


République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Mouloud Mammeri Tizi-Ouzou
Faculté de Génie Electrique et d'Informatique
Département d'Electrotechnique



Mémoire préparé par

MAZED EL-HANIN

Pour l'obtention du diplôme d'Ingénieur d'Etat en Electrotechnique
Option : Réseaux Electriques

Thème :

**Commande MPPT basée sur les informations fournies par
les cellules de contrôle photovoltaïques et les réseaux de
neurones artificiels**

Travail mené au Centre de Développement des
Energies Renouvelables CDER, Bouzaréah, Alger

Promoteur : B. AMROUCHE
Co-Promoteur : F. BITAM-MEGHERBI

Promotion 2008



REMERCIEMENTS

Avant tout, je tiens à remercier vivement Mademoiselle AMROUCHE, Attachée de Recherche au Centre de Développement des Energies Renouvelables (CDER), pour avoir dirigé mon projet et mis à ma disposition la documentation qui m'était nécessaire et ce malgré ses occupations.

Je remercie aussi ma Co-promotrice Madame MEGHERBI, Maître de conférences au Département d'Electrotechnique de la Faculté de Génie Electrique et d'Informatique, pour sa participation au projet et l'aide qu'elle m'a fournie.

Je remercie les enseignants du département qui m'on aidé pour arriver jusque là.

Je remercie mes parents, toute ma famille et mes amis.

Je remercie tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à l'élaboration de ce travail.



DEDICACES

Je dédie ce modeste travail auquel je tiens énormément à :

- *L'âme de ma grand- mère, que Dieu la mette dans son vaste paradis,*
- *Mes chers parents,*
- *Mes sœurs,*
- *Toute ma famille et mes amis.*

SOMMAIRE

SOMMAIRE

	Résumé	
	Introduction générale	1
1	Chapitre I : Généralités sur les systèmes photovoltaïques.	3
1.1	Introduction	3
1.2	Les énergies renouvelables	3
1.3	Les différents types d'énergies renouvelables	4
a	L'énergie éolienne	4
b	L'énergie géothermique	5
c	La biomasse	5
d	L'énergie solaire thermique	5
e	L'énergie solaire photovoltaïque	6
1.4	L'effet Photovoltaïque	7
1.5	Les systèmes photovoltaïques	7
1.6	Le générateur photovoltaïque	9
1.7	La poursuite du point de puissance maximale.....	13
1.8	Avantages et inconvénients de l'énergie photovoltaïque (système fixe)	13
1.9	Conclusion	14
2	Chapitre II : Les méthodes de poursuite du point de puissance maximale	16
2.1	Introduction	16
2.2	Principe de la poursuite du point de puissance maximale	17
2.2.1	Philosophie du MPPT.....	17
2.3	Les principales techniques de poursuite de PPM.....	18
2.3.1	Algorithme de contrôle MPPT adaptatif	18
2.3.2	Algorithme Perturbation et Observation simple (P and O simple)	19
2.3.3	Algorithme de l'incrément de conductance	22
2.3.4	Méthodes MPPT par contre réaction de tension	25
2.3.5	Méthode de calcul de la tension de référence fixe $V_{ref} = V_{moy}$	26
2.3.6	Méthode de calcul de la tension de référence en fonction de V_{oc}	26
2.4	Conclusion	26

	Chapitre III: Les réseaux de neurones artificiels	
3	Introduction	27
3.1	Le neurone biologique	27
3.2	Neurone Artificiel	27
3.3	Caractéristiques des réseaux de neurones artificiels	29
3.4	Classification des réseaux de neurones	33
3.5	Le Perceptron	33
3.5.1	Les perceptrons multicouches (PMC)	34
3.5.2	Les réseaux récurrents	35
3.5.3	Construction d'un réseau de neurones	36
3.6	Calcul de la sortie d'un réseau de neurones	38
3.7	L'apprentissage des réseaux de neurones	38
3.8	Apprentissage supervisé	38
3.8.1	Apprentissage par renforcement	39
3.8.2	Apprentissage non supervisé	39
3.8.3	Techniques d'apprentissage des réseaux de neurones artificiels	39
3.9	L'algorithme de rétropropagation du gradient	40
3.9.1	Application des réseaux de neurones artificiels	40
3.10	Conclusion	44
3.11	Chapitre IV: La méthode MPPT neuronale	44
4	Introduction	45
4.1	Principe de la méthode MPPT proposée	45
4.2	Relation entre les données fournies par les cellules de contrôle et le PPM	45
4.2.1	L'identification du PPM à base de RNA	46
4.2.2	Apprentissage du RNA	47
4.2.3	Validation du modèle neuronal	48
4.2.4	Simulation de l'identification du PPM à base de RNA	51
4.2.5	Conclusion	52
4.3	Conclusion générale	55
	Bibliographie	56
		57

