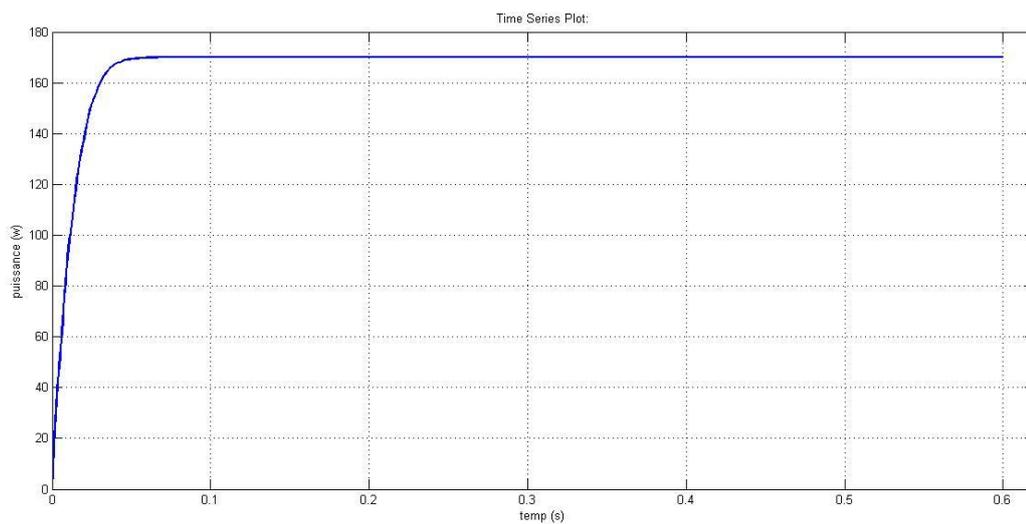


Figure 4.25. Résultat de simulation de la puissance générée par le GPV.

La figure (4.25) montre la convergence rapide et la stabilité de fonctionnement au point de puissance maximale.

Lorsque le générateur PV subit des variations de l'éclairement ou de la température (les mêmes variations présentées dans les figures (4.10) et (4.14)). Nous avons représenté successivement dans les figures (4.26), (4.27) et (4.28) la tension, le courant et la puissance générée par le générateur PV pour ces différentes variations de l'éclairement.

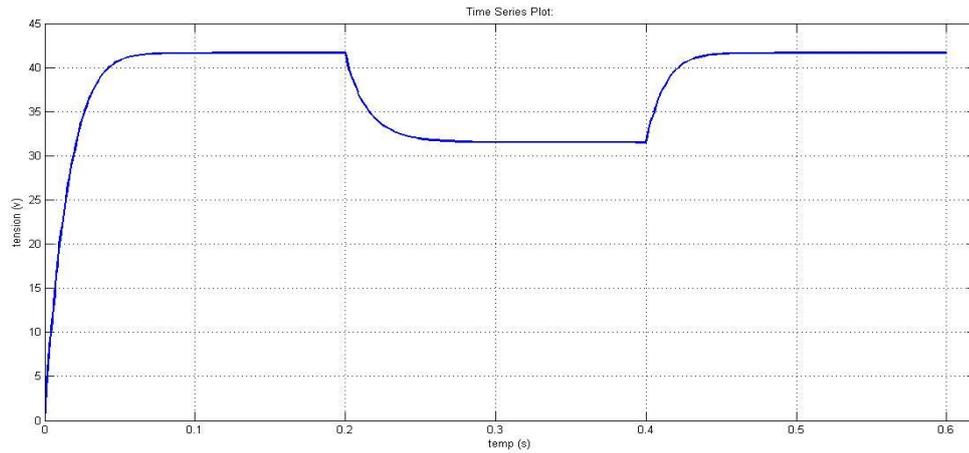


Figure 4.26. Tension du GPV en fonction du temps suivant la variation de l'éclairement.

