

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE



جامعة محمد بوضياف - المسيلة
UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA



كلية التكنولوجيا

FACULTE DE TECHNOLOGIE

قسم الإلكترونيك

DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

MEMOIRE DE MASTER

DOMAINE : SCIENCES ET TECHNOLOGIE

FILIERE : Electronique

OPTION : Systèmes Electro Energétiques de Sources d'Energies Renouvelables

THEME

**Poursuite du Point Maximale d'un Système
Photovoltaïque par les Méthodes Intelligentes**

Proposé et dirigé par : Mezaache Hatem

Réalisé par : Loukriz Djamel

Président : M .Bentoumi

Examineur : H .Bennaceur

N° D'ordre: 2016/S3ER 03/89/385

PROMOTION: JUIN 2016

مع تواضع العمل لكن.....

اهدي هذا العمل إلي الوالدين الكريمين وإلي
جميع الأصدقاء.....



Remerciements

Je remercie ALLAH le tout puissant de m'avoir accordé la volonté et le courage pour réaliser ce projet.

Je tiens à remercier chaleureusement Monsieur HATEM MEZAACHE mon promoteur qui a fourni des efforts énormes, par ses informations, ses conseils.

Je tiens également à remercier vivement les membres de jury pour avoir accepté d'évaluer ce travail et ce mémoire.

Table des matières

Introduction générale	1
-----------------------------	---

Chapitre I

MODELISATION D'UN GENERATEUR PHOTOVOLTAÏQUE

I.1.Introduction.....	4
I.2.Principe de la conversion photovoltaïque.....	4
I.2.1.Effet photovoltaïque.....	4
I.2.2.Cellules photovoltaïques.....	5
I.2.3. Générateur photovoltaïque	14
I.3. Simulation par MATLAB d'un générateur photovoltaïque.....	19
I.3.1.Choix du panneau.....	21
I.3.2. Influence des Différents Paramètres.....	22
I.4. Conclusion.....	24

Chapitre II

LA COMMANDE MPPT ET LE CONVERTISSEUR DC-DC

II.1. Introduction	26
II.2. Méthode de poursuite du point de puissance maximal.....	26
II.3. Connexion directe entre le GPV et la charge	26
II.4.Fonctionnement optimal d'un GPV	27
II.4. 1.Définition de l'MPPT d'un système solaire photovoltaïque	27
II.4.2. Synthèse des différentes MPPT rencontrées dans la littérature...	27
II.4.3. Choix de l'algorithme MPPT	30
II.4.4.l'Algorithme P&O	31
II.5. Convertisseur Continu-Continu (DC/DC) (Hacheur)	32
II.6 Modélisation du hacheur boost.....	34
II.6.1 Circuit électrique	34
II.7. Contrôle de la partie continue coté générateur photovoltaïque.....	39
II.7.1. Synthèse des régulateurs	39
II.8. Simulation.....	42

II.9. Conclusion.....	45
-----------------------	----

Chapitre III

MPPT A BASE DE RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

II.1. Introduction	47
III.2 Fondement biologique.....	47
III.2.1 Bases biologiques.....	47
III.2.2 Constitution du neurone biologique.....	48
III.3 Principes d'un neurone artificiel	48
III.3.1. Fonctions d'activation	49
III.3.2. Architecture des réseaux de neurones	51
III.3.3. L'apprentissage	52
III.3.4. Le perceptron	55
III.4. Choix de la structure du réseau.....	58
III.4.1. Présentation des deux algorithmes utilisés pour l'entraînement du réseau de neurones proposé.....	60
III.4.2. Apprentissage par l'algorithme de rétro propagation de gradient	61
III.4.3. Apprentissage par l'algorithme de Levenberg Marquardt....	62
III.4.4. Validation "Capacité de généralisation".....	62
III.5. Simulation.....	63
III.5.1. Résultats de simulation de l'application de l'approch MPPT neuronale	63
III.6. Comparaison des résultats des techniques de commande (neuronale, P&O).....	66
III.7 CONCLUSION.....	68

Liste des figures

I.1 : Principe de fonctionnement d'une Cellule PV.....	5
I.2 : Circuit équivalent d'une cellule PV.....	7
I.3 : Caractéristiques statiques I(V), (a) I(V) d'une photodiode, (b) I(V) d'une cellule PV..	8
I.4 : Point de fonctionnement optimal d'une cellule PV.....	11
I.5: Influence des résistances série et shunt sur la caractéristique I(V).....	12
I.6: Influence de la température sur la caractéristique I(V).....	13
I.7: Influence de l'éclairement sur la caractéristique I(V).....	14
I.8: Panneau PV constitué par NSM cellules en série et NPM cellules en parallèle Structure d'un panneau (b) Panneau solaire photovoltaïque.....	15
I.9 : Caractéristiques d'un panneau PV(a) caractéristiques I(V), (b) caractéristique P(V).....	15
I.10: Caractéristiques d'un groupement série de cellules PV.....	16
I.11: Caractéristique d'un groupement parallèle de cellules PV.....	17
I.12 : Champ PV de NS modules en séries et de NP branches en parallèles.....	18
I.13 : Schéma équivalent d'une cellule PV démunie de la résistance shunt.....	19
I.14 : Influence de flux lumineux sur les caractéristiques I(V).....	22
I.15 : Influence de flux lumineux sur les caractéristiques P(V).....	22
I.16 : Influence de la température sur les caractéristiques I(V).....	23
I.17 : Influence de la température sur les caractéristiques P(V).....	23
II.1: Connexion directe entre GPV et charge	26
II.2 : Chaîne élémentaire de conversion photovoltaïque avec convertisseur statique contrôlé par une commande MPPT sur charge quelconque	27
III.3 : Application de l'algorithme P&O sur la caractéristiques $P_{PV}(V_{PV})$	28
III.4 : Méthode IncCond pour poursuite le PPM.....	31
II.5: Relation entre PPV et le rapport cyclique D de convertisseur statique.....	30
II.6 : Organigramme de l'algorithme P&O	33
II.7 : Tension idéale du commutateur, rapport cyclique D et période de commutation T_s	34
II.8 : Circuit idéal du hacheur survolteur	34
II.9: Circuit équivalent pour le commutateur fermé.....	34
II.10: Circuit équivalent pour le commutateur ouvert	35
II.11 : Les ondes de convertisseurs boost	36
II.12 : Boucle de régulation IP de tension	40
II.13: Boucle de régulation IP de tension, après compensation.....	40
II.14: Boucle de régulation IP de courant avec bruit	41
II.15 : Boucle de régulation IP de courant après compensation.....	41
II.16 : Schéma synoptique d'un système photovoltaïque doté d'un contrôleur MPPT P&O sous Simulink	42
II.17 : Résultats de simulation de la puissance générée par le générateur photovoltaïque pour $E=1000W/m^2$ et $T=25^\circ C$	43
II.18: Résultats de simulation de la tension de sortie du système pour $E=1000W/m^2$ et $T=25^\circ C$	43
II.19 : Variations de l'irradiation.....	44
II.20 : Réponse du système PV aux changements de l'irradiation.....	44
III.1 : Neurone biologique.....	47
III.2 : principe d'un neurone artificiel.....	48
III.3 : Fonction Heaviside	49
III.4: Fonction signe.....	49

III.5 : Fonction linéaire.....	50
III.6: Fonction sigmoïde	50
III.7: Réseau non bouclé.....	51
III.8 : Réseau bouclé	51
III.9 : Neurone linéaire à seuil avec une seule cellule de décision	56
III.10: L'architecture du réseau neuronal proposé	58
III.11 : Structure générale du réseau de neurone sous Simulink	59
III.12 : Structure interne de la première couche avec couche cachée du réseau de neurone sous Simulink	60
III.13: Evaluation de l'erreur quadratique en fonction du nombre d'itérations d'apprentissage (en utilisant la méthode de rétro propagation de gradient)	61
III.14 : L'erreur d'apprentissage pendant l'entraînement du réseau de neurone (en utilisant la méthode de Levenberg Marquardt).....	62
III.15: Schéma synoptique d'un système photovoltaïque doté d'un contrôleur neuronal MPPT sous Simulink	63
III.16 : Variation de la puissance du module pour un ensoleillement de 1000W/m ² et une température de 25°C	64
III.17: Variation de la tension du module pour un ensoleillement de 1000W/m ² et une température de 25°C.....	64
III.18: Réponse du système PV aux changements de l'irradiation.....	65
III.19: Variation de la puissance du panneau en régime permanent avec les contrôleurs neuronal et P&O (T=25°C, G=1000w/m ²).....	66
III.20: zoom de la Fig.(III.19).....	66
III.21:Variation de la commande D en régime permanent avec les contrôleurs MPPT neuronal et P&O (T=25°C, G=1000w/m ²).....	67
III.22: zoom de la Fig. (III.21).. ..	67
III.23 : Variation de la tension du module V _{pv} , avec les contrôleurs MPPT neuronal et P&O (T=25°C,G=1000w/m ²).....	67
III.24 : zoom de la Fig. (III.23)	68

Liste des tableaux

I.1. Paramètres du panneau BP-SX150S dans S.T.C.....	21
II.1. Tableau comparatif entre les commandes MPPT.....	31
III-1. L'analogie entre les neurones biologiques et les neurones artificiels.....	49

INTRODUCTION GENERALE

1. INTRODUCTION

L'énergie est la base de toute activité humaine. De nos jours, une grande partie de la demande mondiale en énergie est assurée à partir de ressources fossiles. Ce pendant, les réserves de combustible les fossiles sont limitées. Certains pays développés se sont orientés vers l'énergie nucléaire, alors que cette dernière n'est pas à la portée de tous les états et surtout des pays en voie de développement et présente des risques d'accidents graves. En effet, la croissance de la demande énergétique mondiale, l'épuisement inévitable des ressources fossiles, à plus ou moins long terme, et la détérioration de l'environnement causée par ces types d'énergies, a incité au développement de nouvelles sources d'énergies, renouvelables, assurant ainsi une durabilité et une protection de l'environnement qui est devenue un point très important. [1]

L'utilisation de l'énergie solaire photovoltaïque semble être une nécessité pour l'avenir. En effet, le rayonnement solaire constitue la ressource énergétique la plus abondante sur terre. La quantité d'énergie libérée par le soleil (captée par la planète terre) pendant une heure pourrait suffire à couvrir les besoins énergétiques mondiaux pendant une année. Afin de mieux exploiter cette énergie et d'optimiser sa collecte par les capteurs photovoltaïques, il est nécessaire de connaître la distribution de l'éclairement solaire sur le lieu de l'implantation prévu pour l'installation photovoltaïque, sous différentes orientations et inclinaisons. [1]

Un générateur photovoltaïque 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 l'éclairement solaire et de la température. Ces variations climatiques entraînent la fluctuation du point de puissance maximale. A 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]

Ces commandes sont, connus sous le nom de MPPT (Maximum Power Point Tracking) associées au hacheur, lequel assure le couplage entre le générateur PV et le récepteur en forçant le premier à délivrer sa puissance maximale. Les techniques MPPT sont utilisées dans les systèmes photovoltaïques pour maximiser la puissance délivrée par le panneau photovoltaïques en poursuivant continuellement le point de puissance maximale, ce qui n'est pas évident à atteindre ; En effet, ce problème de poursuite fait jusqu'à nos jours l'objet de plusieurs

recherches. Aussi, plusieurs méthodes ont été labourées et utilisées. Dans ce travail, nous développons une méthode intelligente et innovante, combinant la technique intelligente (neuronal) ayant pour objet la poursuite du point de puissance maximale ainsi que l'amélioration des réponses obtenues avec les algorithmes classiques déjà développés, quelque soit la variation des conditions climatiques (ensoleillement, température,.....etc.) même dans les cas 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]

2. Organisation du mémoire

Ce mémoire composé de trois chapitres est organisé comme suit :

- Dans le premier chapitre, nous détaillons le principe de la conversion photovoltaïque comme l'effet photovoltaïque, les cellules photovoltaïques et les générateurs photovoltaïque. Par la suite, nous décrivons en détail le modèle mathématique du GPV. Après, nous présentons des simulations qui montrent les effets du rayonnement et de la température sur les réponses du GPV.
- Dans le deuxième chapitre, nous étudions les différentes techniques de poursuite de la puissance maximale PPM traditionnelles avec une présentation d'une série de simulations.
- Dans le troisième chapitre, Nous avons commencé notre étude par la présentation de quelques généralités sur les réseaux de neurones : la modélisation de la loi de commande MPPT neuronale où une étude comparative entre la technique neuronale et la technique P&O est aussi présentée.
- A la fin de ce mémoire, nous donnons une conclusion générale

CHAPITRE I
GENERALITES SUR LES
GÉNÉRATEURS
PHOTOVOLTAIQUES

I.1.Introduction

La transformation du rayonnement solaire en électricité par le processus photovoltaïque est l'un des moyens d'exploitation du gisement solaire. La production de l'électricité par des moyens propres est devenue une nécessité primordiale dans un monde où l'environnement est menacé par la pollution et l'effet de serre [3]. Le photovoltaïque (PV) est une énergie propre et non épuisable. Il représente une composante essentielle des énergies renouvelables qui peut aider le monde à répondre à ses besoins énergétiques toujours croissants, tout en limitant l'augmentation des émissions de gaz à effet de serre et en diminuant la pollution de l'environnement.

Autrement dit, le photovoltaïque est une énergie intermittente. C'est une solution attrayante comme remplacement ou complément des sources conventionnelles d'approvisionnement en électricité en raison de ses nombreux avantages [3]:

- Elle est un moyen fiable qui exige peu d'entretien ;
- Elle fournit de l'électricité avec l'énergie gratuite et renouvelable du soleil ;
- Elle ne nécessite aucun combustible ;
- Elle est silencieuse et non polluante respectueuse de l'environnement ;
- Durée de vie d'environ 25 ans.

I.2.Principe de la conversion photovoltaïque

Dans la partie suivante de ce chapitre, nous étudions et analysons les propriétés électriques (courant, tension et puissance) des cellules PV. Dans un premier temps, nous présentons brièvement la structure et le fonctionnement d'une cellule et module PV, aussi, nous étudions le comportement électrique de ces cellules qui sont les structures de base des générateurs PV. [4].

I.2.1. Effet photovoltaïque

Il s'agit de transformer l'énergie contenue dans la lumière du soleil en énergie électrique par le biais d'un capteur constitué de matériaux sensibles à l'énergie contenue dans les photons. Ce capteur se présente à l'échelle élémentaire sous forme d'une cellule nommée cellule PV. L'effet photovoltaïque fut observé la première fois par le physicien français Edmond Becquerel [3]. Toutefois, ce n'est qu'au cours des années 1950 que les chercheurs de la compagnie Bell, aux États-Unis, parvinrent à fabriquer la première photopile, l'élément primaire ou de base d'un système photovoltaïque [4].

I.2.2. Cellules photovoltaïques

Une cellule PV qu'on appelle aussi la photopile est un composant électronique réalisé à l'aide de composants semi-conducteurs qui possèdent la particularité de produire l'électricité quand ils sont éclairés. Elle est généralement conçue du silicium sous ses différentes formes. [5].

I.2.2.1. Structure et mode de fonctionnement d'une cellule

La structure de base d'une cellule PV est réalisée à partir de deux couches de silicium, une dopée *P* (dopée au bore) et l'autre dopée *N* (dopée au phosphore) créant ainsi une jonction PN avec une barrière de potentiel. La zone N est couverte par une grille métallique qui sert de cathode, tandis qu'une plaque métallique (contact arrière) recouvre l'autre face de la zone P du cristal et joue le rôle d'anode [3]. Lorsque les photons sont absorbés par le semi-conducteur, ils transmettent leur énergie aux atomes de la jonction PN. Ainsi, les atomes se trouvent bombardés par les photons constituant la lumière (Fig. (I.1)), et sous l'action de ce bombardement, les électrons des couches de valence ont tendance à être arrachés/décrochés de leur orbites. Ceci crée alors une différence de potentiel entre les deux couches. Cette différence de potentiel est mesurable entre les connexions des bornes positive et négative de la cellule, à travers une charge.

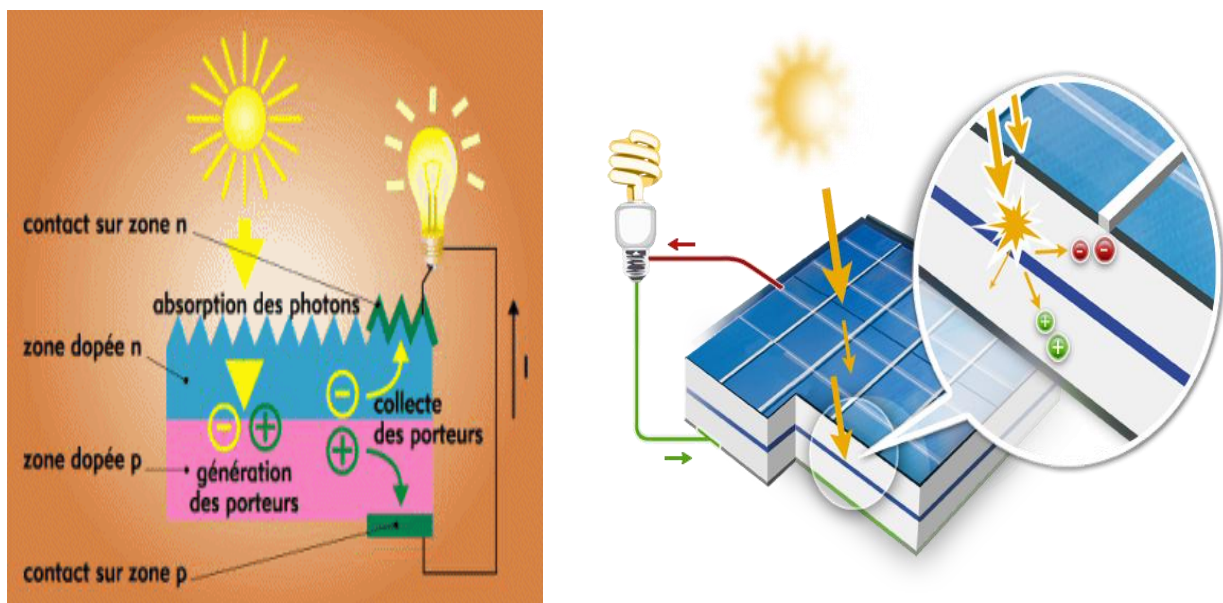


Fig. I.1 : Principe de fonctionnement d'une Cellule PV [1]

Alors, une cellule photovoltaïque est par définition un générateur électrique élémentaire. Qui convertie directement la lumière en électricité.

I.2.2.2. Différents types de cellules

Différentes technologies des cellules solaires sont actuellement appliquées en cours de développement, plus de 90% de la production des cellules solaires annuelle est faite à partir du

silicium cristallin [5]. Selon leur matériau de base, les cellules peuvent être divisées en trois groupes :

- Cellules au silicium monocristallin
- Cellules au silicium poly cristallines
- Cellules au silicium amorphe

Cellules monocristallines

Ce sont celles qui ont le meilleur rendement (15-22%) mais aussi celles qui ont le coût le plus élevé du fait d'une fabrication compliquée. [4]

Cellules poly cristallines

Leur conception étant plus facile, leur coût de fabrication est moins important, cependant leur rendement est plus faible (13-20%) [5].

Cellules amorphes

Elles ont un faible rendement (5%) [5] mais ne nécessitent que de très faibles épaisseurs de silicium et ont un coût peu élevé. Elles sont utilisées couramment dans les produits de petites consommations telles que les calculatrices solaires.

On remarque que quel que soit le matériau utilisé, le rendement de la conversion PV peut aller jusqu'au 40% [5]. Ces faibles rendements liés à la technologie des matériaux, constituent le premier problème majeur de l'exploitation de l'énergie solaire [3]. Grâce à la technologie des nouveaux matériaux de tellure de cadmium (CdTe), arséniure de galium (GaAs) ainsi que le di-séléniure de cuivre et d'indium (CIS), des photopiles ayant des rendements 30% au laboratoire ont pu voir le jour [3].

I.2.2.3. Modèle électrique d'une cellule PV

A. Circuit équivalent d'une cellule

La modélisation du comportement d'une cellule PV fait appel aux propriétés du rayonnement solaire et celles des semi-conducteurs. Dans la littérature, il existe plusieurs modèles mathématiques d'une cellule photovoltaïque dont le but est l'obtention de la caractéristique courant-tension (I-V) pour l'analyse et l'évaluation des performances des modules photovoltaïques. Ces modèles diffèrent entre eux par la structure choisie du panneau PV et le nombre de paramètres intervenants dans le calcul de la paire courant-tension. Le modèle à une diode est le plus classique et 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. Pour tenir compte des phénomènes physiques au

niveau de la cellule, le modèle est complété par deux résistances série et shunt R_s et R_{sh} respectivement. La résistance série est due à la contribution des résistances de base, du front de la jonction et des contacts faces avant et arrière. La résistance shunt caractérise les courants de fuite de la jonction au long de la périphérie de la cellule : elle est réduite à la suite de la pénétration des impuretés métalliques dans la jonction (surtout si elle est profonde), lors du dépôt de la grille métallique ou des prises de contacts sur la face diffusée de la cellule [4]. La Fig.(I.2)représente le schéma équivalent électrique d'une cellule. Cette figure montre que le courant généré par une cellule est égal à la somme de trois courants.

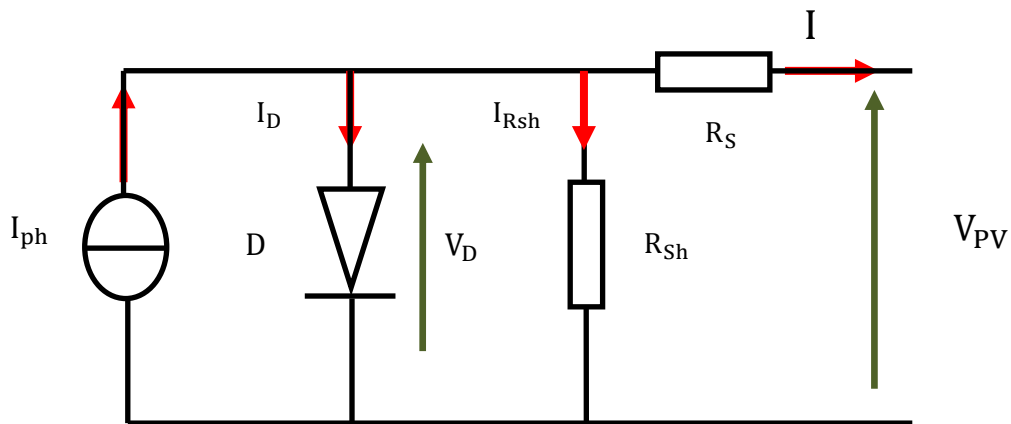


Fig. I.2 : Circuit équivalent d'une cellule PV [4].

B. Caractéristique électrique (courant-tension) d'une cellule

Comme le montre dans la Fig. (I.3), la caractéristique statique d'une cellule est celle d'une photodiode mais en convention générateur [5,7]. La courbe de la cellule solaire $I(V)$ passe par trois points importants:

- Le courant de court-circuit I_{cc} ;
- La tension de circuit ouvert V_{co} ;
- Le point M qui caractérise le point de puissance maximale.

La caractéristique $I(V)$ d'une cellule PV se divise en trois parties [8]:

- Zone (a), où la cellule se comporte comme un générateur de courant I_{cc} proportionnel à l'éclairement G ;
- Zone (b), où la cellule se comporte comme un générateur de tension V_{co} ;
- Zone (c), où l'impédance interne du générateur varie rapidement.

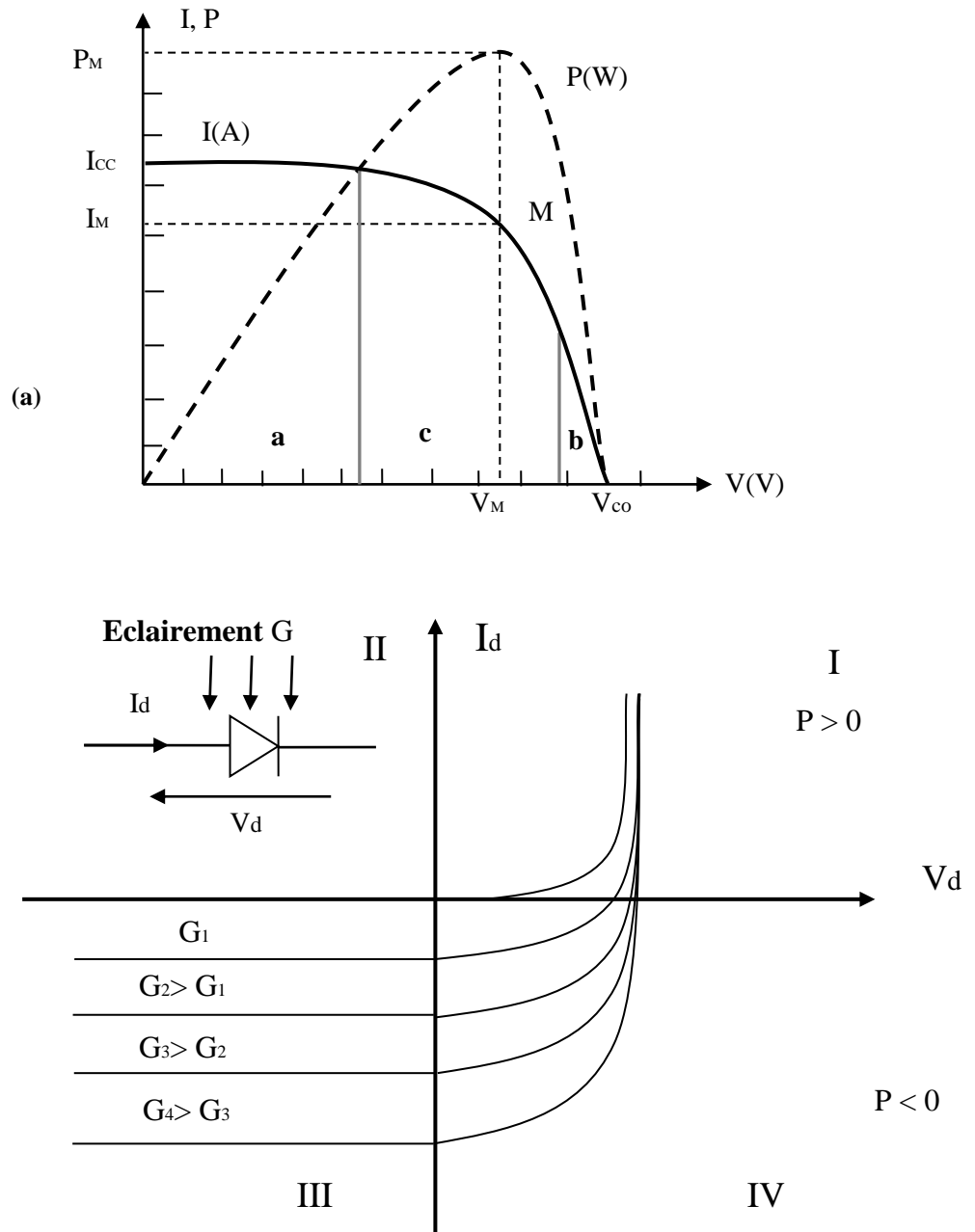


Fig. I.3 : Caractéristiques statiques I(V), (a) I(V) d’une photodiode, (b) I(V) d’une cellule PV [6].

C. Détermination des différents paramètres

Une cellule est caractérisée par différents paramètres qui nous aident à tracer les caractéristique I(V) et P(V) d’une cellule PV. Ces paramètres peuvent être interne sou externes.