Résumé

Résumé

Les méthodes de poursuite du point de puissance maximale (MPPT) sont utilisées dans les systèmes photovoltaïques afin de maximiser la puissance électrique fournie par le générateur photovoltaïque. Dans ce travail, nous présentons un algorithme de commande à base de neurones, dont le rôle consiste à identifier le point de puissance maximale (PPM) en fonction des informations fournies par les cellules de contrôle ; à savoir le courant de court-circuit et la tension en circuit ouvert. L'efficacité de l'algorithme proposé est prouvée par les résultats de simulation encourageants obtenus.

Mots clé : Système photovoltaïque (PV), point de puissance maximale (PPM), poursuite du point de puissance maximale (MPP), réseaux de neurones artificiels (RNA), cellules de contrôle.

Abstract

Maximum power point tracking methods (MPPT) are used in photovoltaic systems to maximize the electrical power supplied by the photovoltaic generator. In this work, we present an artificial neural networks algorithm, whose role is to identify the maximum power point (MPP) based on information provided by the control cells; the short-circuit and open circuit voltage. The effectiveness of the proposed algorithm is proved by the simulation results achieved so far.

Keywords: photovoltaic system, maximum power point, maximum power point tracker, artificial neural networks (ANN), control cells.

Introduction Générale

La production d'énergie est un défi de grande importance pour les années à venir. En effet, les besoins énergétiques des sociétés industrialisées ne cessent d'augmenter. Par ailleurs, les pays en voie de développement auront besoin de plus en plus d'énergie pour mener à bien leur développement. De nos jours, une grande partie de la production mondiale d'énergie est assurée à partir de sources fossiles. La consommation de ces sources donne lieu à des émissions de gaz à effet de serre et donc une augmentation de la pollution. Le danger supplémentaire est qu'une consommation excessive du stock de ressources naturelles réduit les réserves de ce type d'énergie. L'objectif de cette directive est la promotion et l'exploitation à l'avenir du potentiel des sources d'énergie renouvelable.

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

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

La caractéristique I-V du GPV dépend du niveau d'éclairement et de la température de la cellule ainsi que du vieillissement de l'ensemble. De plus, le point de fonctionnement du GPV dépend directement de la charge qu'il alimente. Afin d'extraire en chaque instant le maximum de puissance disponible aux bornes du GPV, un étage d'adaptation est

introduit entre le générateur photovoltaïque et la charge pour coupler les deux éléments le plus parfaitement possible. Les conditions de travail étant variables, le rôle de cet étage d'adaptation consiste à poursuivre le point de puissance maximale qui se trouve à son tour variable et instable. Pour ce, plusieurs algorithmes dits MPPT de “*maximum power point tracker*” ont été développés et exploités pour assurer cette tâche.

Dans notre travail, nous tentons d'exploiter les informations fournies par les cellules photovoltaïques dites de contrôle afin de déterminer les coordonnées du point de puissance maximale correspondant aux conditions de travail en temps réel. L'idée de base consiste à utiliser les réseaux de neurones artificiels pour pouvoir faire la correspondance entre les deux plans de grandeurs ; les informations fournies par les cellules de contrôle et les coordonnées du MPPT.

Pour la présentation de notre travail, nous avons choisi de diviser son contenu en quatre chapitres. Dans le premier chapitre, nous rappelons les généralités sur les énergies renouvelables d'une manière générale, et les systèmes photovoltaïques de façon particulière, afin de pouvoir exposer le problème de la poursuite du point de puissance maximale.

Le deuxième chapitre est consacré à la présentation des plus importantes techniques MPPT ;

Dans le troisième chapitre, seront présentés les principes fondamentaux des réseaux de neurones artificiels, définitions, types, caractéristiques, modes d'apprentissage, et applications.

Le dernier chapitre est consacré à l'étude de la commande MPPT à base de réseaux de neurones artificiels. Le principe de cette commande, les résultats de simulation ainsi que leur interprétation seront présentés pour aboutir à une conclusion générale.