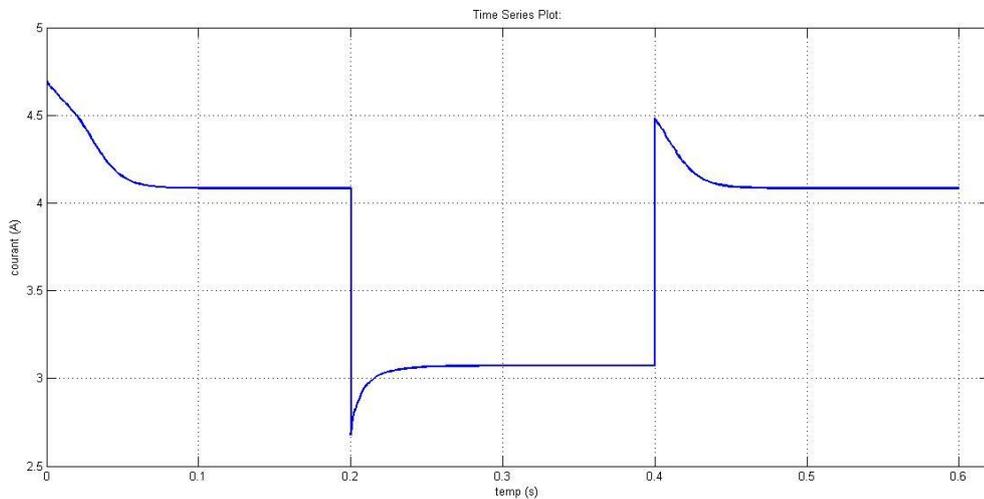


Figure 4.27. Courant du GPV en fonction du temps suivant la variation de l'éclairement.

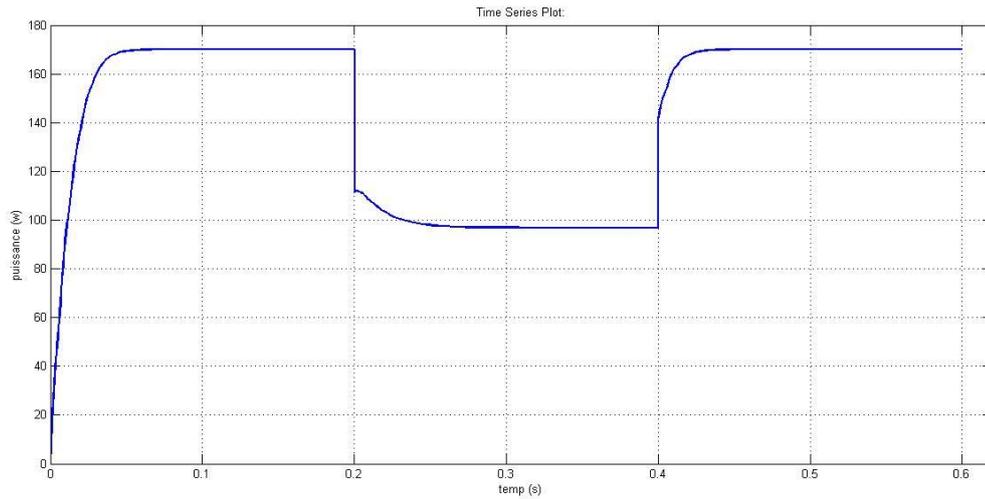


Figure 4.28. Puissance du GPV en fonction du temps suivant la variation de l'éclairement

Pour les mêmes variations de la températures proposées dans la figure (4.14) , on les résultats suivants pour la tension, le courant et la puissance du GPV adapté par RNA.