Paramètres internes

Ce sont des paramètres tirés à partir des équations qui nous permettent d’obtenir la caractéristique I(V) d’une cellule photovoltaïque. Lorsqu’on relie les côtés du circuit à une charge R, un courant I qui parcourt le circuit produit l’apparition d’une différence de potentiel. La loi de Kirchhoff nous permet d’écrire la relation suivante :

$$I = I_{ph} - I_D - I_{Rsh} \quad (I.1)$$

Où :

- I est le courant fourni par la cellule ;
- I_{ph} est le photo-courant, proportionnel à l'éclairement G , il correspond également au courant de court-circuit I_{cc} défini comme suit :

$$I_{ph} = I_{cc} \left(\frac{G}{1000} \right) \quad (I.2)$$

- I_D représente le courant de polarisation d'une diode, il est donné par :

$$I_D = I_s \left(e^{\frac{(V+R_S I)}{V_T}} - 1 \right) \quad (I.3)$$

Avec :

I_s : est le courant dépendant de la température T et des paramètres électriques technologiques de la jonction.

V_T : est le potentiel thermodynamique définit par :

$$V_T = \frac{A K T}{q} \quad (I.4)$$

T : est la température effective de la cellule en Kelvin

- I_{Rsh} est le courant parcourant la résistance R_{sh} . Il est donné par :

$$I_{Rsh} = \frac{V+R_S I}{R_{sh}} \quad (I.5)$$

A partir de la relation (I.1), on obtient l'expression de la caractéristique $I(V)$ du modèle choisi :

$$I = I_{cc} \left(\frac{G}{1000} \right) - I_s \left(e^{\frac{(V+R_S I)}{V_T}} - 1 \right) - \frac{V+R_S I}{R_{sh}} \quad (I.6)$$

Paramètres externes

Ces paramètres peuvent être déterminés à partir des courbes $I(V)$, ou de l'équation caractéristique (I.6). Les plus usuels sont les suivants :

1. Courant de court-circuit I_{cc}

Il s'agit du courant obtenu en court-circuitant les bornes de la cellule (en prenant $V=0$ dans le schéma équivalent). Il 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]. Ce courant se confond avec le photo-courant I_{ph} . En annulant la tension V dans l'équation (I.6), on obtient [8,9].

$$I_{cc} = I_{ph} - I_s \left(e^{\frac{R_S I_{cc}}{V_T}} - 1 \right) - \frac{R_S I_{cc}}{R_{sh}} \quad (I.7)$$

Pour les photopiles dont la résistance série est faible, on peut négliger le terme $I_s \left(e^{\frac{R_s I_{cc}}{V_T}} - 1 \right)$

Devant I_{ph} . L'expression approchée du courant de court-circuit devient alors :

$$I_{cc} = \frac{I_{ph}}{1 + \frac{R_s}{R_{sh}}} \quad (I.8)$$

2. Tension du circuit ouvert V_{co}

C'est la tension de circuit ouvert dans lequel le courant débité par la cellule est nul (c'est la tension maximale d'une photopile). Elle dépend de la barrière de potentiel et de la résistance shunt. Elle décroît avec la température et varie légèrement avec l'intensité lumineuse. Elles' exprime analytiquement selon la formule suivante [4] :

$$V_{co} = V_T \times \ln \frac{I_{ph}}{I_s} + 1 \quad (I.9)$$

Si la résistance série est nulle et la résistance shunt est infinie, l'expression (I.9) devient :

$$V_{co} = V_T \times \ln \frac{I_{ph}}{I_s} \quad (I.10)$$

Il est annoté que pour une photopile en silicium, la tension de V_{co} est de l'ordre de 0.55 à 0.6.

3. Puissance optimale et le facteur de forme [8,9].

La puissance utile maximale $P_M = V_M I_M$ s'obtient en optimisant le produit courant tension.

$$\frac{I_M}{V_M} = - \left(\frac{dI}{dV} \right)_M \quad (I.11)$$

Quant au facteur de forme FF (dit aussi facteur de courbe ou facteur de remplissage, ou (*fill factor*)), il est défini par:

$$FF = \frac{V_M \cdot I_M}{V_{co} \cdot I_{cc}} \quad (I.12)$$

Ce facteur montre la déviation de la courbe I(V) par rapport à un rectangle (de longueur V_{co} et largeur I_{cc}) qui correspond à la photopile idéale. Les valeurs de I_M et V_M s'obtiennent à partir des équations (I.7) et (I.11). Pour cela, on distingue deux cas :

- Si R_{sh} est infinie, la dérivation mène à la r
- solution d'une équation non linéaire en I_M par une méthode numérique, et permet donc le calcul de V_M ;
- Si R_{sh} est considérée finie, la dérivation mène à la résolution d'une équation non linéaire en V_M par une méthode numérique.

4. Rendement

La puissance $P = IV$ est nulle en court-circuit et en circuit ouvert. Elle passe par un maximum quand on parcourt la caractéristique $I(V)$. Ce maximum P_M peut être déterminé en portant sur le même graphique la caractéristique $I(V)$ et les hyperboles de puissance constante. Le point de fonctionnement optimal correspond au point de tangence des deux courbes comme le montre dans la Fig.(I.4).

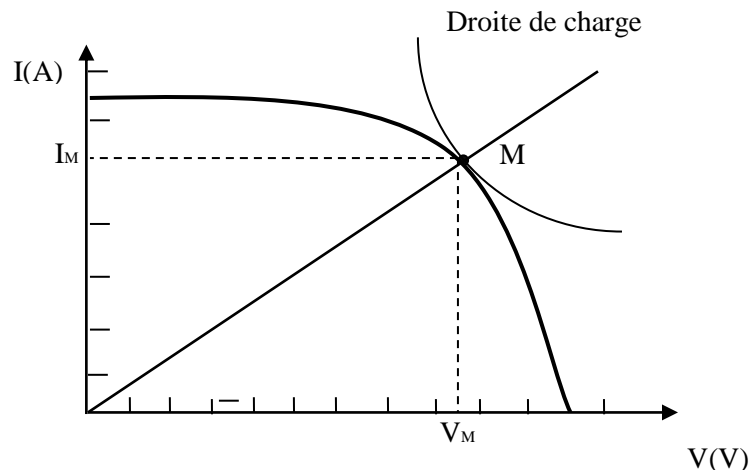


Fig. I.4 : Point de fonctionnement optimal d'une cellule PV[8]

Le rendement de la photopile est donné par:

$$\eta = \frac{P_M}{P_0} \quad (\text{I.13})$$

P_0 est la puissance incidente. Elle est égale au produit de l'éclairement et de la surface totale des photopiles. Pour le silicium, le rendement est inférieur à 14 %. La droite passant par l'origine et par le point de puissance maximale a une pente qui correspond à la charge optimale de la photopile comme le montre dans la Fig.(I.4)[3, 8, 9].

D. Paramètres influents sur la caractéristique courant-tension $I(V)$

Quatre paramètres influent sur le comportement électrique d'une cellule ou d'un générateur photovoltaïque :

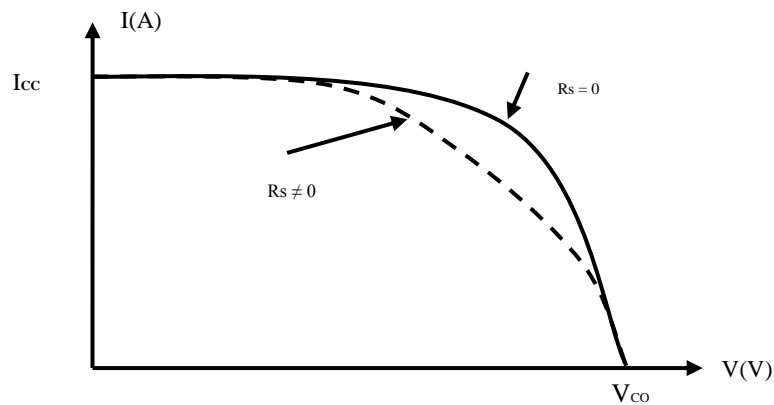
- Résistance série R_s ,
- Résistance shunt R_{sh} ,
- Eclairement G ,
- Température T .

Influence des résistances série et shunt

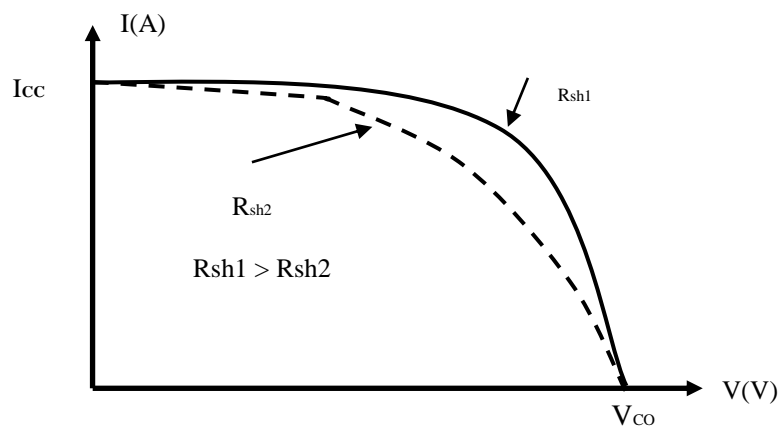
Les performances d'une cellule photovoltaïque sont d'autant plus dégradées que la résistance série est grande ou que la résistance shunt est faible [8, 9]. La Fig(I.5-a) montre l'influence de la résistance série sur la caractéristique $I(V)$ de la cellule. La courbe en pointillés correspond à une valeur non nulle de R_s . Cette influence est traduite par une diminution de la

penne de la courbe dans la zone où la cellule fonctionne comme une source de tension. La chute de tension correspondante est liée à la résistance interne de la cellule.

Dans le cas d'une résistance shunt, qui est liée directement au processus de fabrication, et son influence ne se fait sentir que pour de très faibles valeurs du courant. La Fig (I.5-b) montre que cette influence se traduit par une augmentation de la pente de la courbe de puissance de la cellule dans la zone correspondante à un fonctionnement comme source de courant. Ceci provient du fait qu'il faut soustraire du photo-courant, outre le courant direct de diode, un courant supplémentaire variant linéairement avec la tension développée .La résistance shunt est en général très élevée, si elle diminue, on remarque une légère pente au voisinage du point du courant de court-circuit sur la caractéristique I(V) Fig.(I.4)).Une résistance shunt trop faible aura un impact sur la tension de circuit-ouvert de la cellule : une cellule photovoltaïque dont la résistance shunt est trop faible ne donnera plus de tension sous un faible éclairnement.



(a)



(b)

Fig. I.5 : Influence des résistances, (a) série, (b) shunt sur la caractéristique I(V) [10]

Influence de la température

La température est un paramètre très important dans le comportement des photopiles. En effet, si la température augmente, le photo-courant augmente environ de $3.10^{-2} \text{mA}^\circ\text{K}^{-1}$ par cm^2 de cellule. Par contre, le courant I augmente très rapidement avec T . Il s'engendre une diminution de la tension du circuit ouvert V_{co} . Cette diminution est de l'ordre de $2 \text{mV}^\circ\text{K}^{-1}$ comme le montre la Fig.(I.6). L'augmentation de la température se traduit aussi par une diminution de la puissance maximale disponible, de l'ordre de $5.10^{-5} \text{W}^\circ\text{K}^{-1}$ par cm^2 de cellule, soit une variation de 0,35% par degré. On peut introduire le paramètre T dans l'équation (I.6) comme le montre par l'équation suivante [6,9]

$$I = I_{cc} \left(\frac{G}{1000} \right) + a(T - T_{ref}) - I_s \left(e^{\left(\frac{q(V+R_s I)}{nkT} \right)} - 1 \right) - \frac{V+R_s I}{R_{sh}} \quad (\text{I.14})$$

a : Coefficient caractérisant la variation de puissance en fonction de la température.

T_{ref} : Température du module dans les conditions standards ($T = 298,15 \text{ K}, G = 1000 \text{ W/m}^2$).

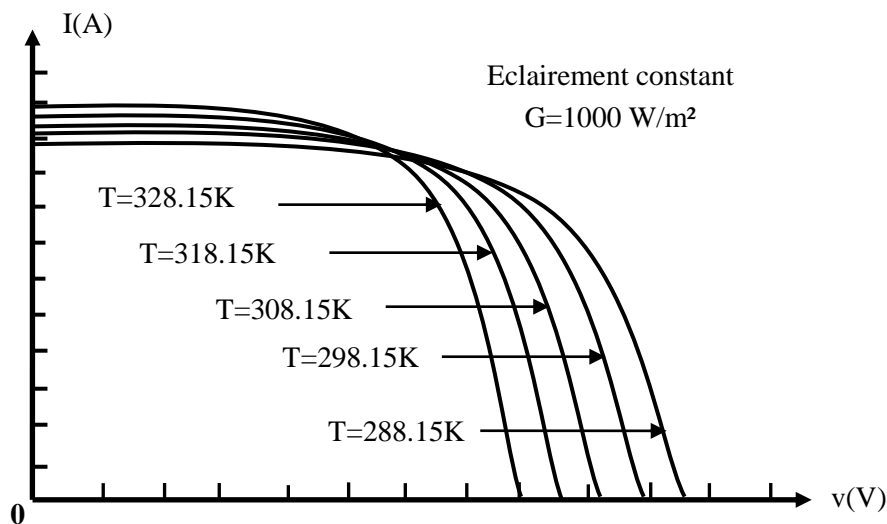


Fig. I.6 : Influence de la température sur la caractéristique I(V) [9]

Influence de l'éclairement

Le photo-courant I_{ph} est pratiquement proportionnel à l'éclairement ou aux flux lumineux G . Le courant $I_d(V_d)$, étant par définition le courant direct de la jonction sous obscurité, est normalement non modifié. Ceci n'est valable que pour des cellules n'utilisant pas la concentration du rayonnement solaire ou travaillant sous une faible concentration. En effet, la densité des porteurs de charge et le courant de saturation sont modifiés par la variation de la température et de la concentration de l'éclairement. Le photo-courant créé dans une cellule photovoltaïque est aussi proportionnel à la surface S de la jonction soumise au rayonnement solaire. Par contre la tension de circuit ouvert n'est dépend pas et n'est fonction que de la qualité

du matériau et du type de jonction considérée. La Fig. (I.7), représente les caractéristiques $I(V)$ d'une cellule photovoltaïque (jonction PN sur du silicium monocristallin de 57 mm de diamètre) à 25°C et sous diverses valeurs de l'éclairement G . A chacune de ces valeurs du flux lumineux correspond une puissance électrique maximale que pourrait fournir la cellule solaire. Notons aussi la légère diminution de la tension du circuit ouvert V_{co} suite à une chute du flux lumineux [6,9].

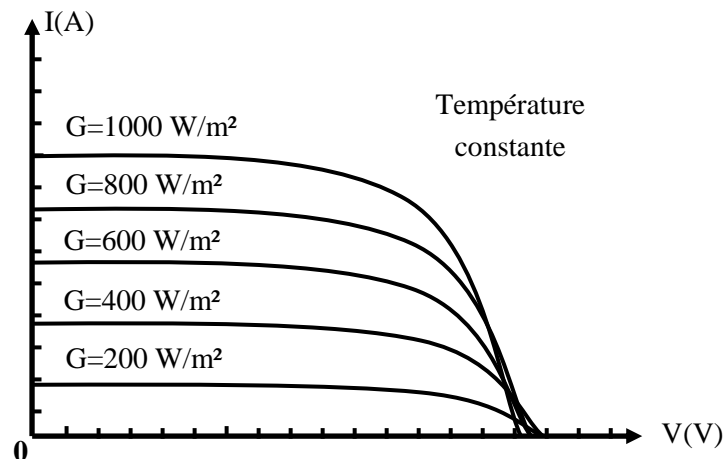


Fig. I.7 : Influence de l'éclairement sur la caractéristique $I(V)$ [9]

I.2.3. Générateur photovoltaïque

Une cellule élémentaire de quelque dizaine de centimètres carrés délivre au maximum quelques watts sous une tension très faible (de l'ordre de 0.6V à 0.8V) puisqu'il s'agit d'une tension de jonction PN. Afin d'augmenter la tension d'utilisation et donc la puissance disponible au niveau de l'ensemble des cellules. Les cellules sont connectées en série/parallèle ce qui donnent lieu ce qu'on nomme un générateur photovoltaïque GPV [11].

I.2.3.1. Module PV

A. Structure d'un panneau PV

L'association de plusieurs cellules PV en série et / ou en parallèle donne lieu à un générateur photovoltaïque GPV ou ce qu'on appelle aussi un module ou panneau PV. Lorsque les cellules se connectent en série, les tensions de chaque cellule s'additionnent augmentant la tension totale du générateur photovoltaïque. D'une autre part, si les cellules se connectent en parallèle, c'est l'ampérage qui augmentera [9]. La Fig. (I.8) montre une connexion série/parallèle des cellules PV.

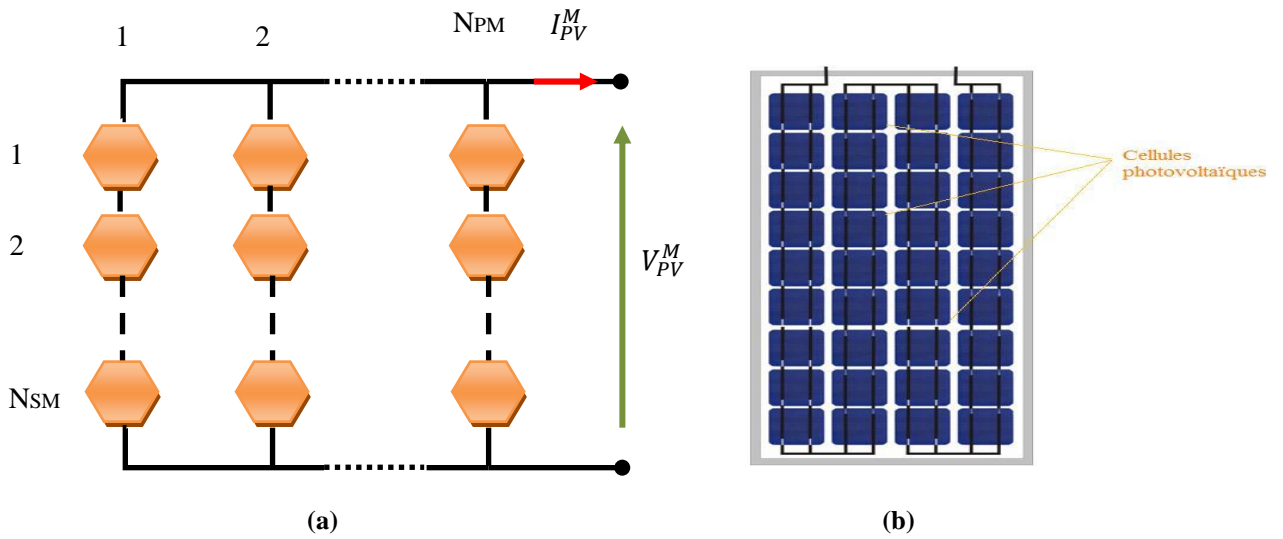


Fig. I.8 : Panneau PV constitué par N_{SM} cellules en série et N_{PM} cellules en parallèle (a) Structure d'un panneau (b)Panneau solaire photovoltaïque [9].

La courbe du fonctionnement $I(V)$ d'un module, est une courbe se déduisant de la courbe de fonctionnement d'une cellule élémentaire par changement d'échelle sur l'axe des abscisses. Les performances d'un générateur PV sont déterminées à partir de ces courbes caractéristiques .La Fig. (I.9) présente la caractéristique électrique $I(V)$ et $P(V)$ d'un panneau PV.

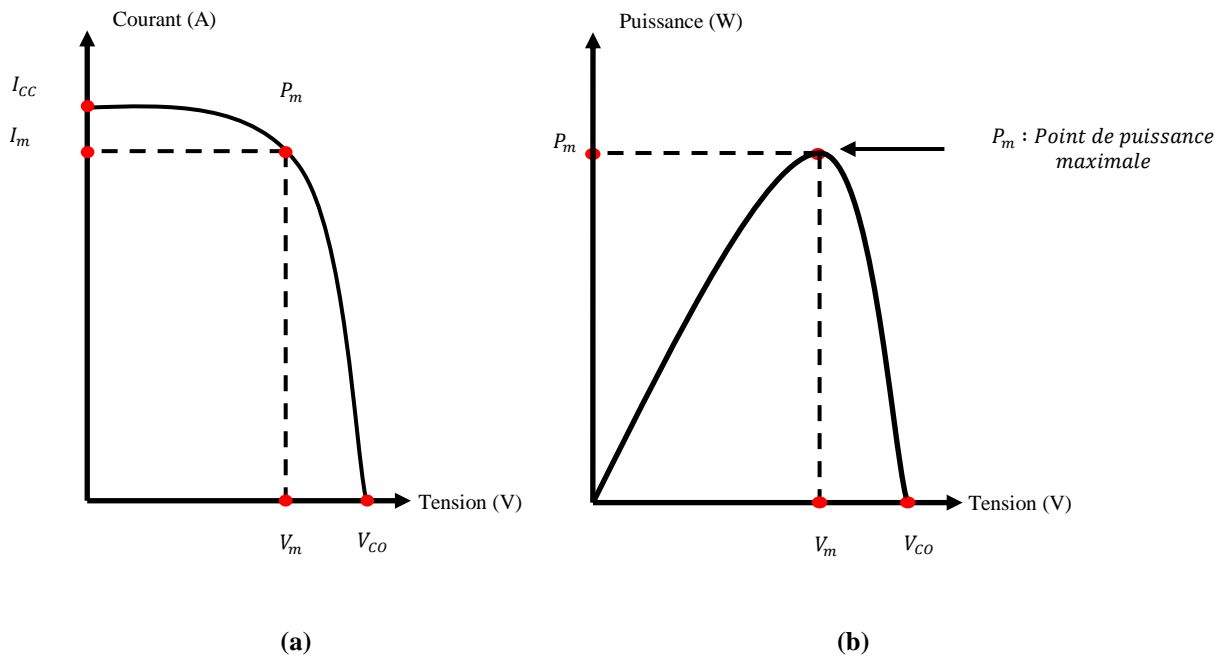


Fig.I.9 : Caractéristiques d'un panneau PV, (a) caractéristiques $I(V)$, (b) caractéristique $P(V)$ [9]

Il faut noter que pour appliquer les caractéristiques $I(V)$ et $P(V)$ d'un panneau qui sera en tout point homothétique de la courbe $I(V)$ ou $P(V)$ d'une cellule PV, Il faut que toutes les cellules soient identiques [6]. Ainsi la caractéristique $I(V)$ d'un générateur photovoltaïque GPV présente un point de puissance maximale (P_m).

Remarque

La puissance des modules photovoltaïques s'exprime en Watts-crête. Cette dernière représente la puissance que peut fournir un module lorsqu'il est fermé sur sa charge nominale (optimale), sous un éclairement de 1000 W/m^2 et à une température de 25°C . Pour une photopile en silicium de diamètre de 10 cm, la puissance crête est $P_c \cong 1\text{W}$ [11].

B. Association des cellules photovoltaïques

Association en série

Dans un groupement en série, les cellules sont traversées par le même courant et la caractéristique résultante du groupement en série est obtenue par addition des tensions à courant donné [4]. La Fig.(I.10) montre la caractéristique résultante obtenue en associant en série n_s cellules identiques.

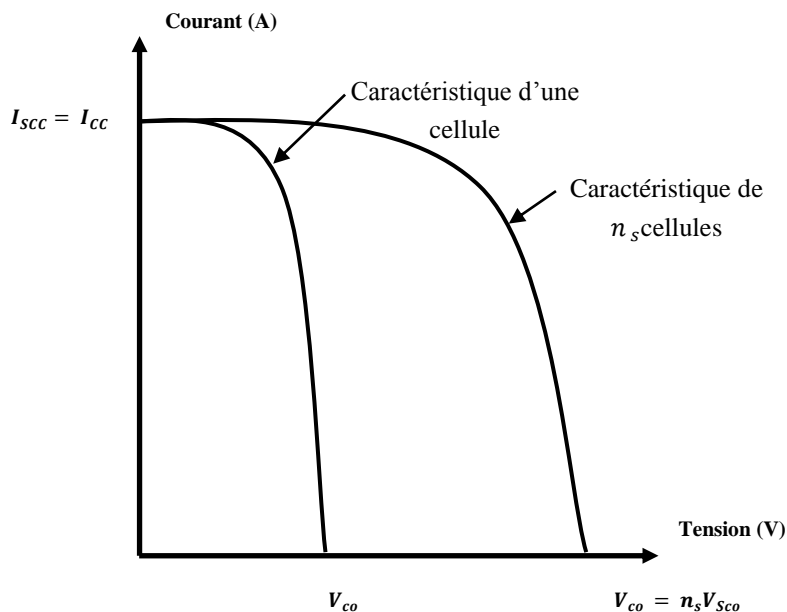


Fig. I.10 : Caractéristiques d'un groupement série de cellules PV [4]

Cette figure montre que pour n_s cellules en série, la tension V_{co} du groupement augmente d'un taux de [4,9] :

$$V_{sco} = n_s V_{co} \quad (\text{I.15})$$

Association en parallèle

En additionnant des cellules identiques en parallèle, la tension de la branche est égale à la tension de chaque module et l'intensité augmente proportionnellement au nombre de cellules en parallèle dans la branche. La caractéristique résultante est illustrée dans la Fig. (I.11) [8].

Cette figure montre que pour n_p cellules en parallèle, le courant I_{CC} du groupement augmente d'un taux de [9]:

$$I_{pcc} = n_p I_{cc} \quad (I.16)$$

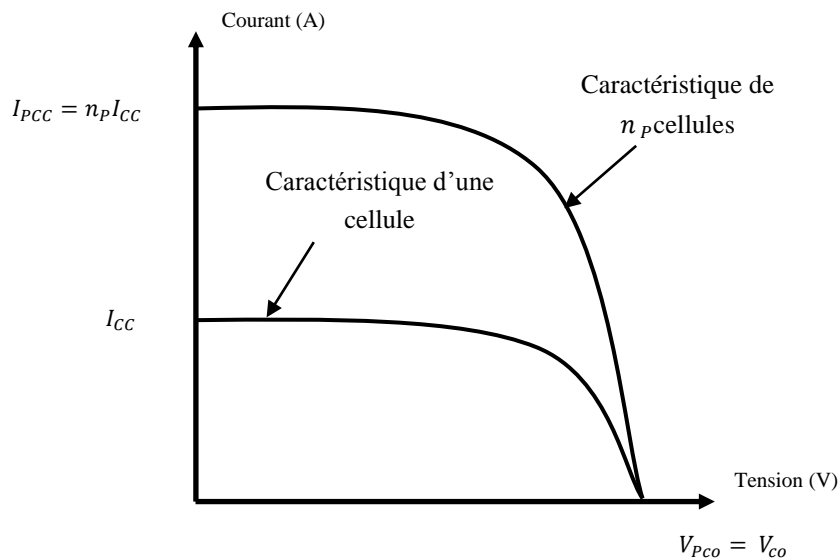


Fig.I.11 : Caractéristique d'un groupement parallèle de cellules PV [4]

C. Avantage d'un module

Les modules PV assurent les fonctions suivantes [12] :

- Protection des cellules contre les conditions atmosphériques ;
- Protection mécanique et support ;
- Une connexion électrique entre les cellules et avec l'extérieure.

D. Position des panneaux solaires

Parmi les méthodes qui permettent l'augmentation du rendement global d'un système PV en augmentant l'énergie solaire reçue, est l'amélioration du rendement de captation par le bon choix d'orientation de la surface des modules du champ photovoltaïque. Les panneaux solaires doivent être placés perpendiculairement au soleil vers le sud lorsqu'on est dans l'hémisphère nord et vers le nord lorsqu'on est dans l'hémisphère sud. Les capteurs solaires doivent être installés au sol ou sur la toiture orientés vers le sud, à l'écart des zones ombragées. Ils doivent d'être inclinés avec un angle optimal afin d'obtenir un résultat optimal (énergie maximale) [12].