CHAPITRE I :

Généralités sur les Systèmes Photovoltaïques

1.1 Introduction

Sans énergie, notre monde ne pourrait fonctionner. En effet, l'homme, les machines et la nature en ont tous besoin. La demande totale d'énergie dans le monde s'accroît proportionnellement à la croissance démographique, à la disponibilité limitée des sources d'énergie et aux coûts sociaux et environnementaux de l'approvisionnement d'énergie. Mais, en principe, nous disposons de suffisamment d'énergie. Le soleil fournit une énergie lumineuse colossale à la Terre (10.000 fois l'énergie nécessaire). Le problème réside en ce que la forme sous laquelle nous recevons l'énergie n'est pas nécessairement celle sous laquelle elle est utilisable. C'est pourquoi, nous devons utiliser des processus de conversion de l'énergie. Par exemple, les cellules solaires photovoltaïques permettent de convertir l'énergie lumineuse du soleil en énergie électrique. L'appauvrissement des sources énergétiques traditionnelles (pétrole...) dû à une utilisation accrue de celles-ci et l'augmentation considérable du prix du pétrole, ... entraînent que l'étude des énergies renouvelables revêt une importance cruciale pour les années à venir. Les énergies renouvelables utilisables actuellement sont l'énergie hydraulique, l'énergie thermique, l'énergie éolienne, la géothermie, l'énergie photovoltaïque et la biomasse.

1.2 Les énergies renouvelables

Une énergie renouvelable est une énergie renouvelée ou régénérée naturellement, indéfiniment et inépuisable. Les énergies renouvelables sont issues de phénomènes naturels, réguliers ou constants comme le rayonnement du soleil, le vent, la photosynthèse ainsi que la chaleur interne de la terre.

Le caractère renouvelable d'une énergie dépend de la vitesse à laquelle la source se régénère, mais aussi de la vitesse à laquelle elle est consommée. Ainsi, le bois est-il une énergie renouvelable tant qu'on abat moins d'arbres qu'il n'en pousse, et que la forêt continue à

jouer ses fonctions écologiques vitales. Le comportement des consommateurs d'énergie est donc un facteur à prendre en compte dans cette définition.

1.3 Les différents types d'énergies renouvelables

a. L'énergie éolienne : L'énergie éolienne est basée sur la transformation de l'énergie cinétique du vent en électricité à l'aide d'une turbine éolienne. Au fur et à mesure que le vent frappe les pales rotoriques de la turbine, ces pales se mettent en rotation forcée et font tourner un arbre fixé à un générateur électrique. Par un processus d'induction, le générateur convertit le mouvement physique de l'arbre rotorique en électricité.

Les systèmes de puissance éolienne sont fortement sensibles à l'endroit et à la position. Dans de nombreux pays en développement, les pouvoirs publics ont compilé des cartes de ressources éoliennes, qui peuvent indiquer si les vitesses du vent dans une zone donnée sont suffisantes pour justifier un investissement dans un système de puissance éolienne. Lorsque de telles cartes ne sont pas disponibles, il faut recueillir des données sur les ressources éoliennes disponibles en mesurant les vitesses du vent au site proposé sur une certaine période.

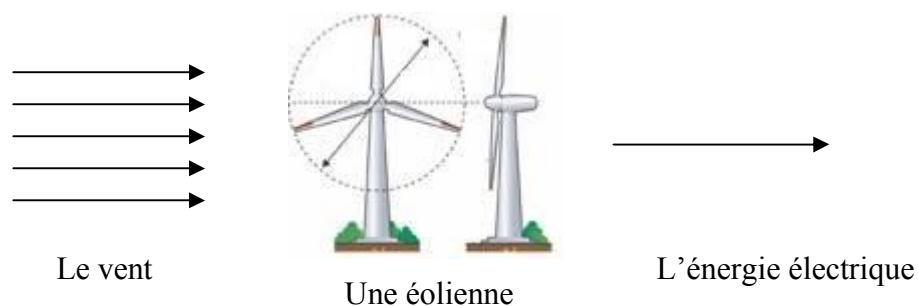


Fig. 1.1 : Principe de l'énergie éolienne.