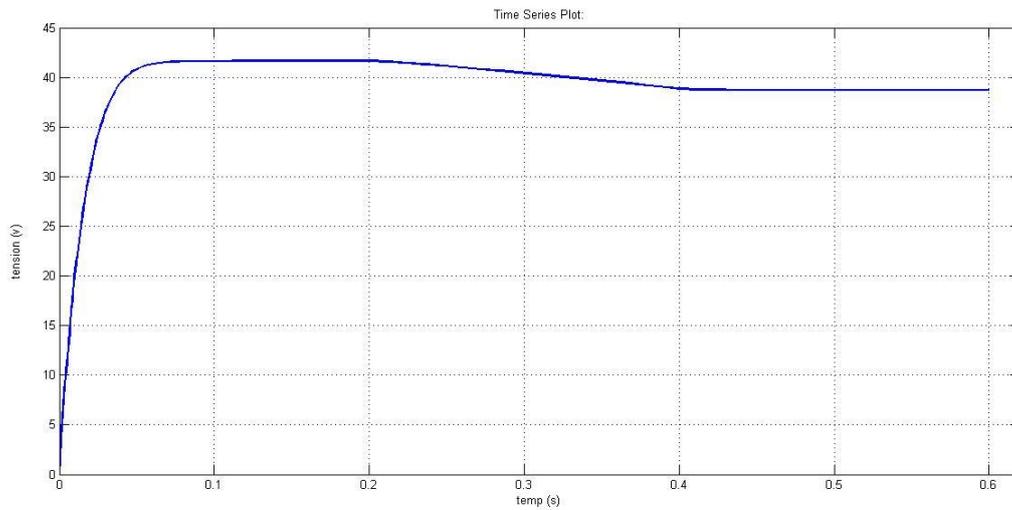


Figure 4.29. Tension du GPV en fonction du temps suivant la variation de la température.

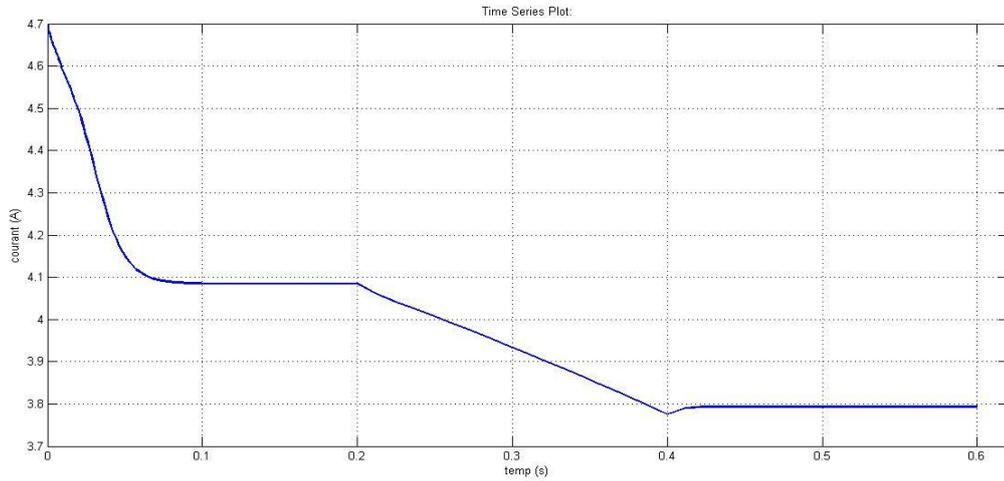


Figure 4.30. Courant du GPV en fonction du temps et suivant la variation de la température.

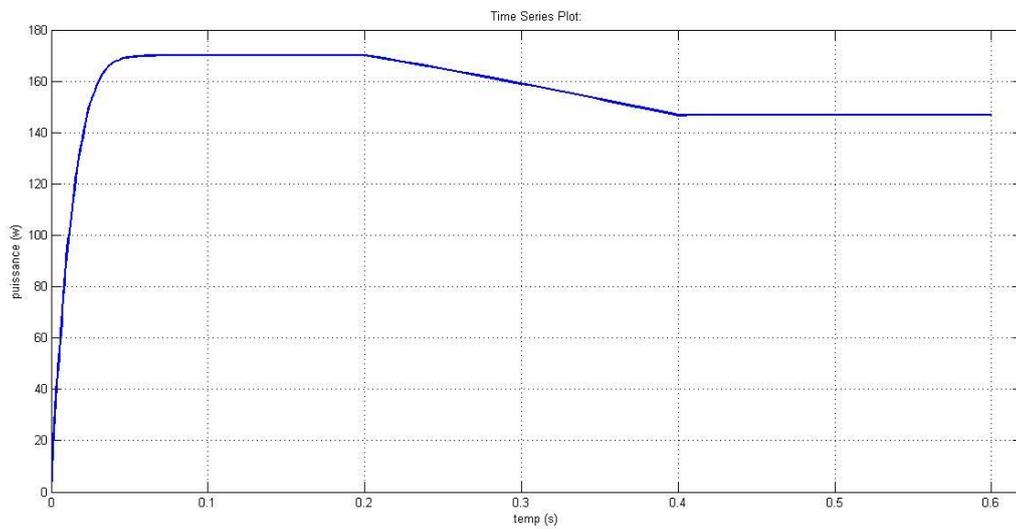


Figure 4.31. Puissance du GPV en fonction du temps et Variation de la température.