I.2.3.2.Champs PV

Actuellement, la valeur de la puissance d'un module va de quelques watts crêtes à quelques dizaines de watts crêtes .Afin d'augmenter la tension et l'intensité de l'utilisation pour obtenir des puissances supérieures, il est nécessaire d'associer en série et ou en parallèle des modules, par le biais des liaisons situées dans la boîte de connexion équipée de moyens de sécurité nécessaires, formant ainsi un champ PV. Comme illustré dans la Fig.(I.12), un champs PV est par définition constitué de modules de même technologie et de caractéristiques identiques, associés électriquement entre eux soit en série ou en parallèle [1]. Alors le courant et la tension d'un champ PV constitué de N_S modules en série, et N_P modules en parallèle est :

$$V_{PV} = N_S V_m \tag{I.17}$$

$$I_{PV} = N_P I_m \tag{I.18}$$

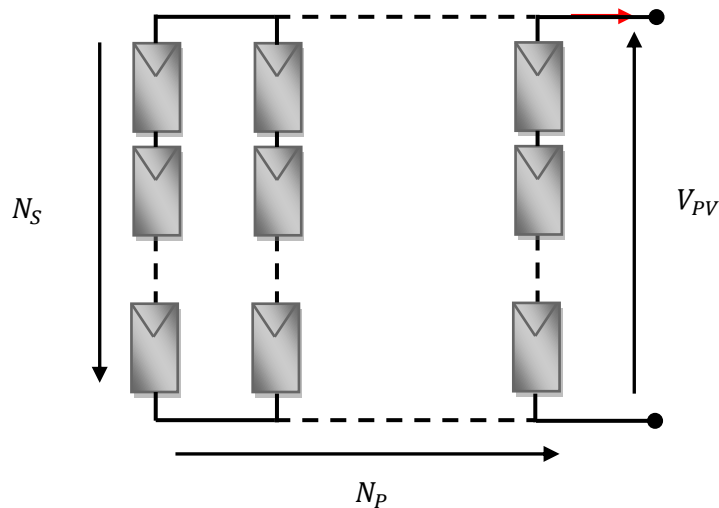


Fig.I.12 : Champ PV de N_S modules en série set de N_P branches en parallèles [7, 13].

I.2.3.3. Rendement d'un générateur photovoltaïque GPV

Comme pour une cellule, le rendement d'un générateur photovoltaïque GPV est le rapport entre la puissance maximale disponible et la puissance d'entrée des champs PV donné par :

$$\eta_G = \frac{P_M}{P_e} \tag{I.19}$$

Où :

$$P_M = I_M V_{M\text{et}} \quad P_e = GN_S N_P S$$

S : surface totale du générateur photovoltaïque GPV

N_S et N_P : nombre des modules en série et en parallèle.

I.3. Simulation d'un générateur photovoltaïque

Le générateur PV est essentiellement composé d'un ou plusieurs modules PV. Ces derniers sont formés d'un assemblage série ou parallèle de cellule PV qui réalise la conversion d'énergie solaire photovoltaïque en électricité. Pour la modélisation d'un panneau solaire, nous avons utilisé le logiciel MATLAB comme outil de test et de simulation. Nous avons implanté un programme sous forme d'un fichier script qui comprend les équations [I.17] – [I.31], du schéma équivalent, nécessaires pour tracer les courbes I(V) et P(V) d'un panneau solaire. Selon [12], la résistance shunt peut être négligée puisqu'habituellement, elle est très grande si comparée à la résistance série, en particulier pour les cellules monocristallines de silicium, alors le schéma de la Fig. (I.2) devient :

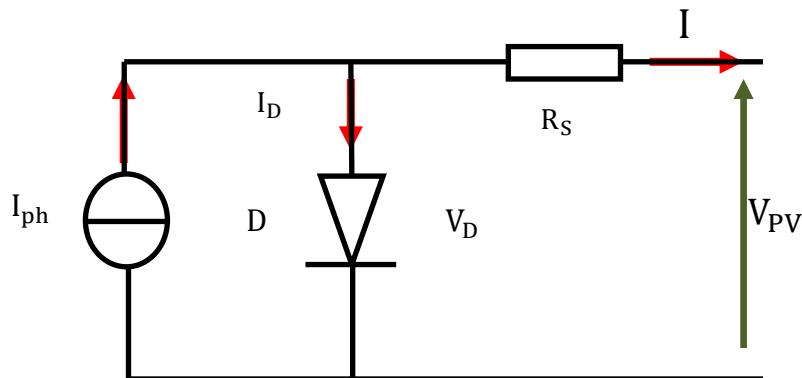


Fig. I.13 : Schéma équivalent d'une cellule PV démunie de la résistance shunt [14].

Ainsi, l'équation (I.14) peut s'écrire sous la forme :

$$I = I_{cc} \left(\frac{G}{1000} \right) - I_s \left(e^{\frac{(V+R_s I)}{V_T}} - 1 \right) \quad (I.20)$$

L'équation reliant le courant délivré par un module PV constitué par la mise en série de N_s cellules et la tension à ses bornes est donnée par:

$$I = I_{cc} \left(\frac{G}{1000} \right) - I_s \left(e^{\frac{(V+R_s I)}{V_T}} - 1 \right) \quad (I.21)$$

$$\text{Tel que : } V_T = \frac{N_s n k T}{q}$$

En tenant compte de l'influence de l'éclairement et de la température, les étapes à suivre pour tracer la courbe I(V) d'un panneau PV, sont :

➤ **Calcul du courant d'éclairement I_{ph} :**

Pour une température donnée T on a :

$$I_{ph} = I_{ph}(T_r)[1 + a \Delta T] \quad (I.22)$$

avec: $\Delta T = T - T_r$

T_r : Température de référence, 298°K (25°C).

a : coefficient de variation du courant en fonction de la température donné par le constructeur.

$$I_{ph}(T_r) = I_{cc}(T_r) \frac{G}{G_0} \quad (I.23)$$

G_0 : Éclairement de référence (1000 W/m²).

Alors :

$$I_{cc} = I_{cc}(T_r)[1 + a \Delta T] \quad (I.24)$$

➤ **Calcul du courant de saturation [15] :**

$$I_{cc} = I_{cc}(T_r)[1 + a \Delta T] \quad (I.25)$$

➤ **Calcul du courant de saturation [15] :**

$$I_s = I_s(T_r) \left(\frac{T}{T_r}\right)^{3/A} e^{-bc} \quad (I.26)$$

Avec : b et c sont des constantes définies comme suit :

$$b = \frac{E_g q}{AK} \quad (I.27)$$

$$c = \frac{1}{T} - \frac{1}{T_r} \quad (I.28)$$

➤ **Calcul de la résistance série R_s :**

Différentes méthodes sont proposées pour le calcul de la résistance série [4,9], on trouve :

$$R_s = -\frac{dV}{dI_{V_{co}}} - \frac{1}{X_V} \quad (I.29)$$

Où :

$$X_V = \frac{I_s(T_r)}{V_T(T_r)} e^{\frac{V_{cc}(T_r)}{V_T(T_r)}} \quad (I.30)$$

➤ **Calcul de V_c :**

$$V_c = \frac{V_a}{N_s} \quad (I.31)$$

Finalement, pour résoudre l'équation (I.27) de caractéristique non linéaire, on utilise la méthode numérique de Newton Raphson suivante :

$$X_{n+1} = X_n - \frac{f(X_n)}{f'(X_n)} \quad (I.32)$$

Tel que X_n présente une itération, X_{n+1} présente l'itération suivante et $f'(X_n)$ est la dérivée de la fonction $f(X_n) = 0$.

$$f(I) = I - I_{ph} - I_s \left(e^{\frac{(V+R_S I)}{V_T}} - 1 \right) = 0 \quad (I.33)$$

Alors le courant I se calcule par :

$$I_{n+1} = I_n - \frac{I_{ph} - I_s \left(e^{\frac{(V+R_S I)}{V_T}} - 1 \right) - I_n}{-1 - I_0 \times \left(e^{\frac{(V+R_S I)}{V_T}} - 1 \right) \times \frac{R_S}{V_T(T)}} \quad (I.34)$$

I.3.1. Choix du panneau

Nous avons choisi le module photovoltaïque BP-SX150S, en raison de son rendement le plus élevé si comparé avec d'autres panneaux de différents constructeurs, ainsi sa tension maximale est plus élevée, et il fournit une puissance rentable destinée à un usage général par exploitation directe de charges à courant continu, ou des charges à courant alternatif sur des systèmes munis d'onduleur. Le module se compose de 72 cellules poly cristallines en silicone connectées entre elles en série pour produire une puissance de 150W.

I.3.1.1. Caractéristiques techniques du panneau BP-SX150S

Les constructeurs de panneaux solaires spécifient les performances de leur matériel dans les conditions normalisées (S.T.C) suivantes.

- Un spectre AM 1,5 ;
- Un éclaircissement de 1000W/m² ;
- Une température ambiante de 25°.

A partir des notices techniques fournies par le constructeur disponible dans l'annexe, nous avons déterminé les paramètres du panneau choisi lesquels nous avons reporté dans le Tableau (I.1).

Puissance Nominale	P_{nom}	150	W
Tension à puissance maximale	V_{pm}	34.5	V
Courant à puissance maximale	I_{pm}	4.35	A
Tension en circuit ouvert	V_{co}	43.5	V
Courant de court-circuit	I_{cc}	4.75	A
Coefficient de température (I_{cc})	a	0.065±0.015	mA/°C

Tableau. I.1. Paramètres du panneau BP-SX150S dans S.T.C.

Les constructeurs de panneaux solaires spécifient les performances de leur matériel dans les conditions normalisées citées ci-dessus (S.T.C). A partir de ces données et suivant les étapes

illustrées dans le paragraphe précédent, nous avons illustré des résultats pour la modélisation du panneau BP-SX150S.

I.3.2. Influence des Différents Paramètres

1. Influence de l'éclairement

Dans les Fig. (I.14) et Fig. (I.15), nous représentons les résultats concernant les caractéristiques I(V) et P(V) du panneau à 25°C obtenus pour diverse valeurs de l'éclairement.

Comparant avec les caractéristiques données par le constructeur (voire l'annexe), nous déduisons un bon accord entre les caractéristiques réelles (expérimentales) et celles déduites par simulation. Pour chacun de différents éclairagements correspond une puissance maximale que pourrait fournir le panneau, notons aussi la légère diminution de la tension du circuit ouvert suite à la diminution du flux lumineux.

Aussi nous remarquons que le courant est directement proportionnel à l'irradiation à ces niveaux d'éclairement.

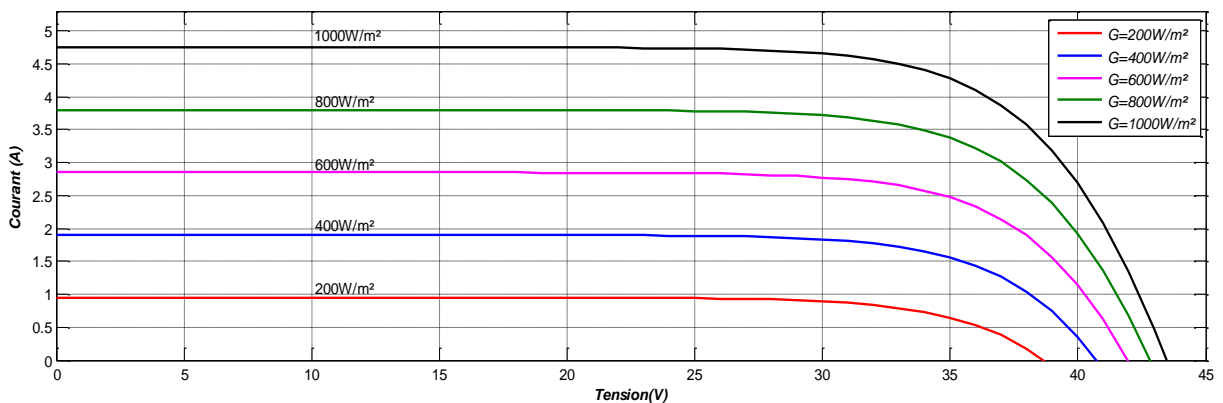


Fig. I.14 : Influence de flux lumineux sur les caractéristiques I(V).

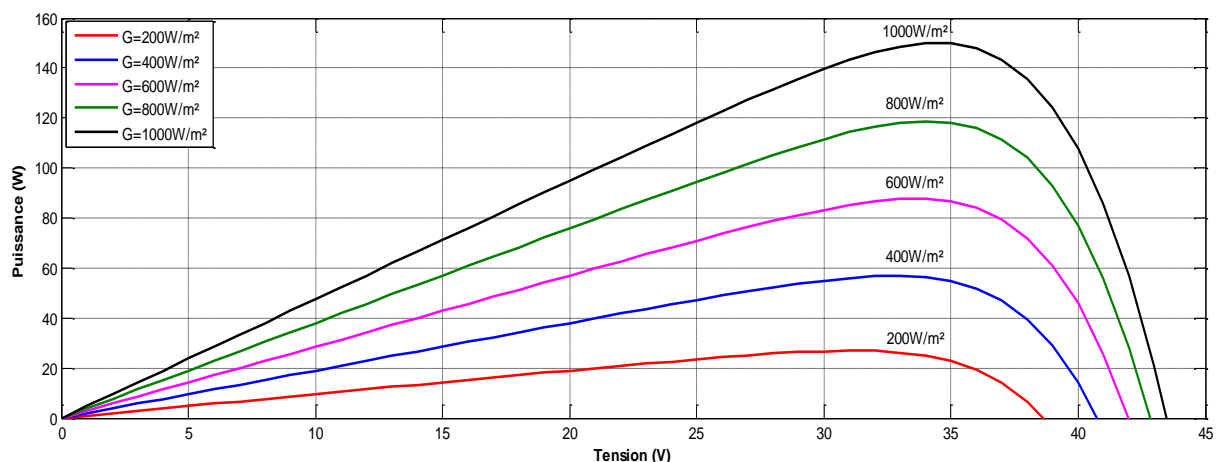


Fig. I.15 : Influence de flux lumineux sur les caractéristiques P(V).

2. Influence de la température

La température est un paramètre très important dans le comportement des cellules PV. La Fig. (I.16) décrit le comportement du module sous un éclairement fixe de 1000W/m^2 , et à des températures comprises entre 15°C et 55°C . Nous remarquons que le courant diminue avec la température, par contre la tension de circuit ouvert augmente. Ceci entraîne une diminution de la puissance maximale disponible.

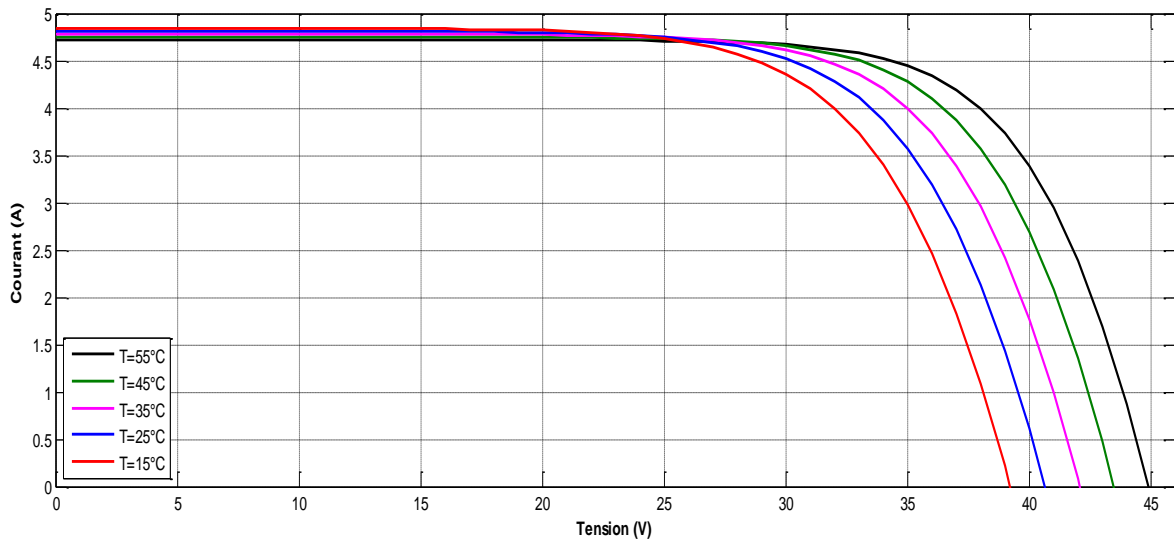


Fig. (I.16) : Influence de la température sur les caractéristiques I(V)

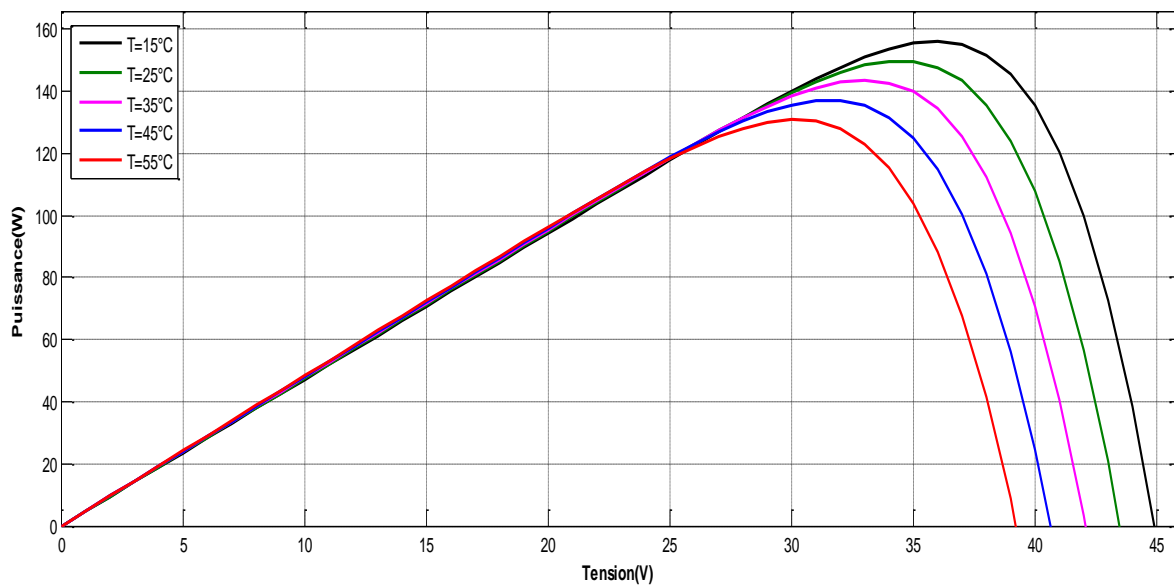


Fig. I.17 : Influence de la température sur les caractéristiques P(V).

I.4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous sommes intéressés en premier lieu au principe de fonctionnement d'une cellule PV ainsi que l'étude de son schéma équivalent. Puis, nous avons considéré les différents paramètres du circuit équivalent qui permettent de tracer la caractéristique $I(V)$ et $P(V)$ d'une cellule photovoltaïque et d'un générateur photovoltaïque. Nous avons remarqué que les performances d'un générateur photovoltaïque GPV sont fortement influencées par les conditions métrologiques (température, éclairage), ainsi par des paramètres interne résistance série et parallèle. Cette étude à été réalisée en utilisant le logiciel MATLAB fiable en matière de présentation des résultats où nous avons établi des programmes de calculs sous forme des équations mathématiques permettant de tracer la caractéristique $I(V)$ et $P(V)$. Ces études sont effectuées sur un panneau solaire BP-SX150S. L'objectif est de tester l'effet des paramètres intensifs qui influents sur la modélisation d'un GPV.

CHAPITRE II

COMMANDE MPPT ET LE CONVERTISSEUR DC-DC

II.1. Introduction

Les caractéristiques de sortie d'un générateur photovoltaïque sont non linéaires et directement dépendant des conditions de travail tels que : le niveau d'irradiation solaire et la température ambiante. Aussi, pour une condition de travail donnée, il existe un seul point de fonctionnement au niveau duquel la puissance fournie par le générateur photovoltaïque est maximale appelé point de puissance maximale (MPP). Ce dernier se trouve à son tour fortement dépendant principalement du niveau d'irradiation solaire et de la température ambiante.

II.2. Méthode de poursuite du point de puissance maximal

Pour obtenir un meilleur rendement dans le fonctionnement des générateurs photovoltaïques, la technique appelée la poursuite de la puissance maximale (MPPT) qui consiste à transférer de façon optimale toute la puissance électrique à extraire de cette source de l'énergie photovoltaïque vers la charge à alimenter. Elle doit être utilisée dans toute application utilisant ces générateurs, et deviendra nécessaire et même indispensable selon la théorie du transfert optimal de puissance. Les techniques de contrôle employées pour la poursuite du point de puissance sont [16]

II.3. Connexion directe entre le GPV et la charge

La connexion directe du panneau solaire photovoltaïque à une charge reste actuellement le principe de fonctionnement le moins cher et le plus répandu. Son application peut se résumer à un champ photovoltaïque ayant une tension V fixée par la tension nominale de la charge à alimenter. Ce choix est principalement lié à la simplicité, la fiabilité et le faible coût de l'opération. La présence de la diode anti-retour est indispensable pour empêcher la circulation d'un courant négatif vers le module PV Fig.(II.1).

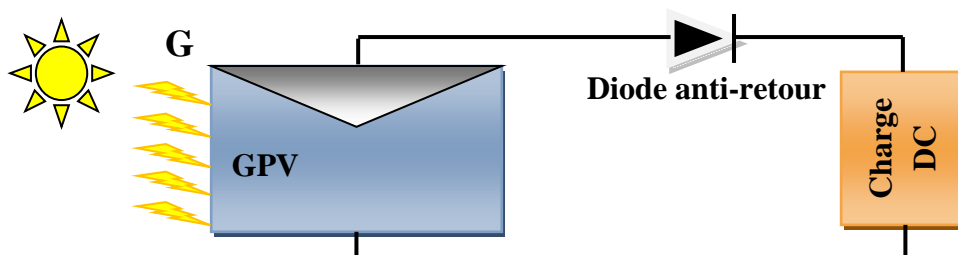


Fig. II.1 : Connexion directe entre un GPV et une charge.

II.4. Fonctionnement optimal d'un GPV

L'opération optimale d'un système GPV est importante pour augmenter l'efficacité des panneaux solaires. La caractéristique d'un système GPV est non linéaire et varie avec les températures ambiantes et les éclairagements. Par conséquent, une technique MPPT est exigée pour obtenir la puissance maximale d'un GPV dans le but d'améliorer son rendement. Autrement dit maximiser la puissance délivrée à la charge reliée aux bornes du générateur.

II.4. 1. Définition de l'MPPT d'un système solaire photovoltaïque

La technique MPPT est une commande associée à un étage d'adaptation permettant de faire fonctionner un générateur électrique non linéaire de façon à produire en permanence le maximum de sa puissance. Les systèmes MPPT sont généralement associés avec le générateur photovoltaïque ou encore avec les générateurs éoliens. Un contrôleur MPPT permet alors de piloter le convertisseur statique reliant la charge et le panneau photovoltaïque, de manière à fournir en permanence le maximum de puissance à la charge [17].

La Fig.(II.2) représente une chaîne de conversion photovoltaïque avec convertisseur statique contrôlé par une commande MPPT et une charge quelconque.

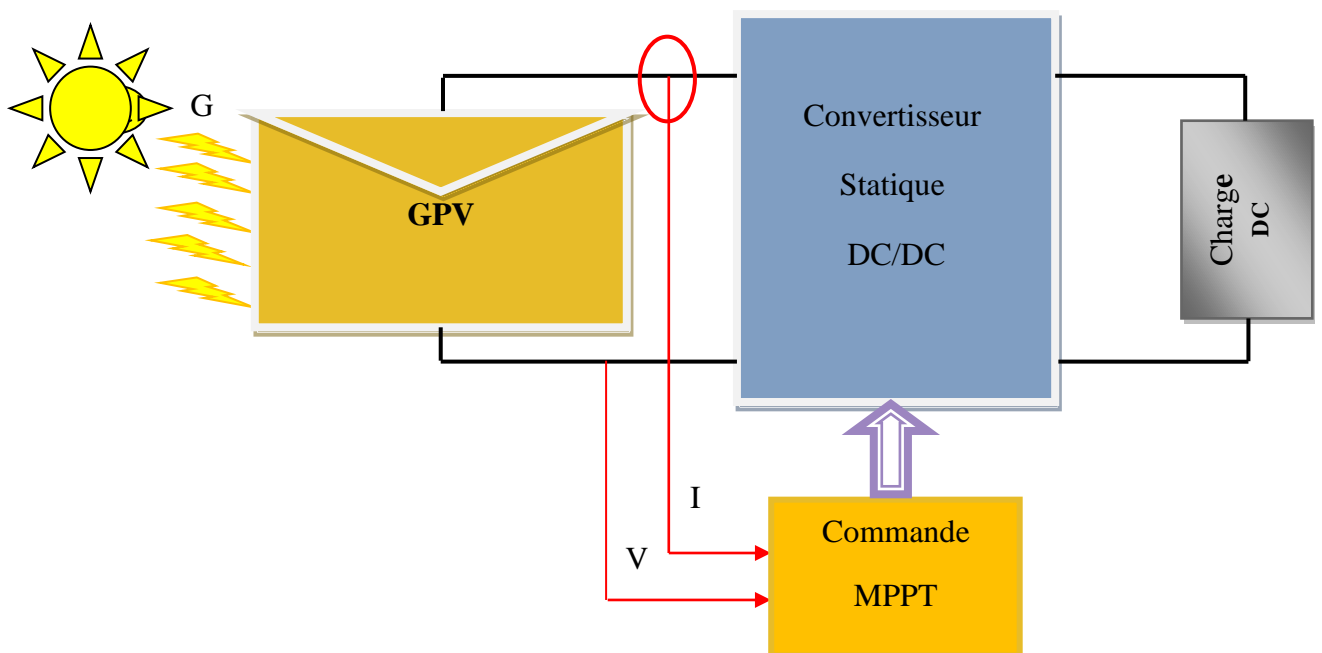


Fig.II.2: Chaîne élémentaire de conversion photovoltaïque avec convertisseur Statique contrôlé par une commande MPPT sur charge quelconque [18].

II.4.2. Synthèse des différentes MPPT rencontrées dans la littérature

Diverses publications sur le fonctionnement des commandes de type MPPT apparaissent régulièrement dans la littérature depuis 1968, date de publication de la première loi de commande de ce genre, adaptée à une source d'énergie renouvelable de type photovoltaïque. Etant donné le grand nombre de publications dans ce domaine, nous avons fait une classifica-

tion des différentes techniques MPPT existantes en les regroupant selon leur principe de base. La classification, en plus du principe, s'est effectuée selon des critères comme la précision de la recherche ou sa rapidité pour en faire une évaluation comparative [18].

II.4.2.1. Algorithme de perturbation et observation P&O

La méthode P&O fonctionne en perturbant périodiquement la tension du panneau V_{PV} , avec une faible amplitude autour de sa valeur initiale (ΔV), et on observe la variation de la puissance P_{PV} qui en résulte.

Ainsi, on peut déduire que si une incrémentation positive de la tension V_{PV} engendre un accroissement de la puissance P_{PV} c'est-à-dire $\Delta P > 0$, comme illustré dans la Fig(II.3), la perturbation de la tension déplace le point de fonctionnement vers un point plus proche du MPP, et on continue à perturber la tension dans la même direction. Ceci va déplacer le point de fonctionnement jusqu'à atteindre le MPP.

Si au contraire, la puissance décroît, $\Delta P < 0$, le point de fonctionnement s'éloigne du MPP. Alors, on doit perturber la tension avec un signe algébrique contraire au signe précédent pour déplacer le point de fonctionnement jusqu'à atteindre le MPP.

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

En résumé, si suite à une perturbation de tension, la puissance PV augmente, la direction de perturbation est maintenue. Dans le cas contraire, elle est inversée pour reprendre la convergence vers le nouveau MPP [17].