Les systèmes d'énergie éolienne sont non polluants et aident à réduire la dépendance par rapport aux combustibles fossiles. Même si ces systèmes supposent un investissement initial significatif, les coûts de cycle de durée de vie peuvent être compétitifs par rapport aux sources d'énergie classiques. En général, les turbines éoliennes coûtent moins que leurs homologues solaires équivalentes, bien qu'en termes de génération d'électricité elles présentent plus de restrictions quant aux endroits où on peut les placer.

b. L'énergie géothermique : La géothermie (du grec "Gê", la terre, et "Thermie", la chaleur) consiste à capter la chaleur de la croûte terrestre pour produire du chauffage (température inférieure à 90°) ou de l'électricité (température entre 90 et 150°). La géothermie a pour avantage majeur le fait de ne pas dépendre des conditions atmosphériques (froid, vent, pluie et soleil) étant donné que son principe consiste à récupérer l'énergie gratuite stockée dans le sol, par des capteurs enterrés. C'est une énergie fiable et pérenne dans le temps.

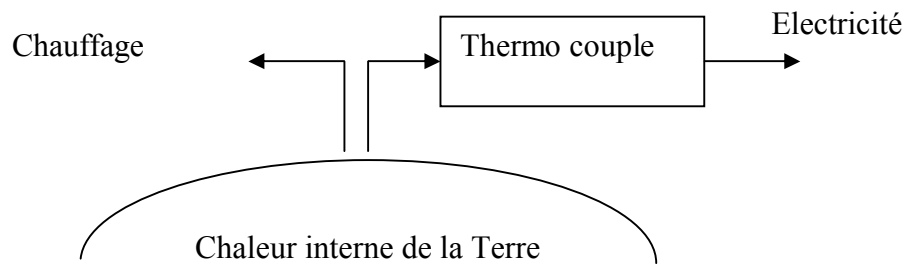


Fig. 1.2 : Principe de l'énergie géothermique.

c. La biomasse : La biomasse (ensemble de la matière végétale) est une véritable réserve d'énergie, captée à partir du soleil grâce à la photosynthèse. La biomasse peut produire de l'énergie par combustion dans une chaudière. Elle peut aussi en produire par méthanisation du biogaz, qui sera converti en énergie. Des procédés permettent aussi la production de biocarburants à partir de colza ou de betteraves (diester, méthanol...)

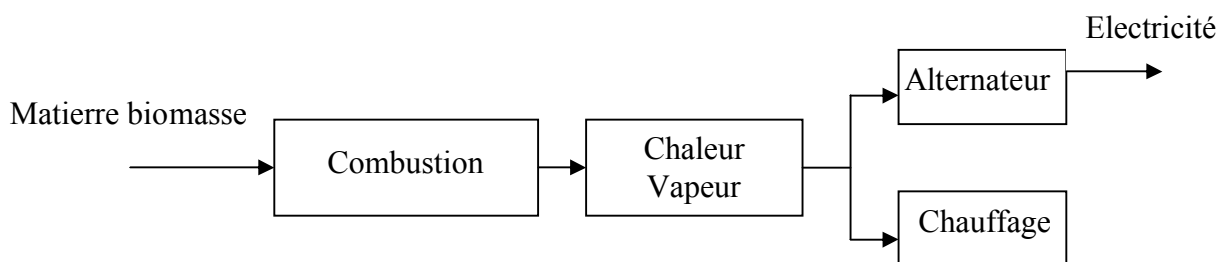


Fig. 1.3 : Exemple de base de chaîne de conversion biomasse.

d. L'énergie solaire thermique : dans le cas de l'énergie solaire thermique, les rayons du soleil, piégés par des capteurs thermiques vitrés, transmettent leur énergie à des absorbeurs métalliques - lesquels réchauffent un réseau de tuyaux de cuivre où circule un fluide caloporteur. Cet échangeur chauffe à son tour l'eau stockée dans un cumulus. L'un des

dispositifs les plus utilisés de cette technologie est le chauffe-eau solaire qui produit de l'eau chaude sanitaire ou du chauffage généralement diffusé par un "plancher solaire direct".