Après un régime transitoire, la commande MPPT par RNA fait le point de fonctionnement autour du point de puissance maximale avec une stabilité (sans oscillations). Dans les deux cas de changement des conditions climatiques (éclairage et température), il apparaît que le système converge vers un nouveau PPM qui correspond au changement imposé.

4.6 Comparaison MPPT-P&O/MPPT-RNA

Afin de montrer la bonne performance de la méthode basée sur RNA, nous allons effectuer dans les figure (4.32), (4.33) et (4.34) la comparaison de la puissance générée par le GPV adapté par les deux technique, RNA proposée et la classique P&O :

On note que le graphe en rouge est pour MPPT-RNA et le bleu pour MPPT-P&O.

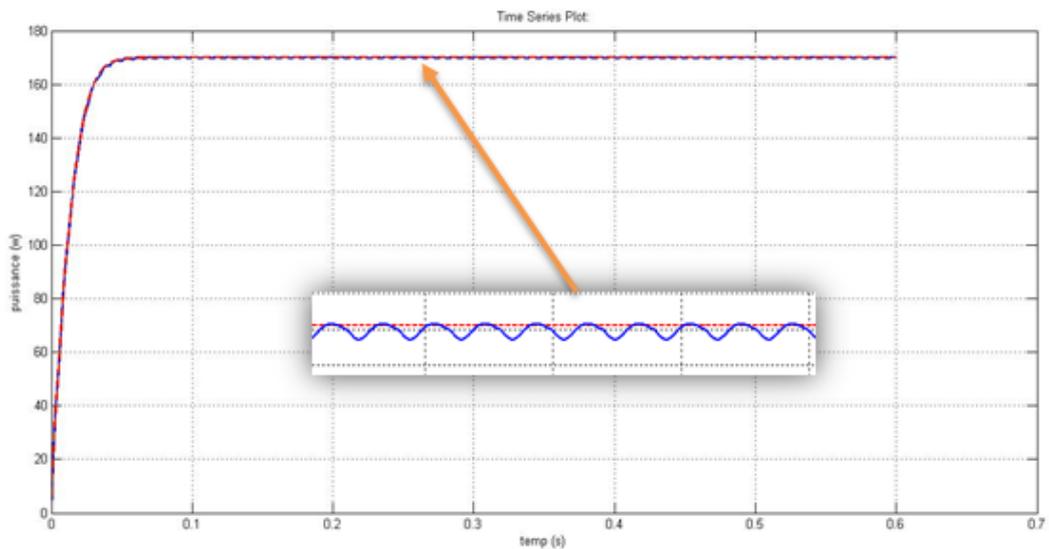


Figure 4.32. Comparaison entre la méthode P&O et RNA pour 1000 w/m^2 et 25 C° .