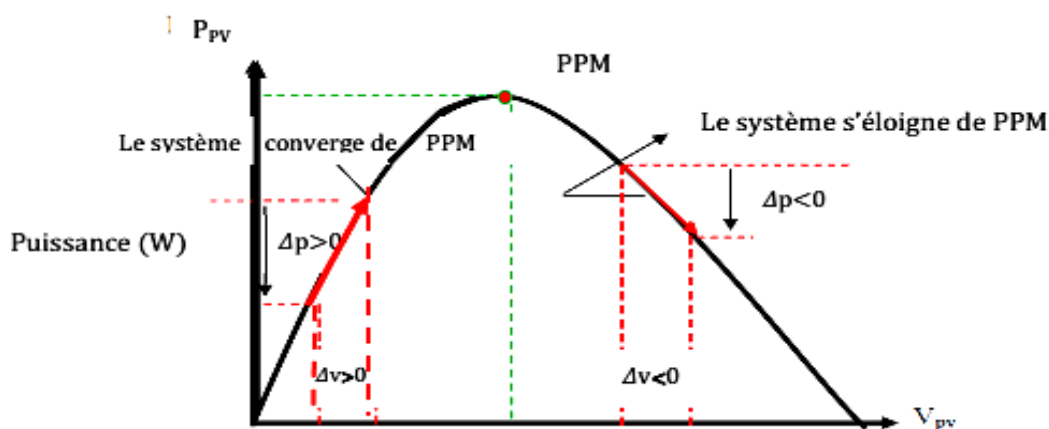


Fig. II.3 : Application de l'algorithme P&O sur la caractéristique $P_{PV}(V_{PV})$ [17].

II.4.2.2 Algorithme de “Incrément de Conductance (IncCond)”

C’est une méthode basée sur la dérivée de la puissance de sortie du GPV par rapport à la tension V_{PV} du GPV qui doit être égale à 0 au point de puissance maximale (MPP) [18,17].

$$\frac{dP}{dV} = \frac{d(IV)}{dV} = I + V \frac{dI}{dV} = 0 \Rightarrow \frac{dI}{dV} = -\frac{I}{V} \tag{II.1}$$

Au PPM ces deux membres doivent être égaux. Si le point de fonctionnement n’est pas sur le PPM, alors une inégalité apparaît dans l’équation (II.1). Ceci indique que la tension de fonctionnement est au dessus ou au dessous de la tension optimale comme montré dans la Fig.(II.4). Cette situation nous conduit aux équations suivantes :

$$\left. \begin{aligned} \frac{dP}{dV} = \frac{d(IV)}{dV} = I + V \frac{dI}{dV} > 0 &\Rightarrow \frac{dI}{dV} > -\frac{I}{V} \text{ \AA gauche du PPM} \\ \frac{dP}{dV} = \frac{d(IV)}{dV} = I + V \frac{dI}{dV} < 0 &\Rightarrow \frac{dI}{dV} < -\frac{I}{V} \text{ \AA droite du PPM} \end{aligned} \right\} \tag{II.2}$$

- Si $\frac{dI}{dV} > -\frac{I}{V}$, le point de fonctionnement est à gauche de MPP, donc il faut augmenter la tension pour atteindre le MPP.
- Si $\frac{dI}{dV} < -\frac{I}{V}$, le point de fonctionnement est à droite de MPP, donc il faut diminuer la tension pour atteindre le MPP.
- Si $\Delta V = 0$ et $\Delta I = 0$ on a les conditions atmosphériques qui n’ont pas changées et le MPPT fonctionne toujours au MPP.
- Si $\Delta V = 0$ et $\Delta I > 0$, alors c’est l’ensoleillement qui a augmenté, ceci exige au INC-MPPT d’augmenter la tension de fonctionnement pour retrouver le MPP.

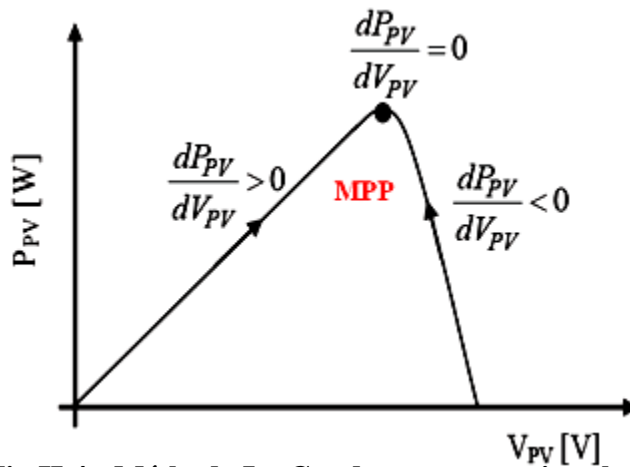


Fig.II.4 : Méthode IncCond pour poursuivre le MPP [17].

Si $\Delta V = 0$ et $\Delta I < 0$ c’est l’ensoleillement qui a diminué, ceci exige au INC-MPPT de diminuer la tension de fonctionnement pour retrouver le PPM.

Le maximum de puissance peut être alors traqué en effectuant des comparaisons à chaque instant de la valeur de la conductance (I_{PV}/V_{PV}) avec celle de l'incrément de conductance ($\Delta I_{PV}/\Delta V_{PV}$).

II.4.2.3 Algorithme "Escalade de la Colline (Hill Climbing)

La technique de contrôle nommée Escalade de la Colline ou *Hill Climbing* consiste à faire monter le point de fonctionnement le long de la caractéristique du générateur présentant un maximum.

Pour cela, deux pentes sont possibles. La recherche s'arrête théoriquement quand le point de puissance maximale est atteint. Cette méthode est basée sur la relation entre la puissance du panneau et la valeur du rapport cyclique D appliqué au convertisseur statique. Mathématiquement, le MPP est atteint lorsque dP_{PV}/dD est forcée à zéro par la commande, comme le montre la Fig.(II.5).

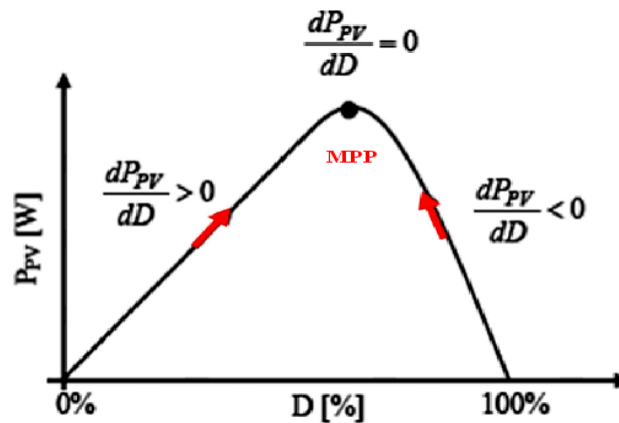


Fig.II.5 : Relation entre P_{PV} et le rapport cyclique D du convertisseur statique [17].

II.4.3. Choix de l'algorithme MPPT

Le Tableau (II.1) montre la comparaison entre les différentes techniques MPPT dont nous avons rappelé les principes ci-dessus.

L'analyse de ces différentes méthodes de recherche montre que les performances d'une commande MPPT ne se résument pas à un seul paramètre η_{MPPT} qui est défini comme le rendement du MPPT.

Tableau II.1 Tableau comparatif entre les commandes MPPT [17]

MPPT	Rendement η_{MPPT}	Avantages	Inconvénients
P&O	81.5%-96.5%	-Une structure simple. -Implémentation facile. -Peu de paramètres de mesure.	- Présente des oscillations autour du MPP. -Perte occasionnelle de la recherche du MPP lors du changement rapide des conditions climatiques.
IncCond	89.9%-98.2%	- Il n'y a pas de pertes par rapport au MPP. -Ne présente pas de risques de divergence par rapport au MPP.	-Le temps d'exécution de l'algorithme est plus long car il est plus complexe.
Hill Climbing	95.5%-99.1%	-Simple à mettre en œuvre.	- Des oscillations autour du MPP en régime établi. -Perte occasionnelle de la recherche du MPP lors du changement rapide des conditions climatiques.

D'autres critères tels que le temps de réponse et son aptitude à fonctionner sur une large gamme de puissance, sont importants pour évaluer les qualités de ce type de commande. Les divers essais extraits de la littérature selon [17] montrent que ce type de commande peut être performant dans certaines conditions mais ne permettent pas de dire que tel mode de recherche est plus performant qu'un autre, en revanche, ils donnent une estimation d'un rendement qui peut être élevé.

Notre choix s'est porté vers l'algorithme P&O pour extraire la puissance maximale du panneau BP-SX150S due à sa simplicité et à sa fiabilité par rapport aux autres méthodes Tableau (II.1).

II.4.4. L'ALGORITHME P&O

La méthode de P&O est une approche largement répandue dans le domaine des techniques MPPT, parce qu'elle est simple. Elle exige seulement des mesures sur la tension de

sortie du panneau V_{Pvet} son courant de sortie I_{Pvet} elle peut donc tout de suite dépister le point de puissance maximum en générant à sa sortie une tension V_{ref} . Comme son nom l'indique, la méthode de P&O fonctionne par la perturbation de V_{Pvet} l'observation de son impact sur le changement de la puissance de sortie du panneau PV.

La figure (II.6) est un organigramme de l'algorithme P&O. Cet algorithme est conçu de sorte qu'il fonctionne sur un calculateur et donc à chaque cycle de l'algorithme, V_{PV} et I_{PV} sont mesurés pour calculer $P_{PV}(k)$. Cette valeur de $P_{PV}(k)$ est comparée avec celle de $P_{PV}(k-1)$ déjà calculée à l'itération précédente. Si maintenant la puissance de sortie a augmenté depuis la dernière mesure, la perturbation de la tension de sortie continuera dans la même direction que celle qui a été prise au dernier cycle.

Si la puissance de sortie a diminué depuis la dernière mesure, V_{Pvet} est perturbée dans la direction opposée de celle de l'itération précédente. V_{Pvet} ainsi perturbée à chaque cycle MPPT. Quand le point de puissance maximale est atteint, V_{Pvet} oscille autour de la valeur optimale V_{OP} . Ceci cause une perte de puissance qui augmente avec la taille du pas de la perturbation. Si cette largeur de pas est grande, l'algorithme MPPT répondra rapidement aux changements soudains des conditions de fonctionnement, mais les pertes en puissance seront importantes lorsque les conditions de fonctionnement sont stables ou lentement changeantes. En d'autres termes, si la taille du pas est petite, les pertes de puissance sous des conditions de fonctionnement stables ou lentement changeantes seront inférieures mais le système ne pourra pas répondre rapidement aux changements rapides de la température ou de l'ensoleillement [19].

L'inconvénient de la technique MPPT par P&O est que dans le cas d'un changement rapide dans les conditions d'éclairement, cette méthode peut déplacer le point de fonctionnement dans la mauvaise direction.

II.5. Convertisseur Continu-Continu (DC/DC) (Hacheur)

Les hacheurs sont les convertisseurs statiques continu-continu permettant de générer une source de tension continue variable à partir d'une source de tension continue fixe. L'hacheur se compose de condensateurs, d'inductances et de commutateurs. Tous ces dispositifs dans le cas idéal ne consomment pas de puissance, c'est la raison pour laquelle les hacheurs ont de bons rendements. Généralement le commutateur est un transistor MOSFET qui est un dispositif semi-conducteur fonctionnant en mode bloqué ou saturé. [19].

Si le dispositif semi-conducteur est bloqué, son courant est zéro d'où sa dissipation de puissance est nulle. Si le dispositif est dans l'état saturé, la chute de tension à ses bornes sera presque zéro et par conséquent la puissance perdue sera très petite. [19].

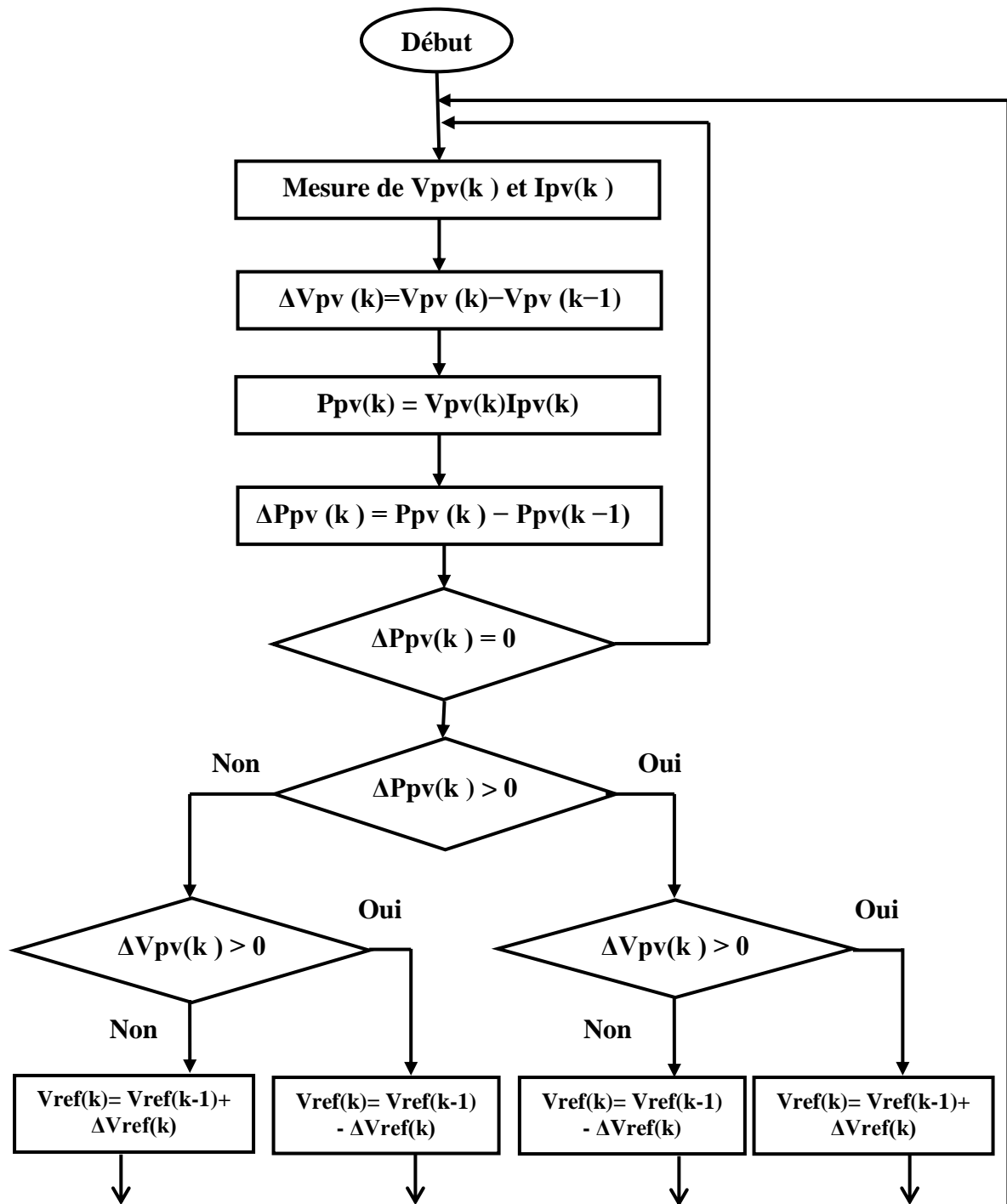


Fig. II.6 : Organigramme de l'algorithme P&O [17].

Comme le montre la Fig.(II.7) pendant le fonctionnement du hacheur, on ferme le commutateur avec un temps de fermeture égale à dT , et on l'ouvre dans un temps d'ouverture égale à $(1-d)T$, où:

- Test la période de commutation qui est égale à $1/f$.
- d est le rapport cyclique du commutateur ($d \in [0,1]$).

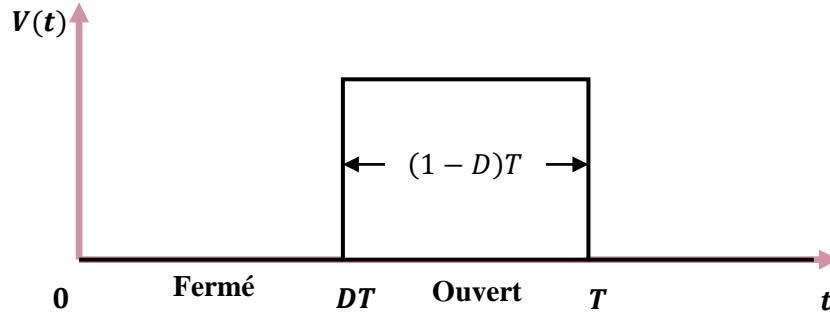


Fig. II.7 : Tension idéale du commutateur sur une période de commutation T_s .

II.6 Modélisation de le hacheur boost

II.6.1 Circuit électrique :

Également appelé, le hacheur élévateur ou survolteur. Il permet d'adapter la tension de GPV aux besoins de la charge par la variation de rapport cyclique D . L'entrée du hacheur est une source de courant DC et la sortie du hacheur est un récepteur (absorbant de l'énergie) de tension DC, voir la figure II.8 (a).

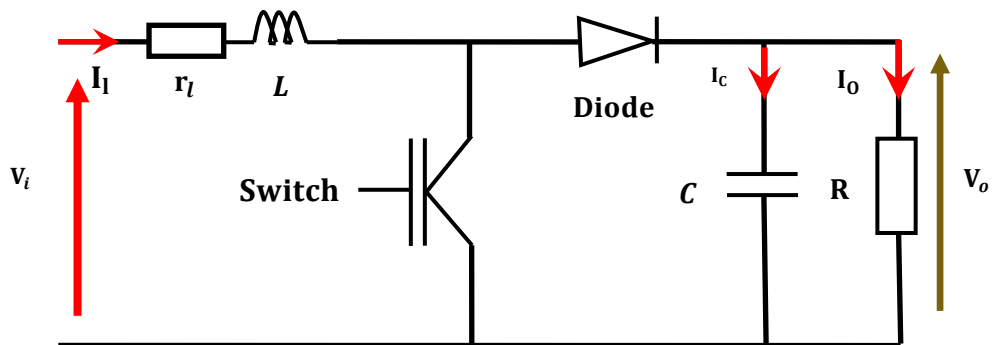


Fig. II.8 : Circuit idéal du hacheur survolteur.

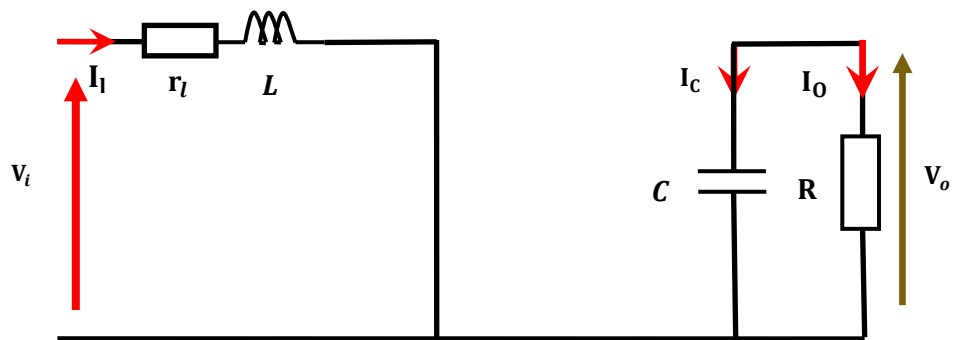


Fig. II.9 : Circuit équivalent pour le commutateur fermé.



Fig. II.10 : Circuit équivalent pour le commutateur ouvert

- Relation entre tension et courant [20]

On suppose les contraintes suivantes :

1. La condition de régime permanent est existée.
2. La période de la commutation est T, et le temps DT pour l'interrupteur est fermé et ouvert pour (1-D) T.
3. Le courant de l'inductance est continu (toujours positif).
4. Le condensateur est très large, et la tension de sortie Vo reste constante.
5. Les composants sont idéals.

- L'analyse pour l'interrupteur fermé [20]

Lorsque l'interrupteur est fermé, figure (II.9), la diode est bloquée, et par l'utilisation de la loi de Kirchhoff sur une maille contient la source, l'inductance, et l'interrupteur fermé, on obtient :

$$V_L = V_s = L \frac{di_L}{dt} \tag{II.2}$$

Le taux de changement de courant est constant, ainsi le courant croit linéairement tant que l'interrupteur fermé, comme est montré dans la figure (II.11) .Le changement de courant de l'inductance est calculé par :

$$\frac{\Delta i_L}{\Delta t} = \frac{di_L}{dt} = V_s \tag{II.3}$$

La résolution pour ΔI_L pour l'interrupteur fermé

$$(\Delta i_L)_{\text{closed}} = \frac{V_s D i_L}{L} \tag{II.4}$$

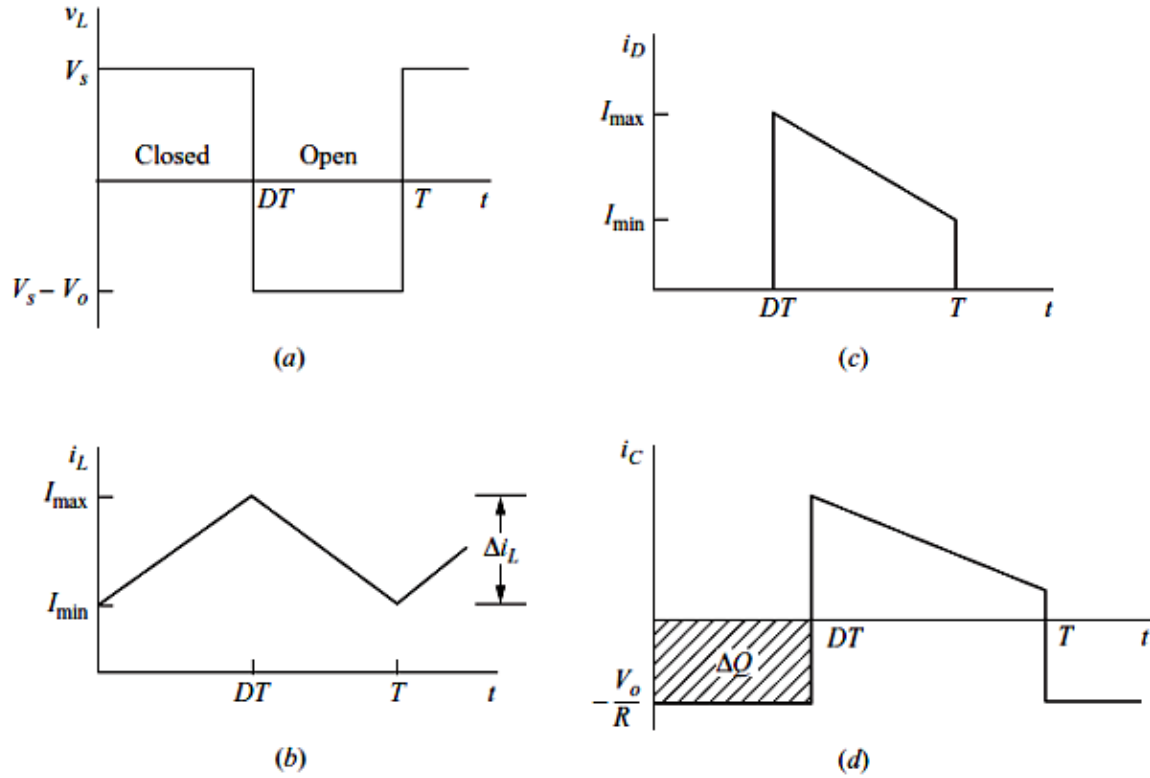


Fig. II.11 : Les ondes de convertisseurs boost. (a) la tension de l'inductance ; (b) le courant de l'inductance ; (c) le courant de la diode ; (d) le courant du condensateur.

- L'analyse pour l'interrupteur ouvert

Lorsque l'interrupteur est ouvert, figure (II.10), le courant de l'inductance ne peut pas changer instantanément, donc et par l'utilisation de la loi de Kirchhoff sur une maille contient la source, l'inductance, et l'interrupteur fermé, on obtient :

$$V_L = V_s - V_0 = L \frac{di_L}{dt} \tag{II.5}$$

Le taux de changement de courant est constant, ainsi le courant varie linéairement tant que l'interrupteur est ouvert. Le changement de courant de l'inductance est calculé par :

$$\frac{V_s - V_0}{L} = \frac{\Delta i_L}{\Delta t} \tag{II.6}$$

On résolve pour ΔI_L

$$\frac{\Delta i_L}{\Delta t} = \frac{\Delta i_L}{(1-D)T} = \frac{V_s - V_0}{L} \tag{II.7}$$

$$\Delta i_{L_{open}} = \frac{(V_s - V_0)(1-D)T}{L} \tag{II.8}$$

Pour le régime permanent, la variation du courant de l'inductance doit être zéro. En utilisant l'équation (II.4) et (II.8).

$$(\Delta i_L)_{\text{Closed}} + \Delta i_{L_{\text{open}}} = 0 \quad (\text{II.9})$$

$$\frac{V_s DT}{L} + \frac{(V_s - V_0)(1-D)T}{L} = 0 \quad (\text{II.10})$$

La résolution pour V_0

$$V_s(D + 1 - D) - V_0(1 - D) = 0 \quad (\text{II.11})$$

$$V_0 = \frac{V_s}{(1-D)} \quad (\text{II.12})$$

Ainsi, la tension moyenne de l'inductance doit être zéro pour une opération périodique.

L'expression de la tension moyenne de l'inductance pour une période de commutation :

$$V_L = V_s D + (V_s - V_0)(1 - D) = 0 \quad (\text{II.13})$$

Le courant moyen de l'inductance est déterminé par la comparaison entre la puissance moyenne délivrée par la source et la puissance moyenne absorbée par la charge, où les deux puissances doivent être semblables. La puissance de sortie est

$$P_0 = \frac{V_0^2}{R} = V_0 I_0 \quad (\text{II.14})$$

Et la puissance d'entrée est $V_s I_s = V_s I_L$. On fait l'égalité entre la puissance d'entrée et la puissance de sortie et en utilisant l'équation (II.9)

$$V_s I_L = \frac{V_0^2}{R} = \frac{[V_s/(1-D)]^2}{R} = \frac{V_s^2}{R(1-D)^2} \quad (\text{II.15})$$

Par une résolution pour le courant moyen d'inducteur, le courant I_L peut être exprimé comme

$$I_L = \frac{V_s}{R(1-D)^2} = \frac{V_0^2}{V_s R} = \frac{V_0 I_0}{V_s} \quad (\text{II.16})$$

Les courants maximal et minimal de l'inductance sont déterminés par l'utilisation de la valeur moyenne et la variation dans le courant de l'équation (II.4)

$$I_{MAX} = I_L + \frac{\Delta i_L}{2} = \frac{V_S}{R(1-D)^2} + \frac{V_S DT}{2L} \quad (II.17)$$

$$I_{MIN} = I_L - \frac{\Delta i_L}{2} = \frac{V_S}{R(1-D)^2} - \frac{V_S DT}{2L} \quad (II.18)$$

L'équation (II.9) est développée avec la supposition que le courante l'inductance est continu, c.-à-d. toujours positif. Donc, il est nécessaire que le courant IMIN est positif pour être le courant de l'inductance continu, doncla bande entre le courant d'inductance continu et le courant d'inductance discontinu est déterminé de [21]

$$I_{MAX} = 0 = \frac{V_S}{R(1-D)^2} - \frac{V_S DT}{2L} \quad (II.19)$$

$$\frac{V_S}{R(1-D)^2} = \frac{V_S DT}{2L} = \frac{V_S D}{2Lf} \quad (II.20)$$

La valeur minimale de l'inductance et la fréquence de commutation pour un courant continu dans le convertisseur boost est

$$(Lf)_{MIN} = \frac{D(1-D)^2}{2} R \quad (II.21)$$

$$(L)_{MIN} = \frac{D(1-D)^2}{2f} R \quad (II.22)$$

- L'ondulation de tension de sortie

Les équations précédentes sont développées avec la supposition que la tension de sortie est constante, ceci implique une valeur de condensateur infinie. En pratique, l'infinité de condensateur résulte une fluctuation en la tension de sortie, ou l'ondulation.