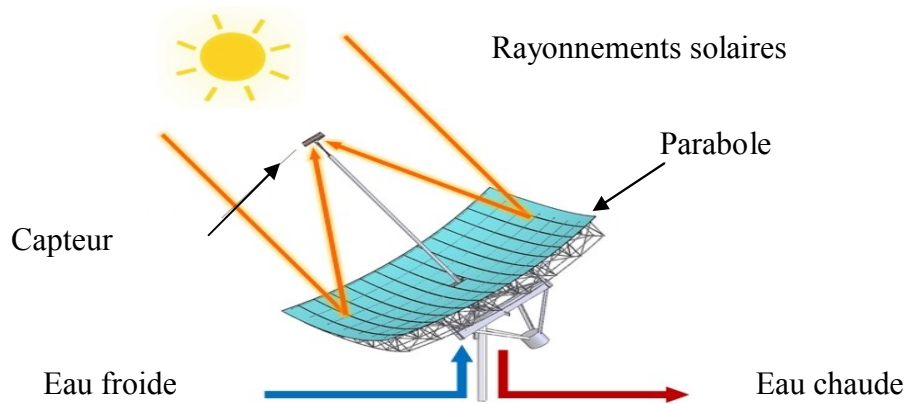


Fig. 1.4 : Exemple d'un système thermique à concentrateur parabolique.

e. L'énergie solaire photovoltaïque : Le terme «énergie solaire» se rapporte à la production d'électricité par le photovoltaïque (photo : lumière, volta : électricité). Le photovoltaïque (PV) est une technologie basée sur les semi-conducteurs qui convertit l'énergie lumineuse en courant continu (CC). Les modules PV, également appelés panneaux solaires, ne contiennent pas de pièces mobiles, ne consomment pas de combustibles classiques et fournissent de l'électricité sans créer de pollution au point de production.

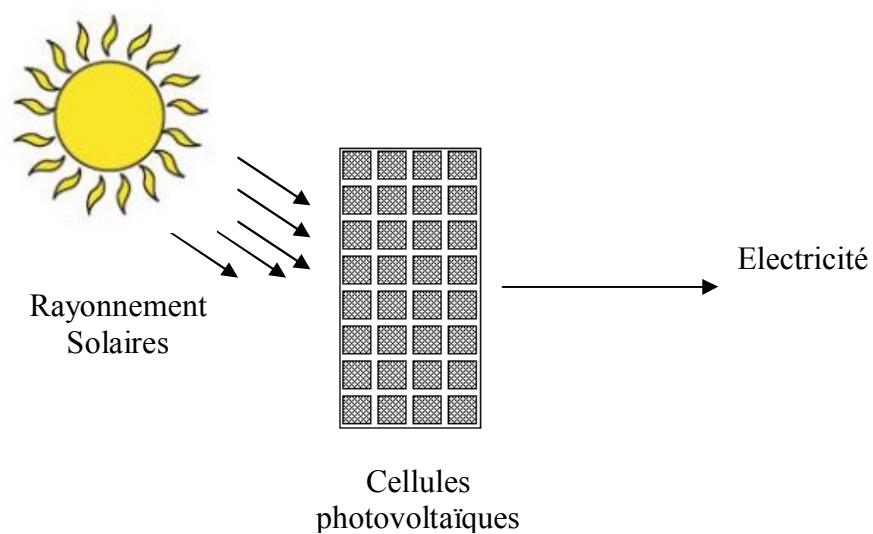


Fig. 1.5 : L'énergie solaire photovoltaïque.

1.4 L'effet Photovoltaïque :

L'effet photovoltaïque fut découvert en 1839 par le Français Edmond Becquerel et permit d'expliquer la génération d'électricité grâce aux rayons du soleil. C'est un phénomène physique propre à certains matériaux appelés "semi-conducteurs". Le plus connu d'entre eux est le silicium utilisé pour les composants électroniques.

Lorsque les "grains de lumière" (les photons) heurtent une surface mince de ces matériaux, ils transfèrent leur énergie aux électrons de la matière. Ceux-ci se mettent alors en mouvement dans une direction particulière, créant ainsi un courant électrique qui est recueilli par des fils métalliques très fins. Ce courant peut être ajouté à celui provenant d'autres dispositifs semblables de façon à atteindre la puissance désirée pour un usage donné : ainsi plusieurs cellules photovoltaïques forment un module et plusieurs modules forment un champ photovoltaïque.