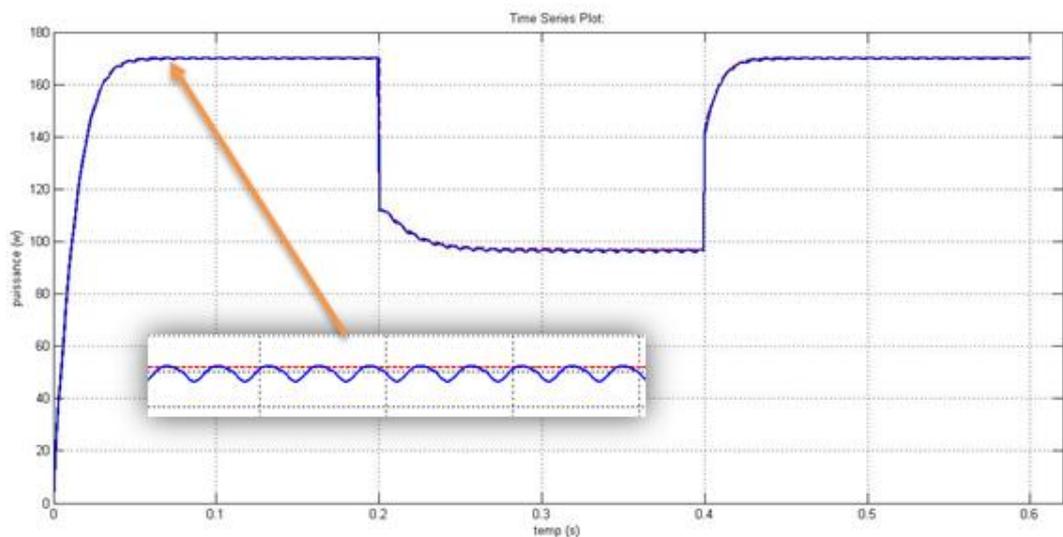


Figure 4.33. Comparaison entre la methode P&O et RNA pour la meme variation de l'éclairement utilisée auparavant.

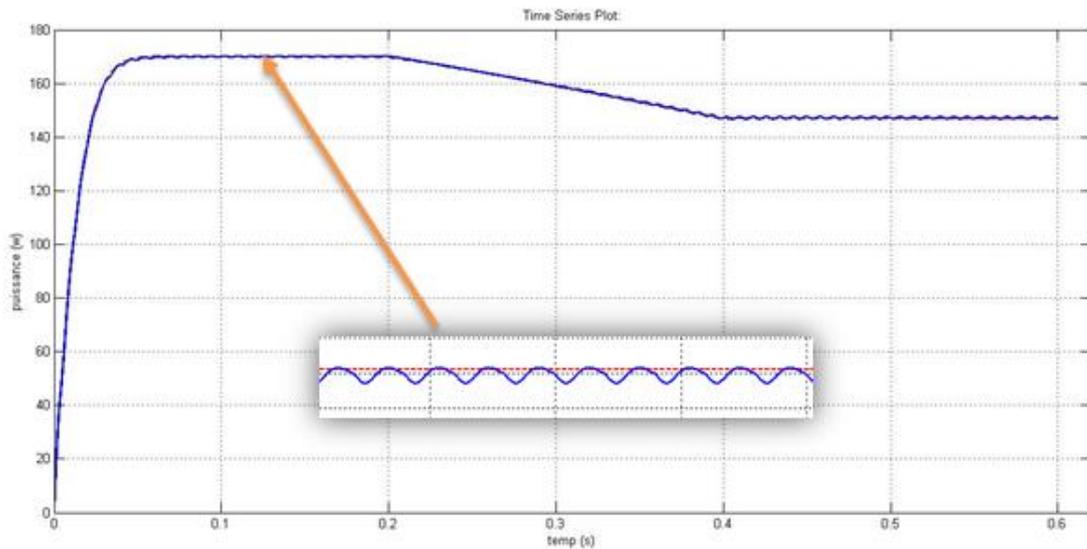


Figure 4.34. Comparaison entre la methode P&O et RNA pour la même variation de la température utilisée auparavant.

On constate que les figures précédentes ((4.32), (4.33) et (4.34)) montrent que la méthode MPPT-RNA converge vers le point de puissance maximale et garde sa stabilité autour de ce point même dans le cas où le système subit une variation d'ensoleillement ou de température, la méthode de réseau de neurones converge vers le nouveau point maximal correspondant au changement des conditions climatiques. Contrairement à la méthode P&O qui présente des oscillations autour de ce point. Ceci exprime la précision de réseau de neurones artificiels lors du suivi de point de puissance maximale d'un système photovoltaïque.

4.7 Conclusion

Nous avons analysé dans l'environnement MATLAB/SIMULINK le fonctionnement électrique d'un système PV, adapté par convertisseur DC-DC (hacheur boost), régulé par deux techniques de commande MPPT (perturbation et observation et celle basée sur le réseau de neurones artificiels) qui servent à forcer le système de travailler dans son point de puissance maximale. Comme on a présenté le réseau de neurones utilisé avec son architecture (nombre de couches, neurones en chaque couches...). Les résultats de simulation prouvent que le système peut adapter le point de puissance maximale même pour des variations climatiques.