L'ondulation de la tension de sortie peut être calculée de la forme du courant du condensateur, montrée à la figure(II.7) (d).

$$|\Delta Q| = \frac{V_0}{R} DT = C \Delta V_0 \quad (II.23)$$

$$\Delta V_0 = \frac{V_0 DT}{RC} = \frac{V_0 D}{RCf} \quad (II.24)$$

Ceci implique

$$C = \frac{D}{R(\Delta V_0/V_0)f} \quad (II.25)$$

II.7. Contrôle de la partie continue coté générateur photovoltaïque

La Fig. (II.16) illustre la boucle de commande globale qui regroupe l'algorithme MPPT et les régulateurs de tension et du courant. L'algorithme MPPT fournit la tension de référence V_{pv}^{ref} qui représente une poursuite du MPP. Le régulateur de tension se contente d'assurer la poursuite de la tension V_{pv}^{ref} en respectant les conditions d'un cahier de charges.

II.7.1. Synthèse des régulateurs

Le régulateur Proportionnel-Intégral-Dérivée (PID) est le régulateur le plus utilisé dans l'industrie, il permet de contrôler un grand nombre de procédés. Il est très utilisé en électronique de puissance bien que de nouvelles techniques de commande sont proposées pour des applications industrielles.

Il existe plusieurs méthodes pour la synthèse d'un régulateur PID. On peut citer des méthodes pratiques qui utilisent des mesures expérimentales telles que la méthode de Ziegler-Nichols ou la méthode de P.Naslin [22]. Cependant, pour de meilleures performances, il est préférable d'utiliser des méthodes basées sur le modèle telles que les méthodes de synthèse dans le domaine fréquentiel.

La combinaison des trois actions proportionnelle, intégrale et dérivée offrent généralement assez de flexibilité pour concevoir un régulateur linéaire menant à la stabilité de la boucle fermée et à la satisfaction des performances requises.

Lors de la synthèse d'un régulateur, la robustesse est sans doute le paramètre le plus important et délicat. On dit qu'un système est robuste si la régulation fonctionne toujours même si le modèle change un peu (modèle incertain). Un régulateur doit être capable d'assurer sa tâche même avec ces changements afin de s'adapter à des usages non prévus. La variation du modèle de notre système selon la région où se situe le facteur de puissance (PF) peut être considéré comme une incertitude paramétrique du modèle lors de la synthèse du régulateur [22].

II.7.1.1. Synthèse d'un régulateur de type IP de la tension V_{pv}

Le correcteur intégral proportionnel IP est essentiellement différent du correcteur PID par le fait qu'il ne présente pas de zéro dans la fonction de transfert en boucle fermée, ainsi sa sortie ne représentera pas de discontinuité lors de l'application d'une consigne de type échelon [22].

Le schéma bloc de la régulation de tension V_{pv} incluant le correcteur IP est illustré par la Fig. (II.12).

D'après la loi de nœud on a :

$$I_{Cpv}(t) = I_{pv}(t) - I_{Lpv}(t) = C_{pv} \frac{dV_{pv}(t)}{dt} \quad (II.26)$$

Après l'application de la transformation de Laplace, on trouve :

$$I_{Cpv}(s) = I_{pv}(s) - I_{Lpv}(s) = C_{pv} s V_{pv}(s) \quad (II.27)$$

$$V_{pv}(s) = \frac{I_{pv}(s) - I_{Lpv}(s)}{C_{pv} s} \quad (II.28)$$

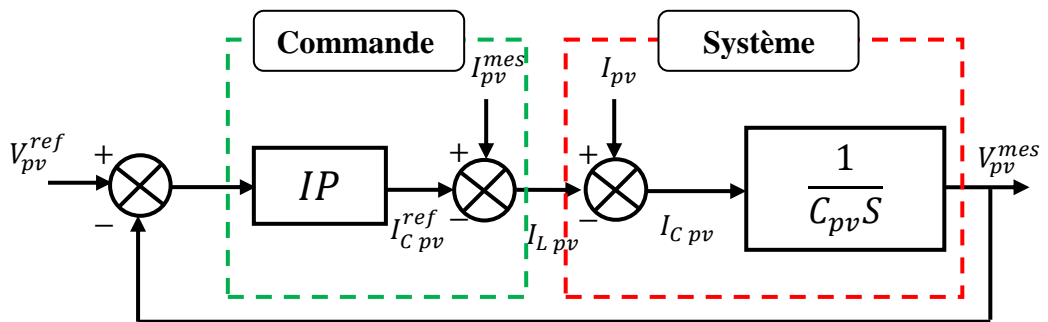


Fig. II.12 : Boucle de régulation IP de la tension.

Le système compensé se réduit à :

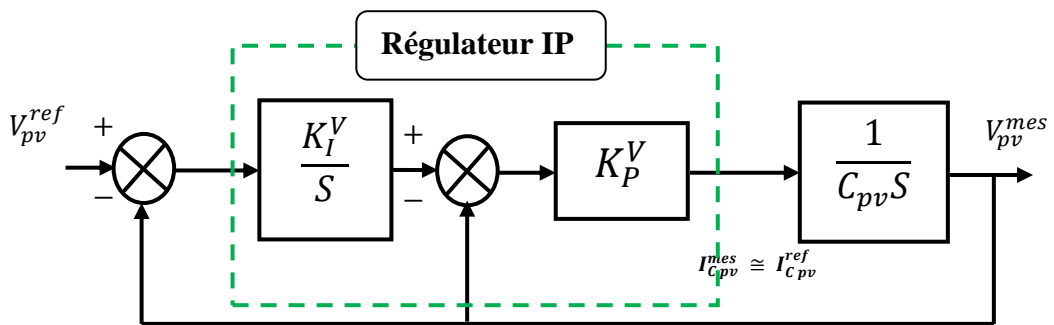


Fig. II.13 : Boucle de régulation IP de la tension après compensation.

La fonction de transfert en boucle fermée est :

$$G_{pv \text{ BF}} = \frac{\frac{K_P^V K_I^V}{C_{pv}}}{s^2 + \frac{K_P^V}{C_{pv}} s + \frac{K_P^V K_I^V}{C_{pv}}} \quad (II.29)$$

Par identification avec un système 2^{ème} ordre, on peut déterminer les valeurs de K_P^V et K_I^V .

$$K_P^V = 2 \delta \omega_n C_{pv} \quad (II.30)$$

$$K_I^V = \frac{\omega_n}{2 \delta} \tag{II.31}$$

Tel que :

ω_n est la pulsation désiré et δ est le facteur d'amortissement désiré.

II.7.1.2. Synthèse d'un régulateur de type IP du courant I_{pv}

D'après la loi des mailles, on a :

$$V_{Lpv}(t) = L_{pv} \frac{dI_{Lpv}(t)}{dt} + R_{pv} I_{Lpv}(t) = V_{pv}(t) - V_{mpv}(t) \tag{II.32}$$

Après l'application de la transformation de Laplace on trouve :

$$V_{Lpv}(s) = (L_{pv} S + R_{pv}) I_{Lpv}(s) = V_{pv}(s) - V_{mpv}(s) \tag{II.33}$$

$$I_{Lpv}(s) = \frac{V_{pv}(s) - V_{mpv}(s)}{L_{pv} S + R_{pv}} \tag{II.34}$$

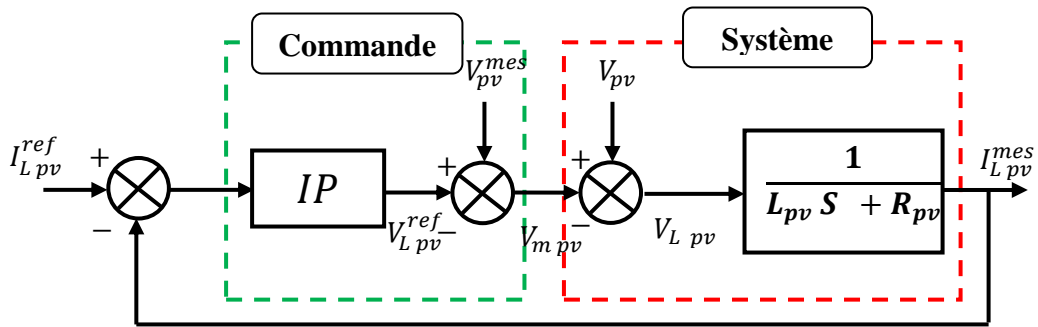


Fig.II.14 : Boucle de régulation IP de courant avec bruit.

Le système compensé se réduit à :

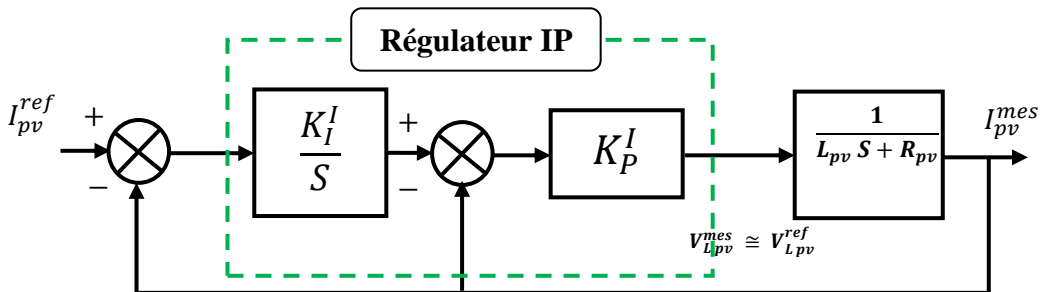


Fig. II.15 : Boucle de régulation de courant après compensation.

La fonction de transfert en boucle fermée est :

$$G_{pv\ BF} = \frac{\frac{K_p^I K_I^I}{L_{pv}}}{S^2 + \frac{K_p^I + R_{pv}}{L_{pv}} S + \frac{K_p^I K_I^I}{L_{pv}}} \quad (II.35)$$

Par identification avec un système 2^{ème} ordre, on peut déterminer les valeurs de K_p^I et K_I^I .

$$K_p^I = 2 \delta \omega_n L_{pv} - R_{pv} \quad (II.36)$$

$$K_I^I = \frac{L_{pv} \omega_n^2}{K_p^I} \quad (II.37)$$

II.8. Simulation

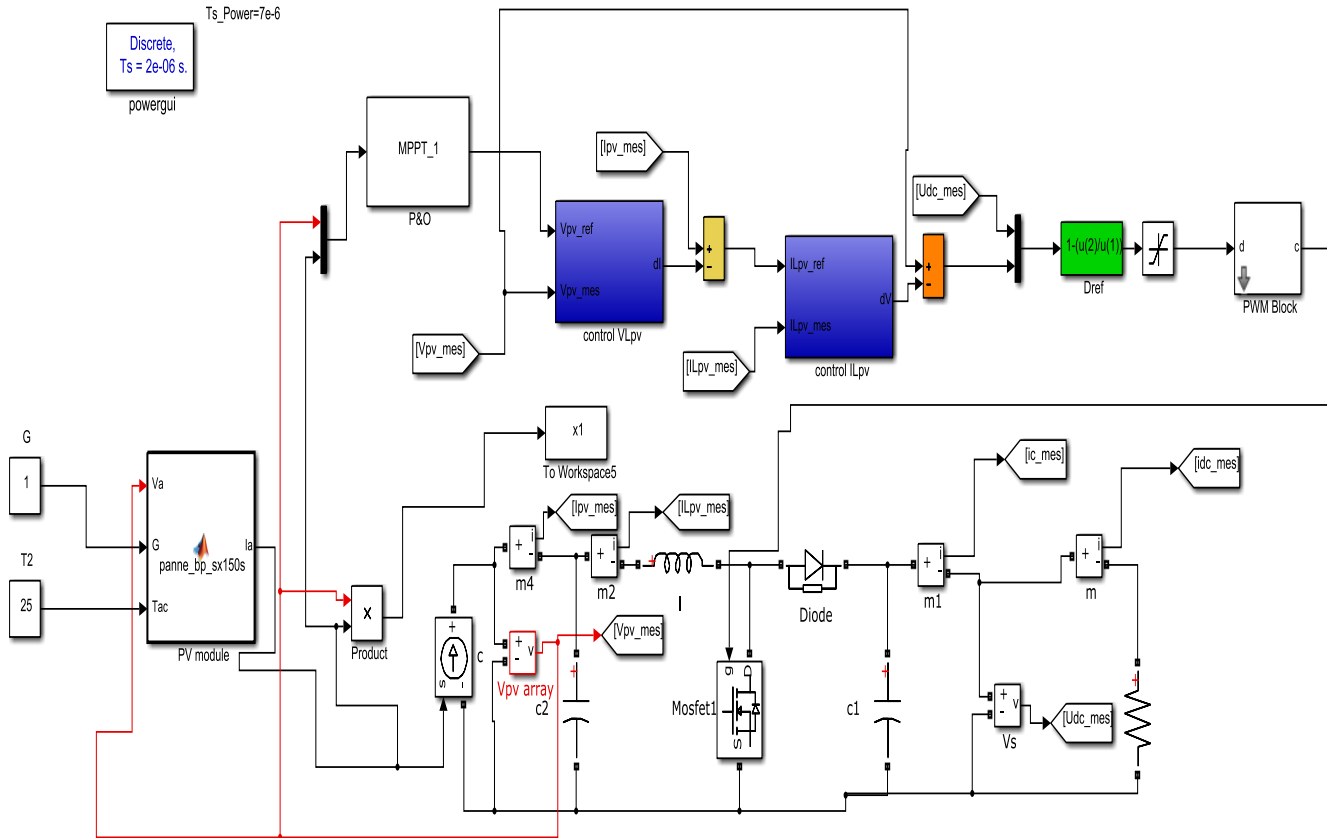


Fig.II.116 : Schéma synoptique d'un système photovoltaïque doté d'un contrôleur MPPT (P&O) sous MATLAB Simulink.

II.8.1. Résultats de simulation de la méthode P&O à la poursuite du point de puissance maximal

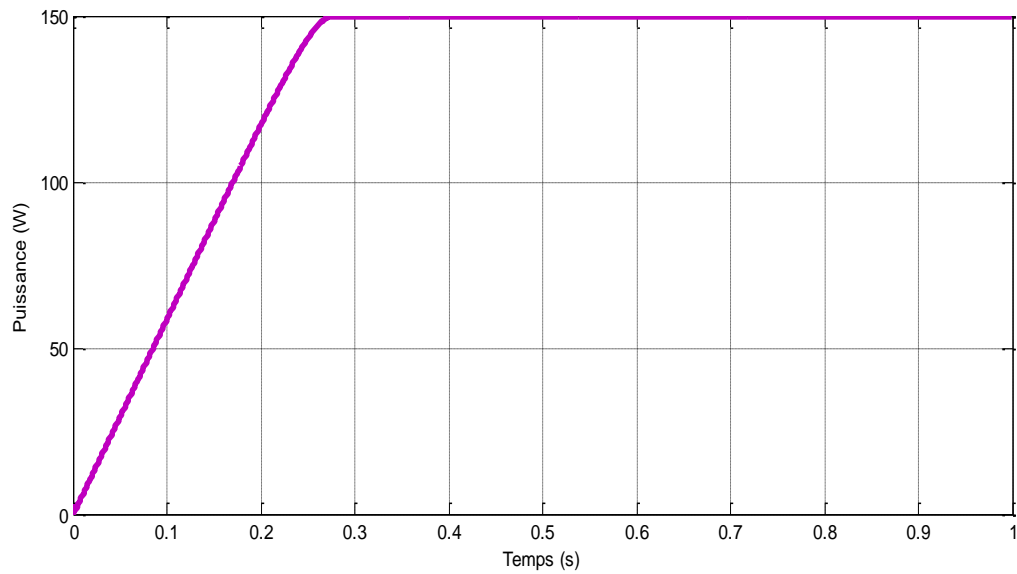


Fig.II.17: Résultats de simulation de la puissance générée par le générateur photovoltaïque pour $E=1000\text{W/m}^2$ et $T=25^\circ\text{C}$.

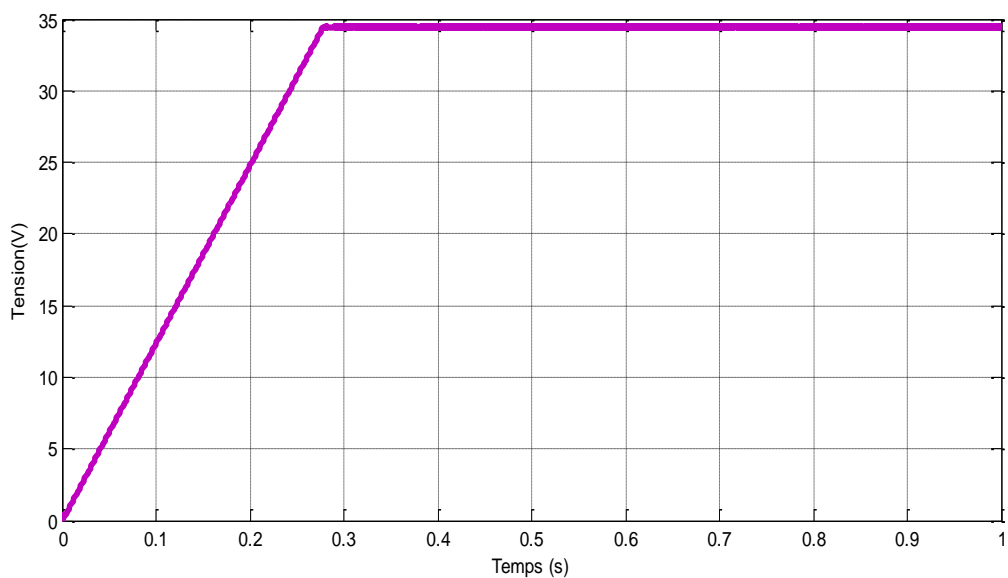


Fig.II.18 : Résultats de simulation de la tension de sortie du système pour $E=1000\text{W/m}^2$ et $T=25^\circ\text{C}$.

Changement de l'irradiation

La fig.(II.19) nous montre clairement l'efficacité de l'algorithme P&O dans la poursuite du point de la puissance maximale pour les différents changements de l'irradiation représentés dans la fig.(II.20).

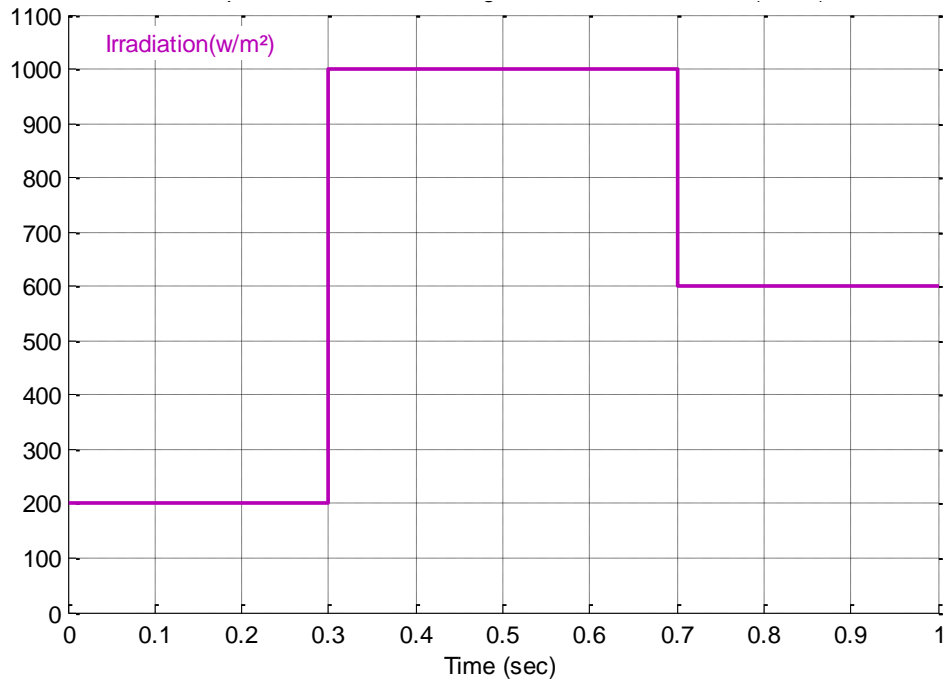


Fig.II.19: Variations de l'irradiation.

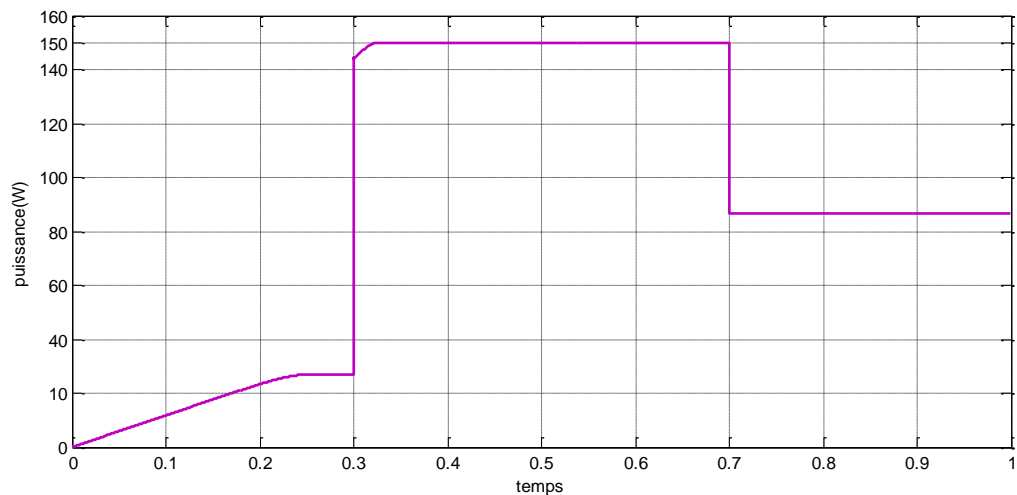


Fig. II.20: Réponse du système PV aux changements de l'irradiation.

II.9. Conclusion

Dans ce chapitre, on a étudié le module photovoltaïque et sa performance et des convertisseurs DC-DC, utilisés dans les systèmes photovoltaïques, Comme le hacheur survolteur. Ainsi, on décrit la commande MPPT des convertisseurs DC-DC pour rechercher le point où la puissance du générateur photovoltaïque est maximale, en utilisant l'algorithme P&O, des résultats de la puissance de sortie du générateur photovoltaïque, du tension de sortie ont été obtenus. Il existe des inconvénients de cette technique, tels que le temps de réponse et l'oscillation en régime permanent au niveau de la puissance maximale.

CHAPITRE III

MPPT À BASE DE RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

III.1 Introduction

En 1948, deux chercheurs Américains, Mac Culloch et Pitts, ont donné naissance au premier modèle mathématique de neurone biologique, qu'ils ont appelé : neurone formel. L'idée principale des réseaux de neurones est la suivante : On se donne une unité simple, un neurone, qui est capable de réaliser quelques calculs élémentaires. On relie ensuite un certain nombre de ces unités sous forme d'un réseau capable de résoudre un problème plus complexe. La structure, la taille du réseau et le mécanisme d'apprentissage utilisé dépendent du type et de la complexité de l'application en question.

Dans ce chapitre nous présenterons les réseaux de neurones d'un point de vue général ensuite nous traiterons en détails la technique MPPT basé sur des réseaux de neurones artificiel.

III.2 Fondement biologique

Le cerveau se compose d'environ 1012 neurones interconnectés entre eux, avec 1000 à 10000 synapses par neurone. Les neurones ne sont pas tous identiques et ils n'ont pas le même comportement. Dans notre travail nous nous intéressons aux principes fondamentaux qui sont nécessaires à la compréhension du fonctionnement des réseaux des neurones [23].

III.2.1 Bases biologiques

Un neurone est une cellule particulièrement complexe spécialisée dans le traitement des signaux électriques. Son rôle est de recevoir, stocker et transmettre l'information, fig.(III.1). On peut décomposer le neurone en trois régions principales : le corps cellulaire, les dendrites et l'axone [23].

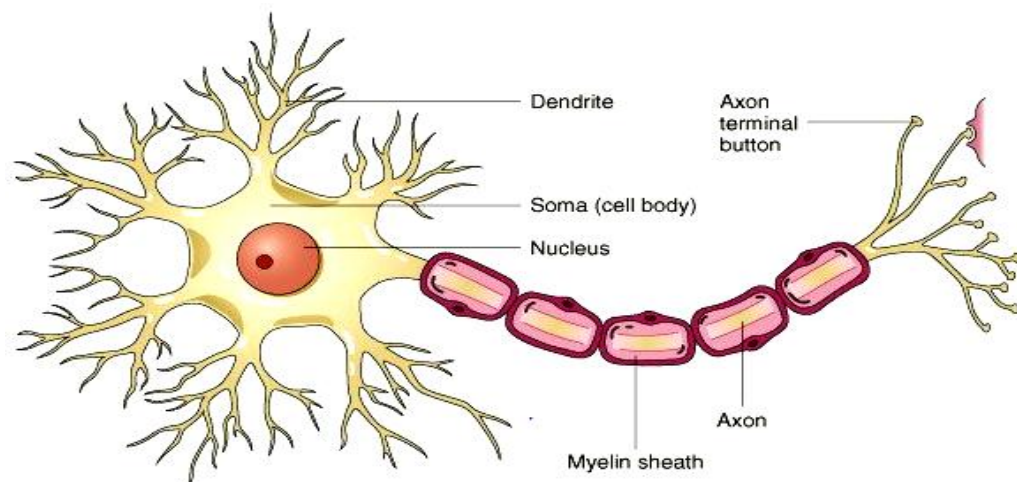


Fig.III.1: Neurone biologique.

III.2.2 Constitution du neurone biologique

III.2.2.1 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 [23,24].

III.2.2.2 Les dendrites

Ce sont des fines extensions qui se ramifient autour du neurone et forment une sortie de vaste arborescence. Les signaux envoyés sont captés par les dendrites. Leur taille est de quelques dizaines de micromètres de longueur [23,24].

III.2.2.3 L'axone

L'information traitée est transmise vers l'extérieur, le long de l'axone, les signaux partent du neurone grâce à l'arborescence terminale que possède l'axone ; contrairement aux dendrites qui se ramifient autour du neurone, l'axone est plus long et se ramifie à son

III.3 Principes d'un neurone artificiel

- pas de notion temporelle
- coefficient synaptique : coefficient réel
- sommation des signaux arrivant au neurone
- sortie obtenue après application d'une fonction de transfert

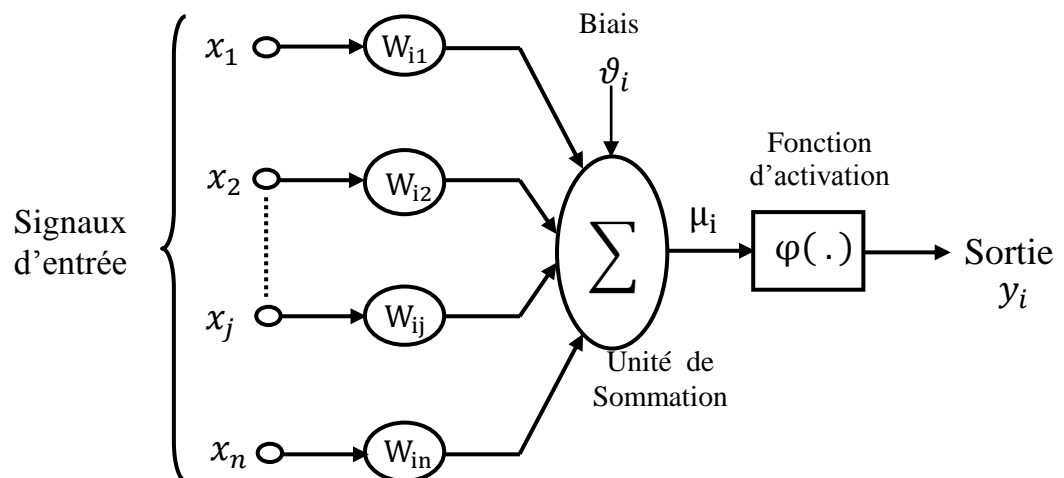


Fig. III.2 : principe d'un neurone artificiel [23].

Il y a une analogie évidente (Tableau III-1) avec les neurones biologiques :

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

Tableau III-1. L’analogie entre les neurones biologiques et les neurones artificiels.

III.3.1. Fonctions d’activation

Cette fonction permet de définir l’état interne du neurone en fonction de son entrée totale. Nous citons à titre d’exemple quelques fonctions qui sont souvent utilisées [25].

III.3.1.1. Fonction binaire a seuil

Fonction Heaviside Fig.(III.2) définie par :

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

Fonction Signe Fig.(II.3) définie par :

$$sgr(x) = \begin{cases} +1, & x \geq 0 \\ -1, & \text{sinon} \end{cases} \tag{III.2}$$

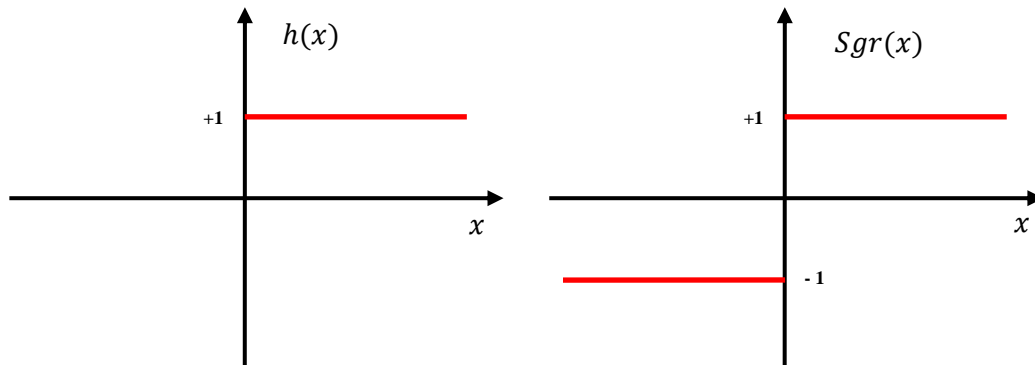


Fig. III .3 : Fonction Heaviside [26]. Fig. III.4 : Fonction signe [26].

Le seuil introduit une non-linéarité dans le comportement du neurone, cependant il limite la gamme des réponses possibles à deux valeurs [25].

III.3.1.2. Fonction linéaire

C'est l'une des fonctions d'activations les plus simples, sa fonction est définie par [25] :

$$f(x)=x \tag{III.3}$$

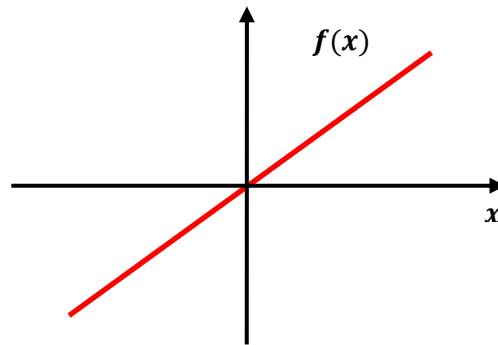


Fig.III.5 : Fonction linéaire [25].

III.3.1.3. Fonction linéaire à seuil ou multi-seuils

On peut la définir comme suit :

$$F(x) = \begin{cases} x, & x \in [u, v] \\ v, & \text{si } x \geq v \\ u, & \text{si } x \leq u \end{cases} \tag{III.4}$$

III.3.1.4. Fonction sigmoïde

Elle est équivalente à la fonction linéaire continue. Etant continu elle est dérivable, d'autant plus que sa dérivée est simple à calculer, Fig.(III.5) elle est définie par:

$$f_1(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \tag{III.5}$$

$$f_2(x) = \frac{1-e^{-x}}{1+e^{-x}} \tag{III.6}$$

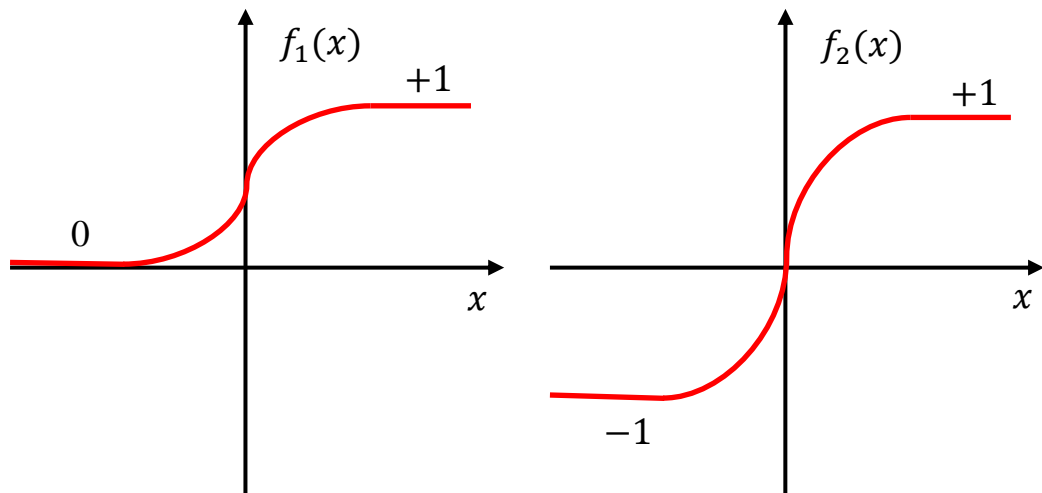


Fig.III.6 : Fonction sigmoïde [25].

III.3.2. Architecture des réseaux de neurones

III.3.2.1. Les réseaux non bouclés

Ce sont des réseaux unidirectionnels sans retour arrière (feedforward). Le signal de sortie est directement obtenu après l'application du signal d'entrée. Si tous les neurones ne sont pas des organes de sortie, on parle de neurones cachés [27].

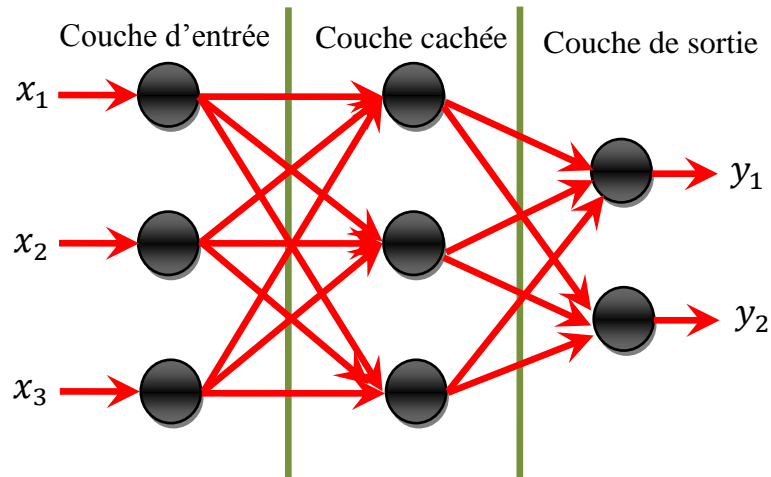


Fig.III.7 : Réseau non bouclé [26, 25].

III.3.2.2. Réseaux bouclés

Il s'agit de réseaux de neurones avec retour en arrière (feedback network ou récurrent Network) [26, 25].

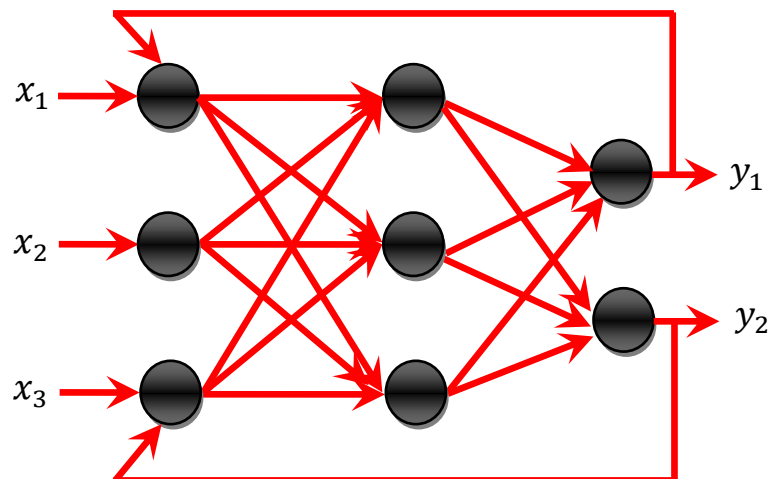


Fig.III.8 : Réseau bouclé [26,25].

III.3.3. L'apprentissage

III.3.3.1. Types d'apprentissages

L'apprentissage et l'adaptation constituent deux caractéristiques essentielles des réseaux de neurones. Le rôle de l'apprentissage est d'optimiser les poids de chaque connexion. De nombreuses règles existent pour modifier les poids des connexions et donc pour arriver à un apprentissage correct lorsque la phase d'apprentissage est achevée. Le réseau doit être capable de faire les bonnes associations pour les vecteurs d'entrées qu'il n'aura pas appris. C'est l'une des propriétés importantes dans les réseaux de neurones, car il permet de donner la capacité de reconnaître des formes ressemblantes, c'est la phase de reconnaissance. Les techniques d'apprentissage peuvent être classées en trois catégories [26,25] :

III.3.3.1.1. Apprentissage supervisé

Un superviseur ou professeur, fournit au réseau des couples d'entrées / sorties. Il fait apprendre au réseau l'ensemble de ces couples, par une méthode d'apprentissage comme la rétro-propagation du gradient de l'erreur, en comparant pour chacun d'entre eux la sortie effective du réseau et la sortie désirée. L'apprentissage est terminé lorsque tous les couples entrées-sorties sont reconnus par le réseau. Ce type d'apprentissage se retrouve entre autres dans le perceptron [26].

III.3.3.1.2. Apprentissage non supervisé

Cet apprentissage consiste à détecter automatiquement des régularités qui figurent dans les exemples présentés et à modifier les poids des connexions pour que les exemples ayant les mêmes caractéristiques de régularité provoquent la même sortie. Les réseaux auto-organiseurs de Kohonen sont les réseaux à apprentissage non supervisé les plus connus [26].

III.3.3.1.3. Apprentissage auto-supervisé

Le réseau de neurone évalue lui-même ses performances, sans l'aide d'un «professeur ». Un objet est présenté à l'entrée du réseau de neurones, on a indiqué la classe à laquelle appartient cet objet. Si le réseau ne le classe pas correctement, il mesure lui-même l'erreur qui le fait, et propage cette erreur vers l'entrée. Le réseau procède à autant d'itérations qu'il est nécessaire jusqu'à obtenir la réponse correcte [25].

III.3.3.2. Les méthodes d'apprentissage

Dans les systèmes experts, les connaissances de l'expert ont une forme énumérée, elles sont exprimées sous forme de règles. Dans le cas des réseaux de neurones, les connaissances ont une forme distribuée. Elles sont codées dans les poids des connexions, la topologie du

réseau, les fonctions de transfert de chaque neurone, le seuil de ces fonctions et la méthode d'apprentissage utilisée. Il existe un certain nombre de méthodes d'apprentissage [26]:

III.3.3.2.1. Règle de Hebb

C'est la méthode d'apprentissage la plus ancienne (1949), elle est inspirée de la biologie. Elle traduit le renforcement des connexions liant deux neurones activés. Si un des deux neurones au moins n'est pas activé, le poids de la connexion n'est pas modifié [25].

III.3.3.2.2. Algorithme de la rétro-propagation du gradient de l'erreur

Cet algorithme est utilisé dans les réseaux de type feedforward, ce sont des réseaux de neurones à couche, ayant une couche d'entrée, une couche de sortie, et au moins une couche cachée. Il n'y a pas de récursivité dans les connexions, et pas de connexions entre neurones de la même couche. Le principe de la rétro-propagation consiste à présenter au réseau un vecteur d'entrées, de procéder au calcul de la sortie par propagation à travers les couches, de la couche d'entrées vers la couche de sortie passant par les couches. Cette sortie obtenue est comparée à la sortie désirée, une erreur est alors obtenue. A partir de cette erreur, le gradient de l'erreur est calculé et propagé de la couche de sortie vers la couche d'entrée, d'où le terme de rétro-propagation. Cela permet la modification des poids du réseau et donc l'apprentissage. L'opération est répétée pour chaque vecteur d'entrée et cela jusqu'à ce que le critère d'arrêt soit vérifié [26,25].

III.3.3.2.2.1. Avantages et inconvénients de retro propagation du gradient de l'erreur

➤ Les Avantages

Ce fut un des premiers algorithmes développés pour l'apprentissage des réseaux de neurones multicouches de types feedforward. Il permet de pallier une carence de l'algorithme du perceptron qui est incapable de modifier les poids des couches cachées, où l'implémentation informatique ne présente pas de difficultés.

➤ Les Inconvénients

En ce qui concerne l'algorithme :

L'algorithme de rétro-propagation du gradient de l'erreur suit la descente du gradient de l'erreur : un minimum local peut rapidement bloquer la recherche des optima globaux :

L'importance du choix du coefficient d'apprentissage. Si le coefficient est trop grand la dynamique du réseau va osciller autour de l'optimum, s'il est trop petit la convergence est lente.

III.3.3.2.3. L'algorithme de LEVENBERG-MARQUARDT

Parmi les algorithmes de la famille quasi-Newton, la méthode de LEVENBERG-MARQUARDT [28-29] est un algorithme standard pour l'optimisation de l'erreur quadratique due à ses propriétés de convergence rapide et de robustesse. Elle s'appuie sur les techniques des moindres carrés non-linéaires et de l'algorithme de GAUSS-NEWTON à voisinage restreint.

La principale motivation du choix de l'algorithme de LEVENBERG-MARQUARDT (LM) repose sur la taille de la matrice du Hessien en fonction de la quantité de données de la base d'apprentissage, du coût moindre des calculs et de la garantie rapide de la convergence vers un minimum telle que :

$$P_K = [J_K^T J_K + \mu_K I_n]^{-1} J_K^T r_k \quad (\text{III.7})$$

Parmi les méthodes à restriction de voisinage, la méthode de FLETCHER [30-29] a été retenue et développée.

La variable μ_K , intervenant dans le Hessien modifié défini positif $H_K = G_K + \mu_K I_K$, est

contrôlée par le rapport $R_K = \frac{\Delta J_K}{\Delta Q_K}$

$$\Delta J_K = J(W_K) - J(W_K + S_K) \quad (\text{III.8})$$

Avec

$$\Delta Q_K = Q(0) - Q(S_K) \quad (\text{III.9})$$

Et la fonction elliptique :

$$Q(S) = J(W_K) + g(W_K)^T S = \frac{1}{2} S^T H_K(W_K) S \quad (\text{III.10})$$

Ce ration est tend vers 1 si la fonction coût se rapproche de la courbe quadratique osculatrice. L'apprentissage est arrêté lorsqu'un minimum est atteint, soit en fonction d'un critère d'arrêt sur la fonction de coût, soit sur la valeur minimale de la norme du gradient.

Algorithme

Initialisation des poids W_0 par une distribution uniforme selon la règle de BEALE [29] avec $u_0 > 0$

La solution est donnée par l'algorithme pour la $K^{\text{ème}}$ itération :

- 1) Déduire de W_K et μ_K , calculer g_K et H_K
- 2) Résoudre $-g_K = H_K S_K$
- 3) Evaluer de $J(W_K + S_K)$ et R_K

Calculer le paramètre μ_K

- 4) Si $R_K \leq 0.25$ alors $\mu_{k+1} = 4 \mu_K$
- 5) Si $R_K \geq 0.75$ alors $\mu_{k+1} = \frac{\mu_K}{2}$ sinon $\mu_{k+1} = \mu_K$

Calculer la correction des poids W_K

6) Si $R_K \leq 0.75$ alors $W_{K+1} = W_K$ sinon $W_{K+1} = W_K + S_K$

Les constantes pour les valeurs seuils de R_K sont empiriques.

Avec :

J : Est la fonction coût.

$$H_k = G_k + \mu_k I_n \quad , \text{ avec } I_n \text{ est une matrice identité de rang } n \quad (\text{III.11})$$

$$g_k = J a_k^T r_k (\text{Gradient}) \quad , \text{ avec } J a_{i,j} = \frac{\partial r_i}{\partial w_j} \quad (\text{III.12})$$

$$G_k = J a_k^T + S_k (\text{Hessien}) \quad , \text{ et } S_k = \sum_{i=1}^{NS} r_{i,k} \nabla^2 r_{i,k} \quad (\text{III.13})$$

Où le vecteur résiduel : $r_{i,k} = t_{i,k} - O_{i,k}$, $i = 1 \dots S$, $k = 1 \dots N$, $r_i = |r_i|$

Vecteur $r_{i,k}$, erreur instantanée entre la réponse théorique t_k et la réponse calculée O_i du $i^{\text{ème}}$ neurone de sortie et $1^{\text{ème}}$ stimulus. N est le nombre de stimuli. S est le nombre de sorties du réseau. Le gradient et le Hessien se déduisent à partir de la matrice Jacobienne du vecteur résiduel de dimension $N \times S \times W$ (nombre de poids total) pour la $K^{\text{ème}}$ itération.

III.3.4. Le perceptron

Depuis les résultats des travaux de Mac Culloch et Pitts (1943) [26,25], qui ont abouti à la définition du neurone formel, ainsi ceux de Hebb, expliquant les effets d'apprentissage de mémoire et de conditionnement à partir de groupes de cellules. Pour expliquer ces effets d'apprentissage, Hebb propose que les cellules apprennent à modifier l'intensité des connexions qui les relient, en fonction de leur activité simultanée. L'idée de certains chercheurs fut d'utiliser les modélisations des neurones et de l'évolution des synapses pour simuler des réseaux de neurones. Le premier modèle solide fut présenté en 1959 par F. Rosenblatt il s'agit du perceptron, autrement dit un réseau réduit à un seul neurone formel [25].

III .3.4.1. Description

Les perceptrons sont des réseaux de type feedforward, possédant la structure suivante : Une couche de connexions fixes, située entre les unités d'entrée, la rétine, et les unités d'association. La seconde couche relie les unités d'association et les unités de réponse : c'est sur ces poids que l'adaptation agit. Dans le perceptron, il n'y a qu'une seule couche qui varie en fonction de l'adaptation. Dans le neurone du perceptron on utilise la fonction d'activation à seuil. Le modèle du neurone linéaire à seuil du perceptron a une cellule de décision et relié à N cellules d'entrée est présenté sur la Fig. (III.9).

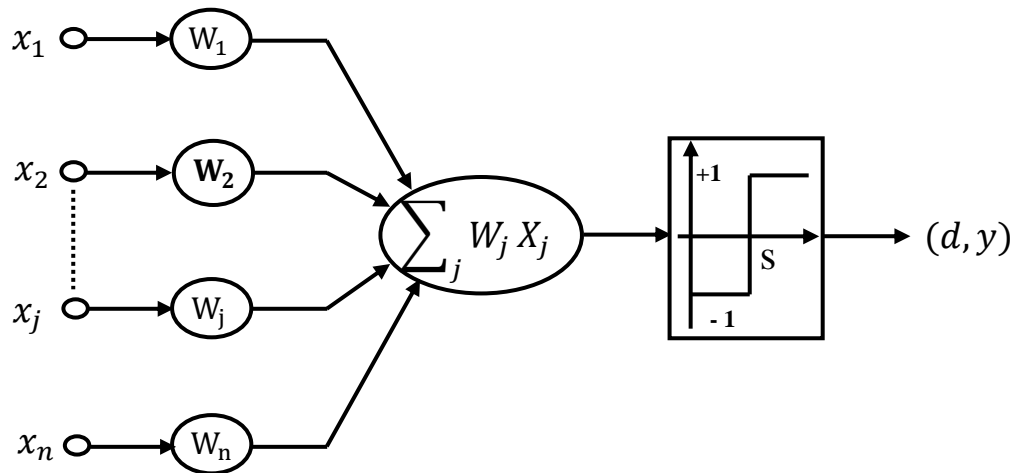


Fig.III.9 : Neurone linéaire à seuil avec une seule cellule de décision [25].

Le neurone linéaire à seuil réalise donc, une partition des vecteurs d'entrée qui lui sont soumis en entrée en deux domaines. La frontière entre ces deux domaines est définie par la condition :

$$S = \sum_j W_j X_j \quad (\text{III.14})$$

Où S désigne le seuil de la cellule de décision.

En effet, pour $\sum_j W_j X_j > S$, le neurone répond 1.

Pour $\sum_j W_j X_j < S$, il répond -1

La frontière séparant ces deux domaines sera donc un hyperplan.

III.3.4.2. Structure à perceptron multicouche (PMC)

Les perceptrons sont les réseaux de neurones artificiels les plus courants, ils correspondent de trois couches, la première correspond à la couche d'entrée, la deuxième est nommée couche cachée et la dernière est la couche de sortie. La première couche est constituée de neurones distributeurs, les autres couches sont composées de plusieurs neurones dits neurones formels, les neurones d'une couche à une autre sont reliés par les poids synaptiques. Chaque neurone formel constitue une cellule effectuant une somme pondérée des entrées X_{ij} du neurone j par les poids synaptiques W_{ij} correspondant à ces entrées. Sa sortie est ensuite obtenue par l'intermédiaire de la fonction f_j dite fonction d'activation. Cette fonction est en générale croissante, monotone et bornée. Les plus utilisées sont, les fonctions signes de saturations ainsi que les fonctions sigmoïdes. Nous avons ajouté des termes d'entrées X_{ij} correspondant au biais. Il n'existe pas de règle pour fixer l'architecture du réseau, les neurones des couches d'entrée et de sortie sont liés respectivement au nombre d'entrées et de sorties. Ainsi il a été

prouvé récemment que les réseaux à une seule couche cachée constitue un outil d'approximation. Pour notre cas, l'information se propage de la couche d'entrée vers la couche de sortie, qui fournit une réponse réelle (\hat{y}) correspondant à la sortie désirée (y). En résumé pour enseigner une tâche à ce réseau (adaptation des poids) nous devons lui présenter un couple d'exemple (entrées / sorties) ou (U_{com}, y) .

L'apprentissage des poids se fait par retro-propagation de l'erreur (ε) entre la grandeur de sortie du réseau (\hat{y}) et la grandeur désirée (y) (critère de minimisation). L'algorithme permettant un tel apprentissage est dit « algorithme de retro-propagation » de **Windrow –Hoff** il est basé sur la méthode du gradient. Toutes ces méthodes consistent à réduire une fonction se rapportant à l'erreur quadratique moyenne. Cet algorithme d'apprentissage permet de déterminer les variations des poids synaptiques $\Delta W^1(k)$ et les biais $\Delta b^1(k)$. Il peut être exprimé par les relations suivantes [26-25] :

$$\Delta W_{j,i}^m(n) = \eta \varepsilon_j(n) \frac{\partial F_m}{\partial U_{j,i}^m(n)} (U_{j,i}^m(n)) (X_i(n))^T \quad (\text{III.15})$$

$$\Delta b_{j,i}^m(n) = \eta \varepsilon_j(n) \frac{\partial F_m}{\partial U_{j,i}^m(n)} (U_{j,i}^m(n)) \quad (\text{III.16})$$

$X_i(n)$: représente le vecteur d'entrée du neurone (i) de la couche m , l'équation de mise à jour de ces poids synaptiques et biais s'effectue sur la base relation suivante :

$$W_{j,i}^m(n+1) = W_{j,i}^m(n) + \Delta W_{j,i}^m(n) \quad (\text{III.17})$$

$$b_j^m(n+1) = b_j^m(n) + \Delta b_j^m(n) \quad (\text{III.18})$$

Le calcul des grandeurs d'activation des unités d'entrées s'exprime symboliquement par :

$$\text{Net}_j^1(n) = \sum_{i=1}^p W_{j,i}^1(n) U_{ab,i}^1(n) + b_j^1(n) \quad (\text{III.19})$$

$$Y_j^1(n) = F_1[\text{Net}_j^1(n)] \quad (\text{III.20})$$

III.3.4.2.1. 1. Mise en œuvre des réseaux PMCs

On considère un réseau comportant une couche d'entrée à n neurones, une couche de sortie à m neurones et il comporte une à plusieurs couches cachées. Supposons qu'on dispose d'un ensemble d'apprentissage composé de k paires de vecteurs : Nous allons suivre une démarche reprise par **Wierenga et Kluytmans** (1994) qui est composée de quatre étapes principales [25] :

- Etape 1 : fixer le nombre de couches cachées.
- Etape 2 : déterminer le nombre de neurones par couches cachées.

- Etape 3 : choisir la fonction d'activation.
- Etape 4 : choisir l'apprentissage.

III.4. Choix de la structure du réseau

La Fig. (III.2) montre bien que notre réseau est constitué de trois couches à savoir:

- Une couche d'entrée composée de deux neurones, dont le rôle est de transmettre les valeurs des entrées qui correspondent aux variables (G, T) vers la couche suivante appelée « couche cachée » ;
- Une couche cachée dotée de dix neurones avec des fonctions d'activations choisies de type sigmoïde tangentielle
- Une couche de sortie avec un seul neurone représentant la tension de référence du module PV dont la fonction d'activation employée est de type identité ou 'linéaire'

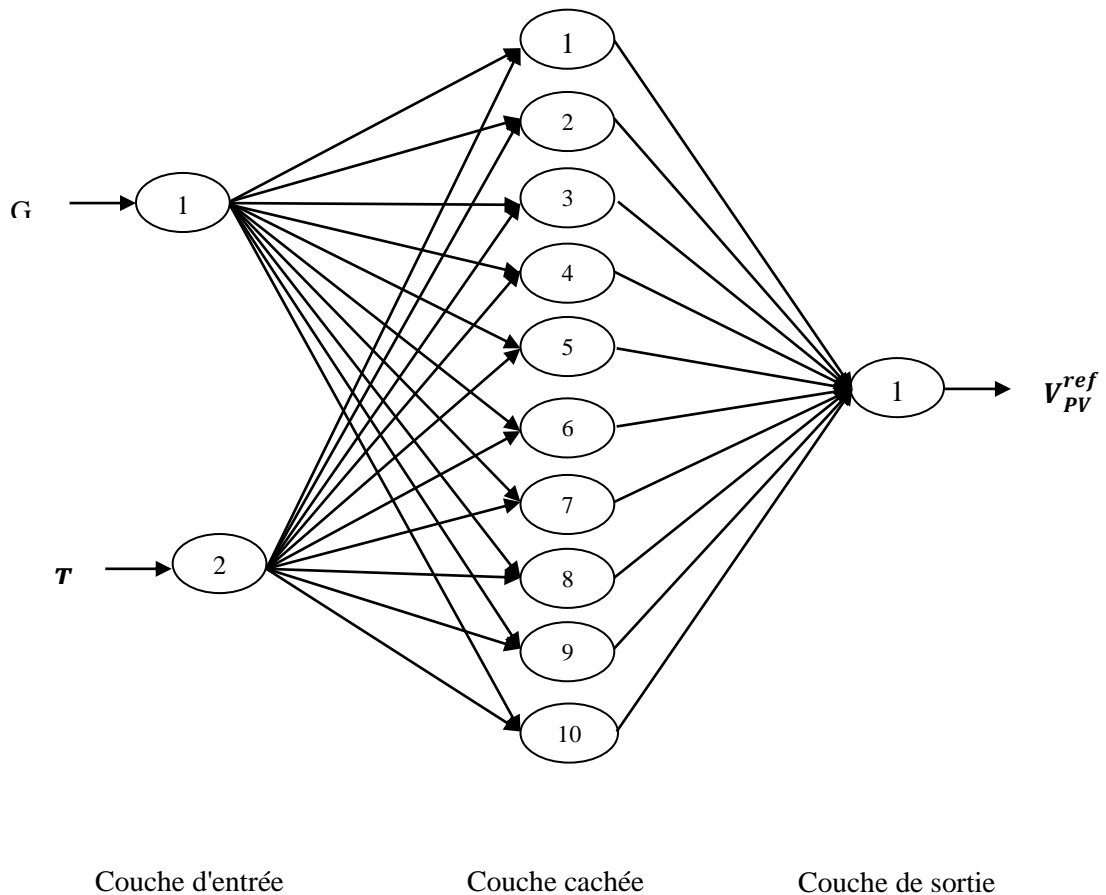


Fig.III.10 : Architecture du réseau neuronal proposé.