Conclusion générale

Pour assurer le fonctionnement d'un générateur photovoltaïque à son point de puissance maximale, des commandes MPPT sont souvent utilisées. Ces commandes sont destinées à la poursuite PPM et à minimiser ainsi l'erreur entre la puissance de fonctionnement et la puissance maximale de référence qui est variable en fonction de la charge et des conditions climatiques. Dans le même but, plusieurs techniques de contrôle MPPT ont été introduites, dans ce travail, nous avons présenté deux techniques : la méthode classiques Perturbation et Observation (P&O), et les réseaux de neurones artificiels, en vue d'élaborer un système de commande et de poursuite du point de puissance maximale afin d'extraire le maximum de puissance.

La poursuite du point de puissance maximale par l'approche RNA a montré une efficacité et une stabilité autour du PPM.

Selon les résultats obtenus, on peut conclure que le système RNA fait apparaître un bon compromis 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. L'avantage des réseaux de neurones artificiels est bien leurs capacités à s'adapter à des situations inconnues par l'apprentissage.

Les résultats obtenus lors de notre travail encouragent la poursuite des recherches dans ce sens.

Bibliographie

[1] : Mr Belkacem Mourad « Etude et optimisation du transfert d'énergie électrique en conversion photovoltaïques par la recherche du point de puissance maximale (MPPT) » Mémoire du master en Matériaux, Systèmes et Energie Renouvelables, Université Aboubekr belkaid de Telemcen, 2015.

[2] : J. Royer et T. Djiako et E. Schiler, B. Sadasy. « Le pompage photovoltaïque : manuel de cours à l'intention des ingénieurs et des techniciens », université d'Ottawa, 1998.

[3] :R.Merahi et R.Chenni «amélioration de la commande P&O par une détection synchrone du courant de batterie», Revue des Energies Renouvelables de ICESD '11 Adrar (2011), P (113-121).

[4] : S. M. Ait-Cheikh, «Etude, Investigation et conception d'algorithmes de commande appliqués aux systèmes photovoltaïques», Thèse de Doctorat d'état, Ecole Nationale Polytechnique, Alger, Algérie, 2007.

[5] :F. Chekired, « Etude et implémentation d'une commande MPPT neuro-floue sur FPGA», mémoire de magister, Ecole Nationale Polytechnique, Alger, Algérie, 2008.

[6] :R. Lakehal « Réalisation d'un système de pilotage d'un simulateur solaire : mesures I-V et extraction des paramètres » mémoire de master université de Tlemcen, Algérie, 2011.

[7] : Mr H. amine et A. ali « Calcul de l'MPPT par réseaux de neurone pour un système photovoltaïque », Mémoire de master académique en Electrotechnique industrielle, université Kasdi Merbah, Ouargla, 2015.

- [8] : M. Adouane «Etude et conception d'une stratégie de commande d'un onduleur connecté au réseau électrique», Mémoire de magistère, Ecole Nationale Polytechnique, Alger, Algérie, 2008.
- [9] Z.Bendjellouli. "Contribution à la modélisation d'une cellule solaire". Mémoire de Magister. Université de Bechar, 2009.
- [10] R.SAKHRI et A.METTOUCHI «Diagnostic d'un champ solaire photovoltaïque par réseaux de neurones artificiels», Mémoire de Master en machines électriques, Université Saad Dahlab Blida, 2018.
- [11] : Convertisseurs statiques, «Rappels de PTSI", Lycée Jean Zay 21 rue Jean Zay 63300 Thiers Académie de Clermont-Ferrand.
- [12] : M.H. Rashid, Power Electronics Handbook, Academic Press, 2001.
- [13] :M. Biswal, Master of Technology (Research), control techniques for dc-dc buck converter with improved performance, National Institute of Technology, Rourkela, March 2011.
- [14] :S.Mohamad, « synthese des convertisseurs statiques directs », UNIVERSITÉ DU QUEBEC, septembre 1992.
- [15] :N. Abouchabana, « Etude d'une nouvelle topologie buck-boost appliquée à un MPPT », Mémoire de Magistère, Ecole Nationale Polytechnique, Alger, Algérie, 2009.
- [16] : Anne Labouret, Michel Viloz, Energie solaire photovoltaïque, Edition LE MONITEUR.
- [17] :M. Sattler, Y. Liu, and C. Edrington, « Comparison of linear and nonlinear buck converter models with varying compensator gain values for design optimization », North American Power Symposium (NAPS), 2010, pp. 1–7, Sept. 2010.
- [18] :N. Das, M. K. Kazimierczuk, « Power Losses and Efficiency of Buck PWM DC-DC Power Converter », Electrical Insulation Conference and Electrical Manufacturing Expo, 2005, pp. 417-423.