Le nombre de neurones de la couche cachée a été optimisé empiriquement durant la phase d'apprentissage. En effet, les essais ont montré que la structure la plus stable est celle composée de dix neurones.

Il est également à noter que le choix de la fonction d'activation de la couche cachée pour laquelle nous avons opté n'a pas été adopté de manière arbitraire, mais elle a été choisie après plusieurs tests qui ont montré que la fonction de type sigmoïde tangentielle converge plus rapidement par rapport à la fonction sigmoïde exponentielle durant la phase d'apprentissage.

En plus, deux autres paramètres doivent être également optimisés à savoir :

Le nombre d'époques qui représente la durée d'apprentissage, ainsi que la performance de l'apprentissage qui est l'écart minimum entre les valeurs présentées au réseau ou ' Patrons entrées-sorties' et les valeurs obtenues. Cet entraînement a été fait en utilisant l'algorithme de rétro-propagation qui sera détaillé ultérieurement.

Par ailleurs, la deuxième étape, après avoir proposé l'architecture optimale obtenue qui consiste en le choix du nombre de couches cachées, nombre de neurones par couches et les fonctions d'activations de notre réseau de neurones, consiste à procéder à son entraînement hors ligne en utilisant deux algorithmes différents. Pour ce faire, la structure générale du réseau de neurone sous simulink est illustrée aux Figs. (III.11) et (III.12).

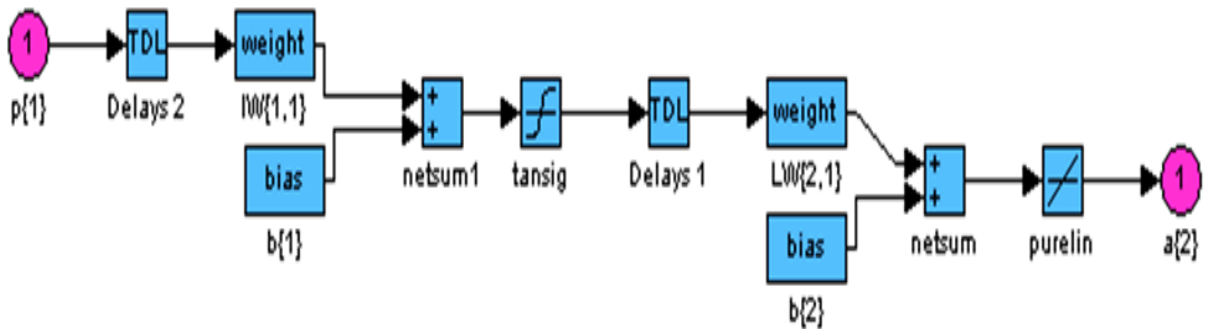


Fig.III.11 : Structure générale du réseau de neurones sous MATLAB Simulink.

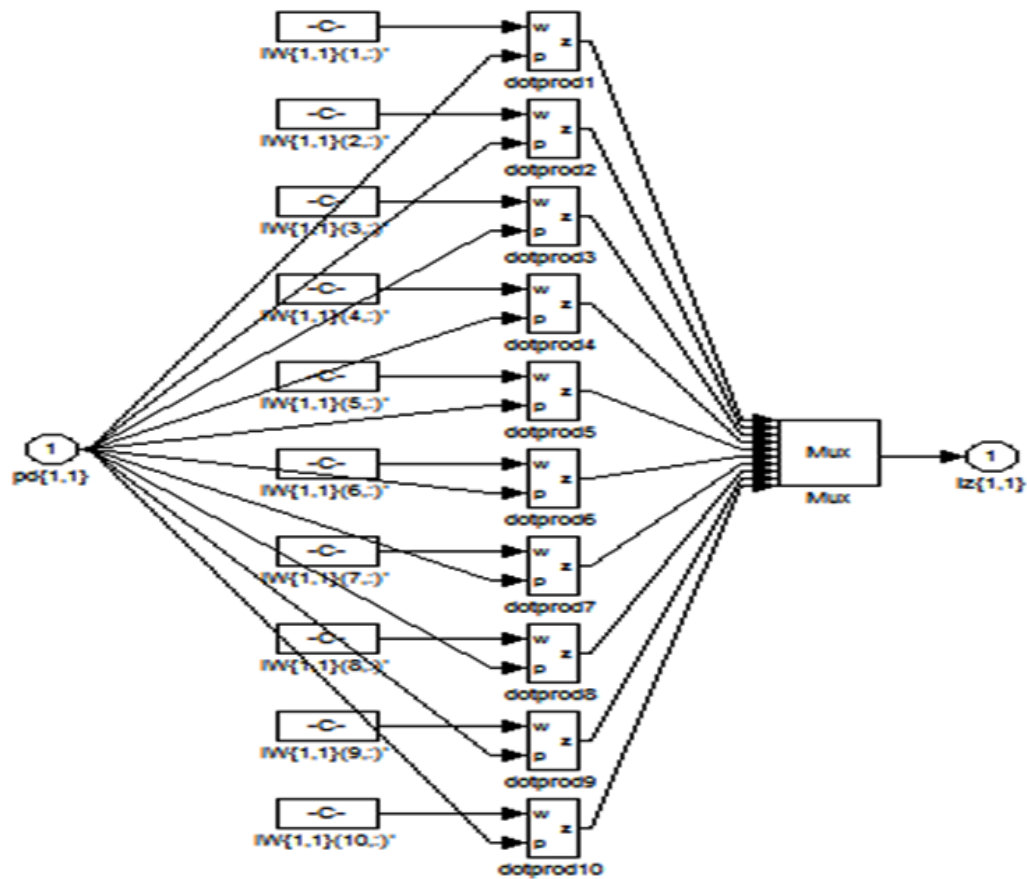


Fig.III.12 : Structure interne de la première couche avec couche cachée du réseau de neurones sous MATLAB Simulink .

Comme troisième étape, nous avons décidé de voir l'impact du choix de l'algorithme d'entraînement sur les performances de l'entraînement du point de vue rapidité de convergence (minimisation de l'erreur quadratique), et cela, en utilisant deux algorithmes différents à savoir :

L'algorithme de **rétro-propagation** et l'algorithme de **Levenberg Marquardt**.

III.4.1. Présentation des deux algorithmes utilisés pour l'entraînement du réseau de neurones proposé

Comme il a été précisé précédemment, une fois l'architecture choisie, le ANN doit subir une phase d'apprentissage. Cette dernière consiste à calculer les coefficients synaptiques de telle manière que les sorties du réseau de neurones soient, pour les exemples utilisés lors de l'apprentissage, aussi proches que possibles des sorties "désirées". Celles-ci correspondent aux valeurs des données (data) de la fonction que l'on veut approcher ou à la sortie du processus que l'on veut modéliser.

L'apprentissage de notre réseau a été effectué avec deux algorithmes différents :

- Algorithme de rétro propagation de gradient ;
- Algorithme de Levenberg Marquardt.

III.4.2. Apprentissage par l'algorithme de rétro propagation de gradient

Le développement du réseau se base sur l'apprentissage supervisé à l'aide de l'algorithme de rétro propagation. Notons que cet algorithme a été utilisé avec beaucoup de succès dans plusieurs applications complexes. Pendant cette phase, l'algorithme de rétro propagation du gradient d'erreur cherche les poids W_i qui minimise l'erreur quadratique moyenne (EQM) entre la valeur imposée et la valeur estimée par le modèle régit par l'équation suivante :

$$EQM = \frac{1}{2} \sum (V_{PV}^{ref} - V_{PV}^{mes})^2$$

En d'autres termes, les poids W_i sont continuellement modifiés tant que l'erreur EQM est supérieure à une certaine valeur seuil correspondant à la précision acceptable de sortie.

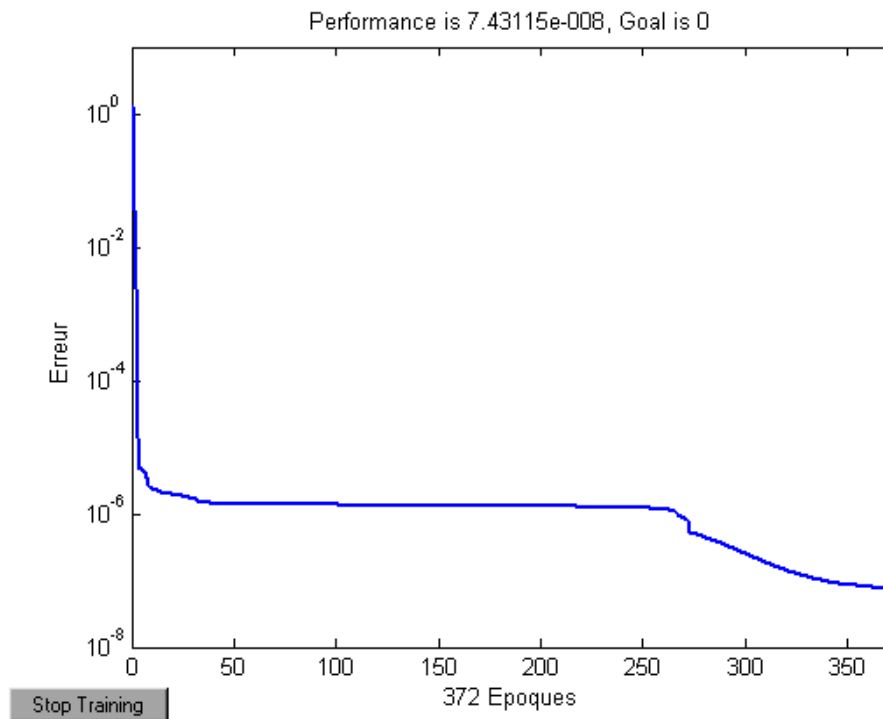


Fig.III.13 : Evaluation de l'erreur quadratique en fonction du nombre d'itérations d'apprentissage (en utilisant la méthode de rétro propagation de gradient).

L'adaptation des poids des connexions, représentés par les matrices $[W1]$ et $[W2]$, est effectuée en fonction des stimuli présents à l'entrée du réseau. Le but est de trouver les poids des connexions appropriés aux données qui assurent la convergence vers la sortie désirée.

Une fois l'apprentissage effectué est fini, les poids ne sont plus modifiés, ce qui correspond à la structure optimale de RNA.

III.4.3. Apprentissage par l'algorithme de Levenberg Marquardt

D'un autre côté, et en vue d'une comparaison avec les performances obtenues avec la méthode précédente de rétro propagation, l'entraînement du système sera maintenant effectué par la méthode de Levenberg Marquardt.

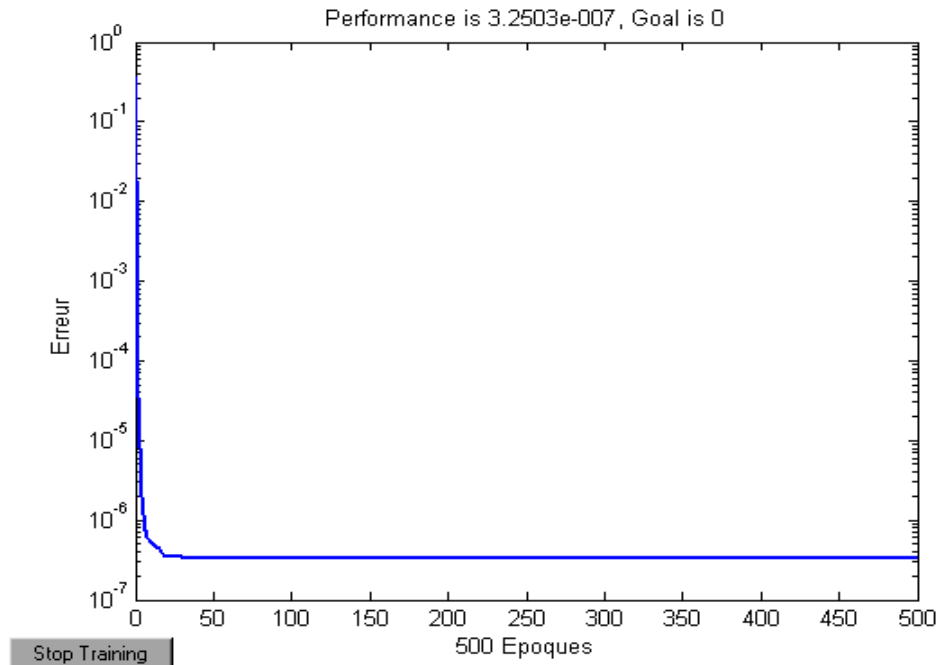


Fig.III.14 : Erreur d'apprentissage pendant l'entraînement du réseau de neurone (en utilisant la méthode de Levenberg Marquardt).

Les résultats obtenus montrent clairement que l'erreur visée a été atteinte par cette méthode avec une grande vitesse de convergence et à une grande capacité d'approximations. Pour cette raison, nous allons adopter cet algorithme pour la suite du travail

III.4.4. Validation "Capacité de généralisation"

L'évaluation de la capacité de généralisation du réseau est réalisée sur la base de validation, en utilisant des couples entrée-sortie n'appartenant pas à la base d'apprentissage. C'est-à-dire après avoir effectué l'apprentissage et avoir trouvé les poids du réseau nécessaires au calcul des propriétés, il faut estimer l'erreur sur la base de test (données qui n'ont pas été utilisés dans la base d'apprentissage) pour évaluer la capacité de généralisation du réseau.

Le système photovoltaïque utilisé est composé des blocs suivants :

Un générateur photovoltaïque, un hacheur boost, une, un régulateur de courant, un régulateur de tension et un contrôleur MPPT neuronal

III.5.Simulation

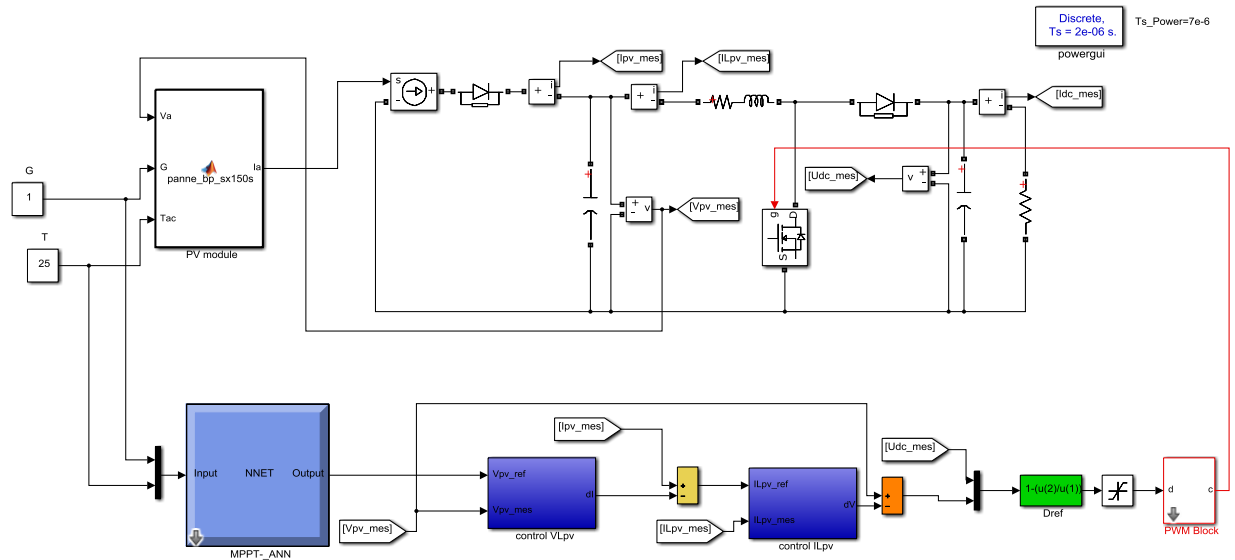


Fig.III.15 : Schéma synoptique d'un système photovoltaïque doté d'un contrôleur neuronal MPPT sous Simulink.

III.5.1. Résultats de simulation de l'application de l'approche MPPT neuronale

Dans le but de visualiser la position du point de puissance maximale par la méthode de commande par réseaux de neurones artificiels, une simulation est effectuée pour une température et un ensoleillement constants, c'est-à-dire une température égale à 25°C et un ensoleillement égale à 1000W/m².

La Fig. (III.16) et la Fig. (III.17) montre la variation de la puissance du module et de la tension du module V_{pv} en fonction du temps.

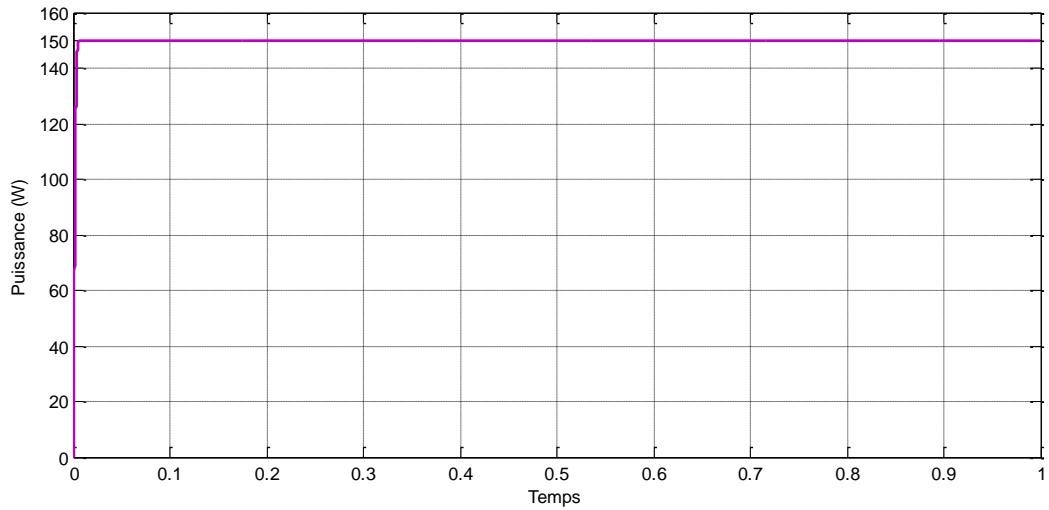


Fig. III.16: Variation de la puissance du module du module pour un ensoleillement de 1000W/m² et une température de 25°C.

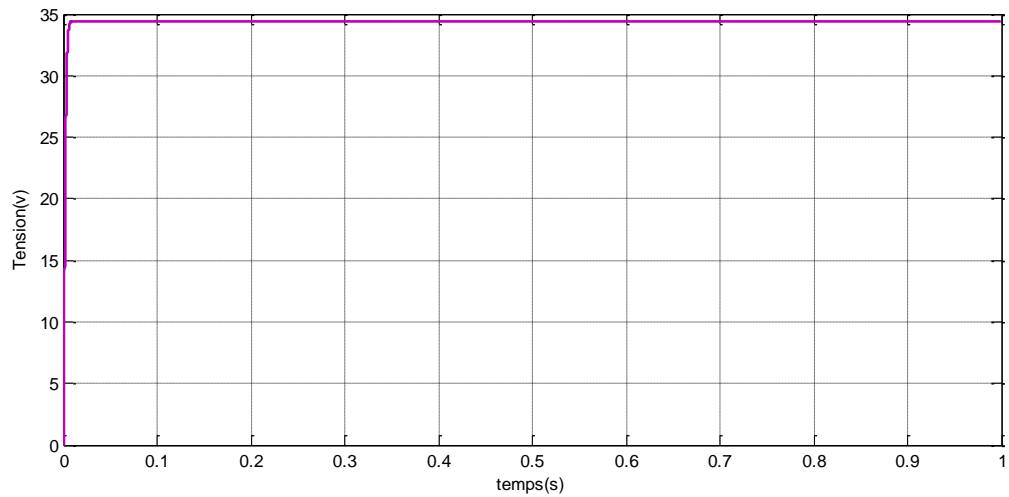


Fig. III.17: Variation de la tension du module pour un ensoleillement de 1000W/m² et une température de 25°C.

Changement de l'irradiation

La fig.(III.18) nous montre clairement l'efficacité de contrôleurs MPPT neuronal dans la poursuite du point de la puissance maximale pour les différents changements de l'irradiation représenté dans la figure .

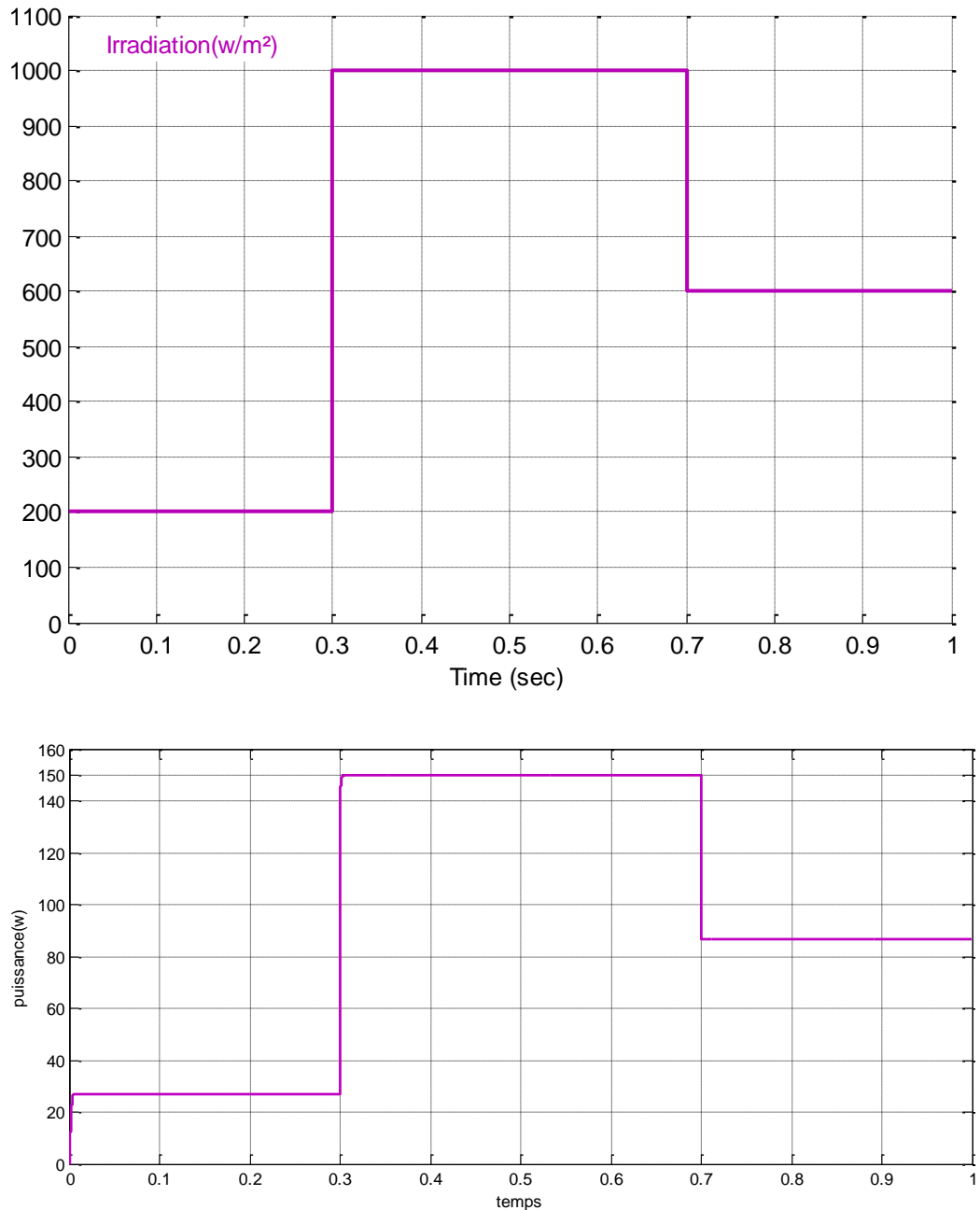


Fig. III.18 : Réponse du système PV aux changements de l'irradiation.

III.6. Comparaison des résultats des techniques de commande (neuronal, P&O)

Dans ce test, la température et l'ensoleillement sont maintenus constantes. On prend les valeurs des conditions standards : la température=25°C et l'ensoleillement=1000W/m².

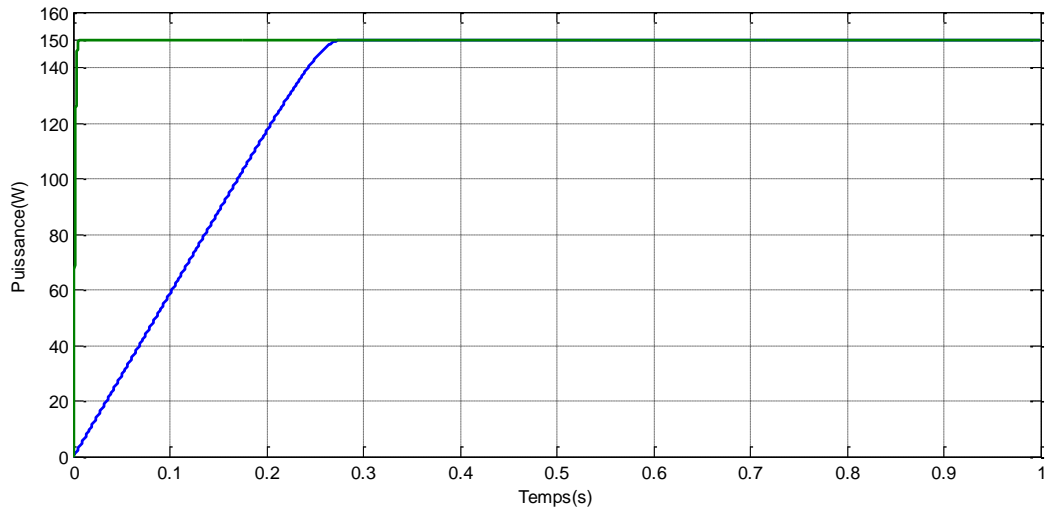


Fig.III.19: Variation de la puissance du panneau en régime permanent avec les contrôleurs neuronal et P&O (T=25°C, G=1000w/m²).

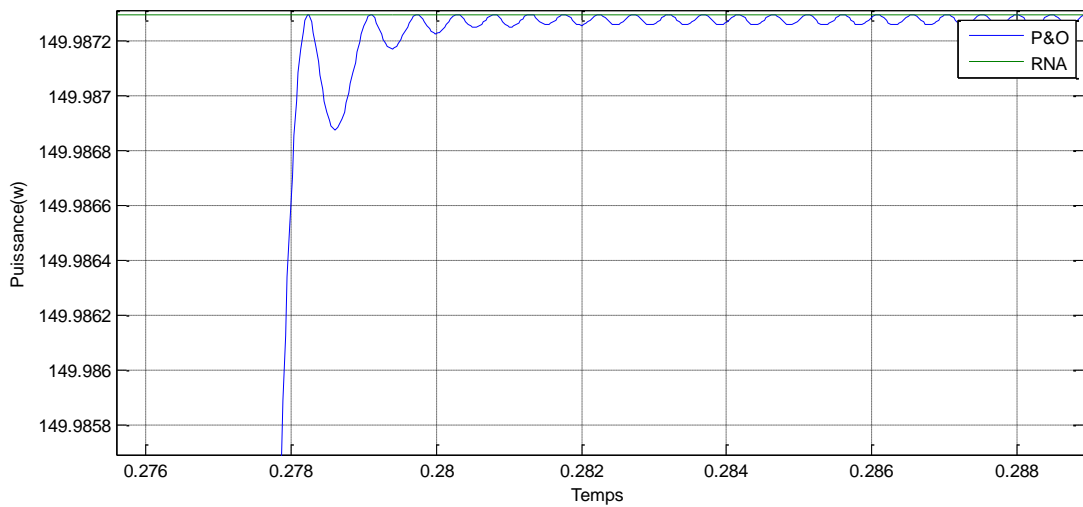


Fig.III.20: zoome de la Fig.III.19.