- [19] :A. Aziz, K. Kassmi, F. Olivié, G. Sarrabayrouse, A. Martinez « Conception d'un système photovoltaïque adapté par des convertisseurs d'énergie DC-DC de type dévolteur ou survolteur fonctionnant à haute fréquence (0.1 MHz) » Rapport LAAS N°05346, 29p. Toulouse- France, 2005
- [20] :A. Aziz, K. Kassmi, F. Olivié, G. Sarrabayrouse, A. Martinez, « Analyse dans l'environnement Orcad - Pspice l'adaptation DC-DC des systèmes photovoltaïques par des convertisseurs de type Boost fonctionnant à haute fréquence », rapport LAAS/CNRS N° 05267, 19p. Toulouse-France, juin 2005,
- [21] :S. Issaadi, « Commande d'une poursuite du point de puissance maximum (MPPT) par les Réseaux de Neurones », Mémoire de magister, Ecole Nationale Polytechnique, Alger, Algérie, 2006.
- [22] :M. Moulay-Amar et M. Loghouini, «Etude et réalisation d'un système de poursuite de point de puissance maximale à base de microcontrôleur destiné à une installation photovoltaïque », Mémoire d'ingénieur, université de Ouargla, Algérie, 2005.
- [23] :K. Sobaihi, « Etude et Réalisation d'un Hacheur MPPT à contre réaction de tension », Mémoire de Magister, ENP Algérie, Septembre 2003.
- [24] : Marc Parizeau "Réseaux de Neurones", université de Laval, Canada, Hiver 2006.
- [25] : S. Chekroun «Commande neuro-floue sans capteur de vitesse d'une machine asynchrone triphasée », école supérieur d'enseignement technologique d'Oran.
- [26] : F.KADRI« Prédiction par réseaux de neurones artificiels de la variation non linéaire des propriétés du prc vieilli thermiquement », Mémoire de Magister en Electrotechnique, Ecole Nationale Polytechnique, 2012.
- [27] : B. Sebti « Commande par DTC d'un Moteur Asynchrone Apport des Réseaux de Neurones », Licence en Electrotechnique, Université de Batna, 2013.

[28] : Claude Touzet « Les réseaux de neurones artificiels introduction au connexionnisme cours, exercices et travaux pratiques », ouvrage scientifique, Juillet 1992.

[29] : D.Boumédiène « Contribution des données accélérométriques de KiK-Net à la prédiction du mouvement sismique par l'approche neuronale avec la prise en compte des effets de site », THESE DE DOCTORAT, Université Aboubekr Belkaid, Tlemcen, 2011.

[30] : Jean-Philippe Renard « Réseaux neuronaux une introduction accompagnée d'un modèle java », Livre, 2006.

[31] :Mekhilef.S, Saidur.R,Safari.A, « A review on solar energy use in industries », Renew. Sustain. EnergyRev. 15 (2011) 1777–1790.

[32] : Sahraoui.A..N, «étude d'une chaine de convertisseur photovoltaïque», Mémoire de magistère Université de Msila, 2010.

[33] : Karima CHEMACHEMA« Étude des structures Microbandes PAR La technique des Réseaux de neurones Application à différentes excitations de Doctorat en sciences en Electronique» Thèse de Doctorat en sciences en Electronique juin 2013.