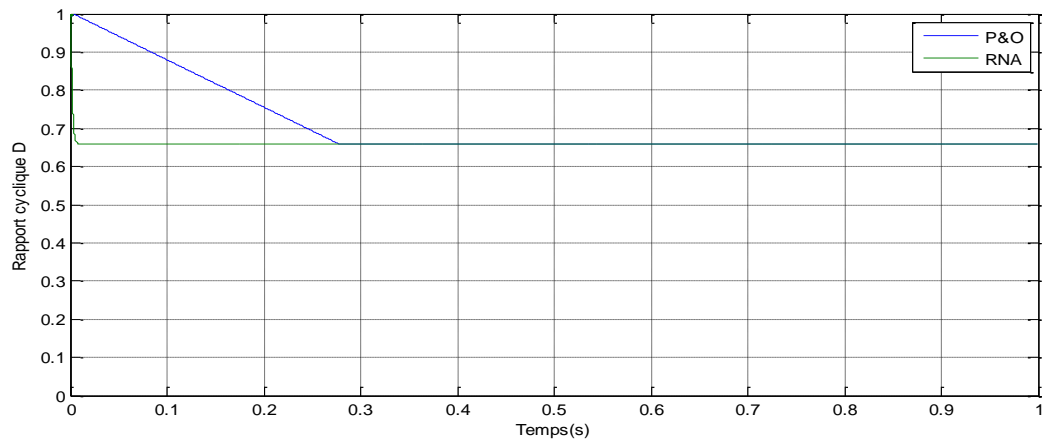


Fig.III.21: Variation de la commande D en régime permanent avec les contrôleurs MPPT neuronal et P&O ($T=25^{\circ}\text{C}$, $G=1000\text{w}/\text{m}^2$).

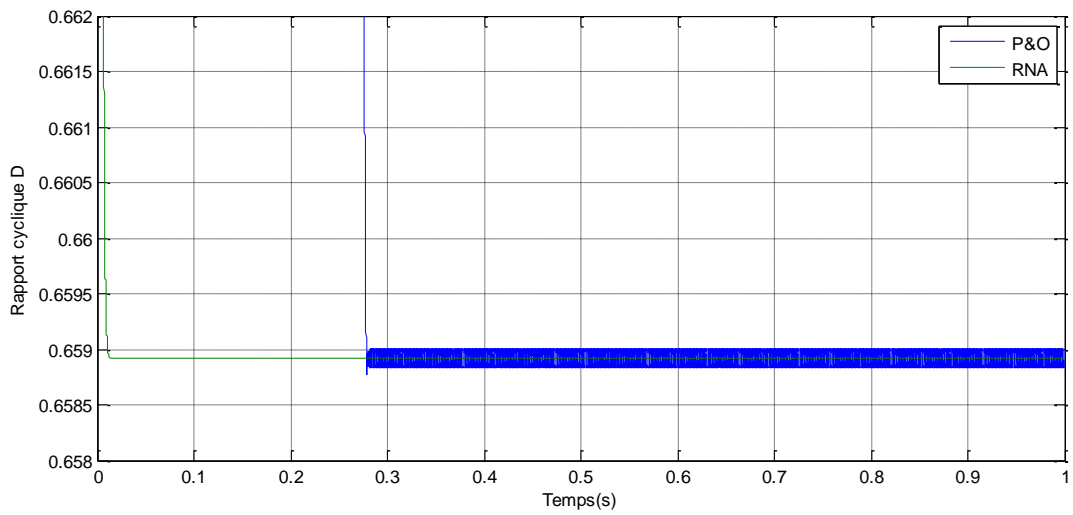


Fig.III.22: zoom de la Fig.III.21.

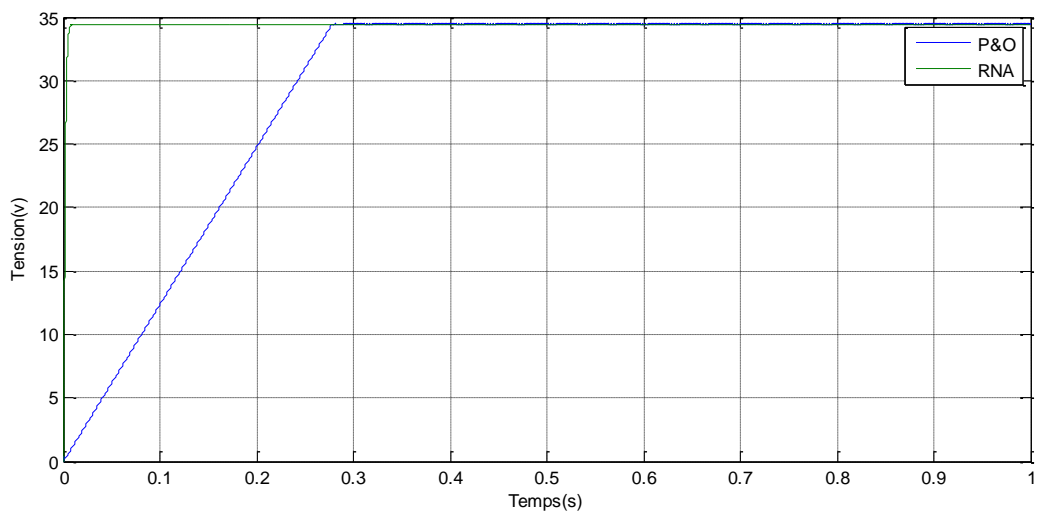


Fig.(III.23): Variation de la tension du module V_{pv} , avec les contrôleurs MPPT neuronal et P&O ($T=25^{\circ}\text{C}$, $G=1000\text{w}/\text{m}^2$)

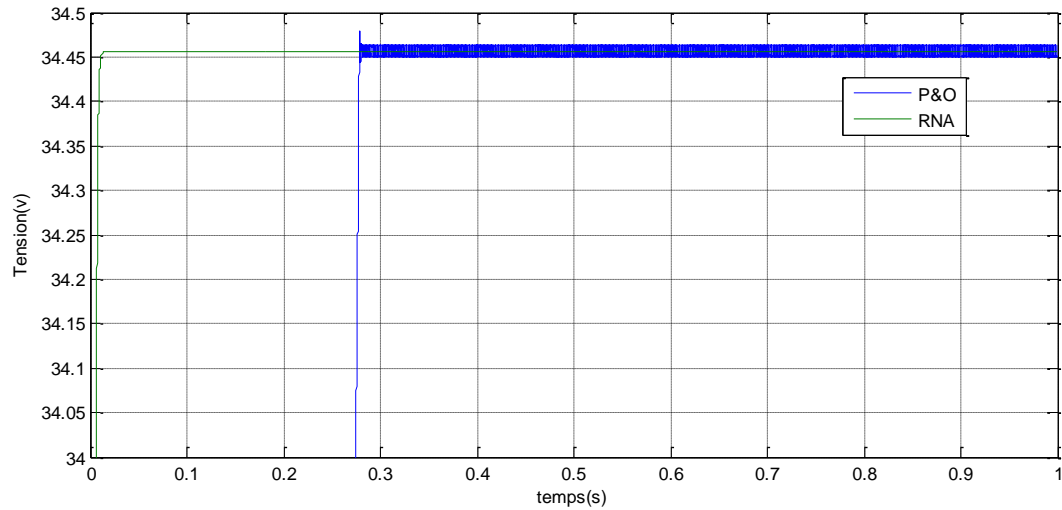


Fig.III.24 : zoom de la Fig.III.23

III.7 CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous présentons un aperçu des systèmes biologiques et simulation de neurones artificiels et comment ils fonctionnent

Ensuite, on compare le travail des réseaux neuronaux (ANN) et P&O dans le contrôle MPPT

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

Conclusion générale

La conversion photovoltaïque de l'énergie solaire est une des alternatives qui, depuis l'avènement des grands programmes spatiaux, a montré sa grande souplesse et son aptitude à fonctionner en milieu hostile. Il s'agit d'une solution intéressante aux moyens de productions conventionnels.

Pour assurer le fonctionnement d'un générateur photovoltaïque à son point de puissance maximale, des contrôleurs MPPT sont souvent utilisés. Ces contrôleurs sont destinés 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 méthodes classiques Perturbation et Observation (PetO), et les réseaux de neurones, 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 l'efficacité de cette dernière. L'utilisation de l'approche RNA a permis une génération automatique des règles d'intelligence artificielle

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, les réseaux de neurones avec leurs capacités à s'adapter à des situations inconnues par le biais de l'apprentissage. Les résultats obtenus lors de notre travail encouragent la poursuite des recherche dans ce domaine.

ANNEXES



bp solar

BP SX 150

150-Watt Multicrystalline
Photovoltaic Module

BP Solar's SX series provides cost-effective photovoltaic power for general use, operating DC loads directly or, in an inverter-equipped system, AC loads. The SX 150 is one of the largest products in this series, providing 150 watts of nominal maximum power. With 72 cells in series, it charges 24V batteries (or multiples of 24V) efficiently in virtually any climate. It is used primarily in utility grid-supplemental systems, telecommunications, remote villages and clinics, pumping, and land-based aids to navigation. Electrical output is via cables terminated with installation-speeding polarized connectors.

This product is available as the SX 150S module, with a clear anodized frame; and as a frameless laminate, the SX 150L.

Proven Materials and Construction

BP Solar's quarter-century of field experience shows in every aspect of SX 150 construction and materials:

- 72 multicrystalline silicon solar cells in series;
- Polarized weatherproof DC-rated plug-and-socket connectors provide reliable low-resistance connections, eliminate wiring errors, and speed installation;
- SX 150S frame strength exceeds requirements of certifying agencies;
- Cells are laminated between sheets of ethylene vinyl acetate (EVA) and high-transmissivity low-iron 3mm tempered glass.



DC Connectors

Limited Warranties

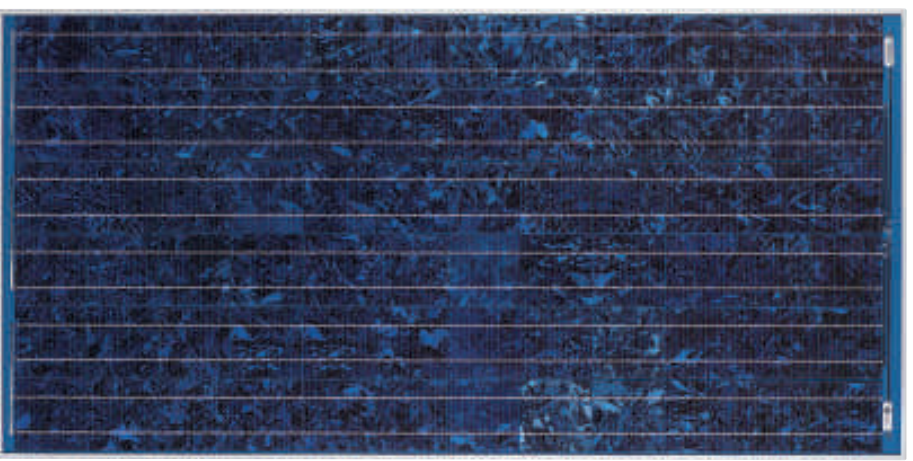
- Power output for 20 years;
 - Freedom from defects in materials and workmanship for 2 years.
- See our website or your local representative for full terms of these warranties.



Clear-Anodized Universal Frame

Quality and Safety

- Manufactured in ISO 9001-certified factories;
- SX 150S is listed by Underwriters Laboratories for electrical and fire safety (Class C fire rating);
- SX 150S is certified by TÜV Rheinland as Class II equipment and for use in systems with voltage up to 1000 VDC;
- SX 150S complies with the requirements of IEC 61215, including:
 - repetitive cycling between -40°C and 85°C at 85% relative humidity;
 - simulated impact of 25mm (one-inch) hail at terminal velocity;
 - 2200 VDC frame/cell string isolation test;
 - static loading, front and back, of 2400 pascals (50 psf); front loading (e.g. snow) of 5400 pascals (113 psf).



BP SX 150S



Mechanical Characteristics

Weight

SX 150S	15.0 kg (33.1 pounds)
SX 150L	12.4 kg (27.3 pounds)

Dimensions

SX 150S: See drawing

SX 150L: 1580(62.2) x 783(30.8) x 19(0.75)

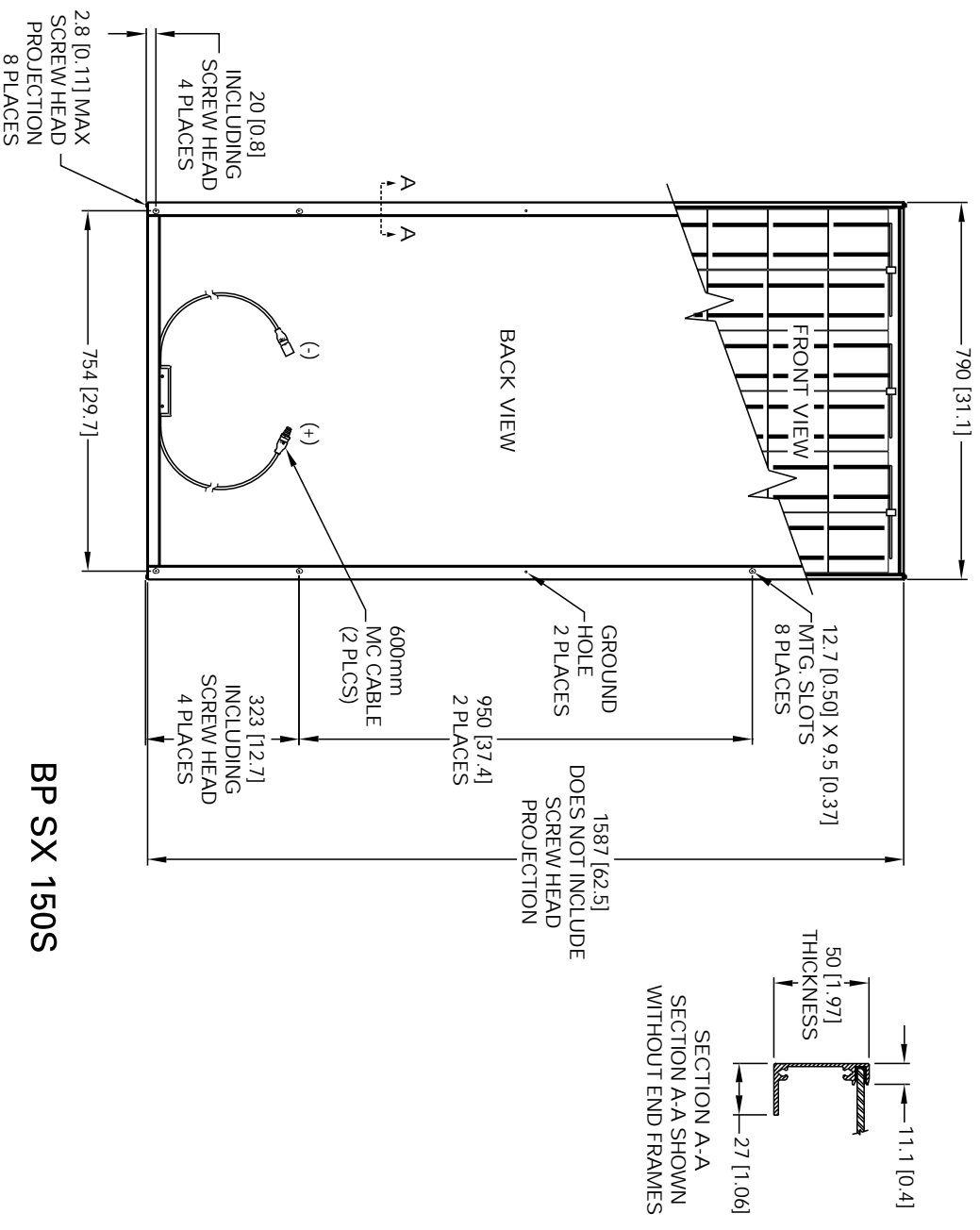
Dimensions in brackets are in inches.

Unbracketed dimensions are in millimeters

Overall tolerances $\pm 3\text{mm}$ (1/8")

Output

600mm long RHW, AWG #12 (4mm²) 2-conductor cable with weatherproof polarized connectors



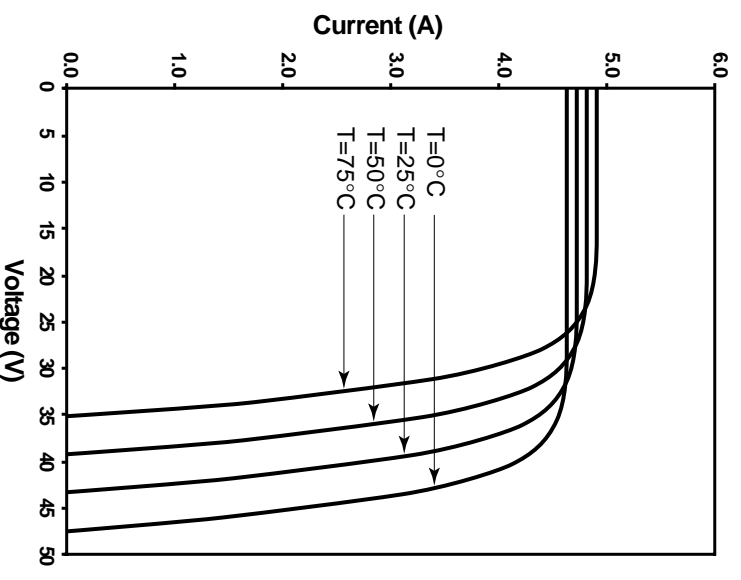
Electrical Characteristics¹

	SX 150	SX 140 ²
Maximum power (P_{max}) ³	150W	140W
Voltage at P_{max} (V_{mp})	34.5V	34.0V
Current at P_{max} (I_{mp})	4.35A	4.11A
Warranted minimum P_{max}	140W	130W
Short-circuit current (I_{sc})	4.75A	4.5A
Open-circuit voltage (V_{oc})	43.5V	42.8V
Maximum system voltage ⁴	600V	
Temperature coefficient of I_{sc}	(0.065±0.015)%/°C	
Temperature coefficient of V_{oc}	– (160±20)mV/°C	
Temperature coefficient of power	– (0.5±0.05)%/°C	
NOCT ⁵	47±2 °C	

Notes

- These data represent the performance of typical SX 150 and SX 140 modules and laminates as measured at their output connectors. The data are based on measurements made in accordance with ASTM E1036 corrected to SRC (Standard Reporting Conditions, also known as STC or Standard Test Conditions), which are:
 - illumination of 1 kW/m² (1 sun) at spectral distribution of AM 1.5 (ASTM E892 global spectral irradiance);
 - cell temperature of 25°C.
- The power of solar cells varies in the normal course of production; the SX 140 is assembled using cells of slightly lower power than the SX 150.
- During the stabilization process, which occurs during the first few months of deployment, module power may decrease approximately 3% from typical P_{max} .
- U.S. NEC rating.
- The cells in an illuminated module operate hotter than the ambient temperature. NOCT (Nominal Operating Cell Temperature) is an indicator of this temperature differential, and is the cell temperature under Standard Operating Conditions: ambient temperature of 20°C, solar irradiation of 0.8 kW/m², and wind speed of 1m/s.

BP SX 150 I-V Curves





This publication summarizes product warranty and specifications, which are subject to change without notice and should not be used as the definitive source of information for final system design. Additional warranty and technical information may be found on our website www.bpsolar.com or may be obtained from your local representative.



Printed on recycled paper with vegetable based inks.

Bibliographiques

Bibliographiques

- [1] TRAHI Fatiha. «Prédiction de l'irradiation solaire globale pour la région de Tizi-Ouzou par les réseaux de neurones artificiels. Application pour le dimensionnement d'une installation photovoltaïque pour l'alimentation du laboratoire de recherche lampa.» mémoire de magister en électronique Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou 2011.
- [2] R.M.erahi-CHENNI «amélioration de la commande P&O par une détection synchrone du courant de batterie» Revue de ICESD,P(113-121) 2011.
- [3] A. AZIZ, « Propriétés Electriques des Composants Electroniques Minéraux et Organiques, Conception et Modélisation d'une Chaîne Photovoltaïque Pour une Meilleure Exploitation de l'Energie Solaire », Thèse de Doctorat, Université Paul Sabatier, Toulouse III, France, 2006.
- [4] OUMNAD, « Electronique Fondamentale», Ecole Mohammadia des Ingénieurs, Site Internet, <http://z.oumnad.123.fr>.
- [5] C. Hua and C. Shen, « Comparative study of peak power tracking techniques for solar storage system », IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition, 15-19 February, Anaheim, CA, USA, 1998.
- [6] P. ROUX, « Théorie générale simplifiée des semi-conducteurs », Site Internet <http://philippe.roux.7.perso.neuf.fr/>.
- [7] Directions régionales de l'industrie, de la Recherche et de l'Environnement, Site Internet <http://www.drire.gouv.fr/alsace/surete/didactique/atome.htm>
- [8] R. C. Neville, « Solar Energy Conversion: The Solar Cell » Studies in Electrical and Electronic Engineering. Elsevier Scientific Publishing Company, Vol 1, New York, N. Y, 1978.
- [9] C. R. Sullivan and M. J. Powers, « High-efficiency maximum power point tracker for photovoltaic arrays in a solar-powered race vehicle », The 1993 IEEE 24th Annual Power Electronics Specialists Conference, PESC Record, pp 574-580, Seattle, WA, USA, 1993.
- [10] J. D. Van Wyk and J. H. Enslin, « A study of a wind power converter with microcomputer based maximal power control utilizing an over synchronous electronic scherbius cascade », IEEE International Power Electronics Conference (IPEC-83), Vol 1, pp 766-777, Tokyo, 1983.

Bibliographiques

- [11] Z. BENDJELLOULI, « Contribution à la Modélisation d'une Cellule Solaire », Mémoire de Magistère, Université de Bechar, Algérie, 2009.
- [12] M. ANGEL CID PASTOR, « Conception et Réalisation de Modules Photovoltaïques Electroniques », Thèse de Doctorat, Institut National des Sciences Appliquées de Toulouse, France, 2006.
- [13] A. Mezache and F. Soltani, « A novel threshold optimization technique for CFAR detection in weibull clutter using fuzzy-neural network », IEEE International Conference on Signal Processing and Communications (ICSPC 2007) Dubai, United Arab Emirates, 24-27 November 2007.
- [14] M. DJARALLAH, « Contribution à l'Etude des Systèmes Photovoltaïques Résidentiels Couples Au Réseau Electrique » Thèse de Doctorat, Université de Batna, Algérie, 2008.
- [15] M. L. LOUAZENE, « Etude Technico-Economique d'un Système de Pompage Photovoltaïque Sur le Site de Ouargla » Mémoire de Magister, Université El Hadj Lakhdar de Batna, Algérie, 2008.
- [16] H. FATIHA et R. AICHA « Modélisation et simulation d'un système photovoltaïque » Thèse master académique en Electrotechnique Université kasdi merbah ouargla 2014
- [17] C. CABAL, « Optimisation Energétique de l'Etage d'Adaptation Electronique Dédie à la Conversion Photovoltaïque », Thèse de Doctorat, Université Paul Sabatier, Toulouse III, France, 2008
- [18] S. A. TADJER, « Etude d'un Système de Compensation d'Harmonique En Utilisant un Générateur Photovoltaïque », Mémoire de Magister, Université Mouhamed Bougara- Boumerdes, Algérie, 2008.
- [19] Z. M. Salameh, M. A. Casacca, and W. A. Lynch, « A mathematical model for lead-acid batteries », IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol 7, N°1, pp 93-98, 1992.
- [20] Daniel Hart « power electronics » McGraw-Hill.
- [21] Bisker et Chiri « Commande d'un Système Photovoltaïque en mode Isolé et en mode Connecté au Réseau » Projet de fin d'études, École Nationale Polytechnique, Alger, Juin 2012

Bibliographiques

- [22] K.J. Åström ,T. Hägglund, C.C. Hang and W.K. Ho, « Automatic tuning and adaptation for PID controllers - a survey», *Journal of Control Engineering Practice*. Vol 1, Issue 4, pp 699–714, 1993.
- [23] R. Tahar «Application de l'intelligence artificielle au problème de la stabilité transitoire des réseaux électriques», thèse magister.
- [24] C. Touzet, «Le réseaux de neurones artificielles. Introduction et connexionnisme » livre PDF, 1992.
- [25] L. MELAKHESSOU, « Contrôle et identification des systèmes non linéaires par les techniques neuronales », Mémoire de magister, université el-hadj lakhdar, Algérie, 2005.
- [26] A. LEMMOU, K. BELLAKHDAR and A. LEDJEDEL, « Identification et commande des systèmes non linéaires », Mémoire d'ingénieur en électronique, université de m'sila, Algérie, 2011.
- [27] T. Mrabti, M. El Ouariachi, K. Kassmi and B. Tidhaf, « Characterization and Modeling of the Optimal Performances of the Marketed Photovoltaic Panels », *Moroccan Journal of Condensed Matter MJCM*, Vol. 12, Issue 1, pp. 7 – 13, 2010.
- [28] K. Levenberg, « A method for the solution of certain nonlinear problems in least squares », *Quart. Appl. Math.* Vol 2, pp 164–168, 1944.
- [29] S. Vijander , I. Gupta , H.O. Gupta , « ANN-based estimator for distillation using Levenberg–Marquardt approach », *Journal of Engineering Applications of Artificial Intelligence* ,Vol 20, Issue 2, pp249–259, 2007.

ملخص:

الهدف من هذا العمل هو حساب وتعقب نقطة الاستطاعة العظمى (MPPT) في النظام الكهروضوئي وفق آلية الذكاء الاصطناعي "الشبكة العصبية الاصطناعية"

في هذا العمل قمنا بأخذ المولد الكهروضوئي ذو الصنف BP SX150S المنتج في الشروط النظامية للتجربة ذو استطاعة قصوى 150 واط وتيار 4.35 أمبير و جهد 34.5 فولط. نتائج المحاكاة المتحصل عليها تمت بواسطة Matlab/Simulink الكلمات المفتاحية : مولد كهروضوئي، تحكم بنقطة الاستطاعة القصوى، تشويش وملاحظة، محول رافع، نقطة الاستطاعة القصوى العصبونية .

Résumé :

L'objectif visé dans ce travail est le calcul et le suivi du point de puissance maximum (MPPT) pour un système photovoltaïque fonctionne selon le mécanisme d'intelligence artificielle "réseau de neurone artificielle". Dans notre travail, on a conçu un système PV où le générateur PV est le module BP SX150S produisant dans les conditions standards de test (CST), une puissance crête de 150W, un courant optimal de 4.35 A et une tension optimale de 34.5V. Les résultats de simulation obtenus sous Matlab/Simulink

Mots clés : GPV, commande MPPT, P&O, hacheur boost, MPPT neuronale.

Abstract:

The objective in this work is calculated and follow the maximum power point tracking (MPPT) for a photovoltaic system works on the mechanism of artificial intelligence "artificial neural network". In our work, we designed a PV system where the PV generator is the BP Module SX150S occurring in standard test conditions (STC), a peak power of 150W, an optimal current 4.35 A and a maximum voltage of 34.5V. The simulation results obtained with Matlab / Simulink

Key words: GPV, MPPT command, P&O, boost converter, MPPT neuronal.