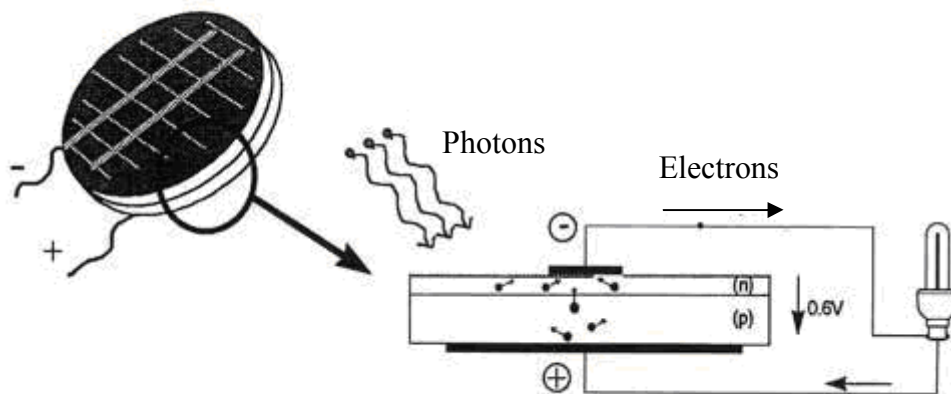


Fig. 1.6 : L'effet photovoltaïque.

1.5 Les systèmes photovoltaïques

Les composants d'un système photovoltaïque dépendent de l'application considérée et de la nature de la charge qui dicte son mode de raccordement avec le générateur photovoltaïque. Ils dépendent également de son autonomie. On peut distinguer :

- Les systèmes raccordés au réseau : Il existe deux possibilités :
 1. Le système alimente l'application de l'utilisateur et fournit l'électricité excédentaire au réseau électrique.

2. Le système injecte toute l'électricité produite par le champ PV directement au réseau électrique.

- Les systèmes autonomes : Ils dépendent totalement du champ photovoltaïque et donc de la présence de l'éclairement du soleil. Il s'agit dans ce cas d'un système dit « au fil du soleil » et comme application courante on peut citer le pompage photovoltaïque. Pour résoudre le problème d'absence d'éclairement, on peut avoir recours à une réserve d'électricité. Le système peut alors puiser l'énergie dans des batteries. Ce genre de systèmes est adapté aux régions éloignées où le raccordement au réseau serait coûteux. Exemples : résidences secondaires en campagne, chalets, refuges, campings, antennes de communication ...etc.
- Les systèmes hybrides Solaire-Éolien : Les systèmes hybrides autonomes sont utilisés le plus souvent dans les applications éloignées demandant une bonne fiabilité de la production électrique ; Néanmoins, ils peuvent convenir à toute application ayant des conditions idéales (ensoleillement élevé, vent, approvisionnement en diesel).

Le choix des composants d'un système photovoltaïque est dicté par l'application (la charge). En effet une charge de type alternatif, nécessite un onduleur. Une application comme le pompage qui s'effectue pendant la journée, c'est-à-dire au même temps que l'existence du rayonnement est adaptée aux systèmes « au fil du soleil ». Une lampe ou un chauffage, fonctionnant lors de l'absence totale ou partielle de l'éclairement nécessite un dispositif de stockage comme la batterie [1].

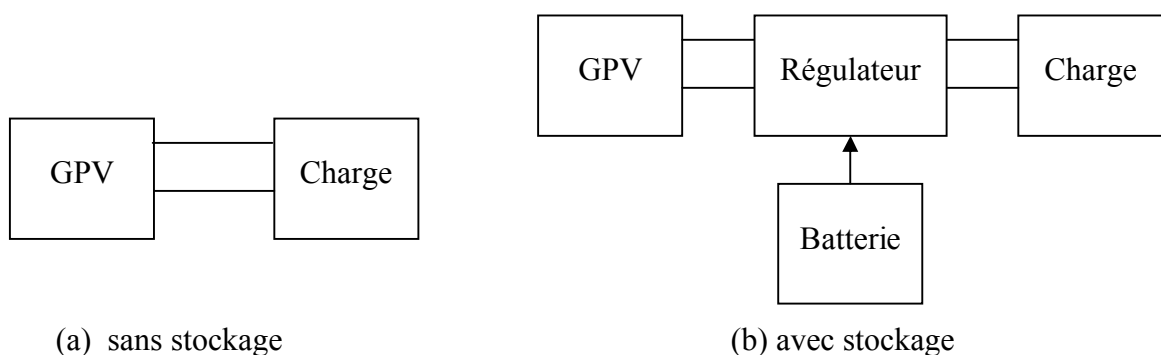


Fig. 1.7 : système PV sans et avec stockage [1].

Un critère très important entre en jeu, c'est l'optimisation de la chaîne de conversion photovoltaïque. En effet un raccordement direct de la charge au GPV ne garanti pas l'extraction du maximum de puissance. Un étage d'adaptation est donc nécessaire pour remédier à cela. Pour mieux comprendre le problème de l'optimisation, il faut bien comprendre le principe de fonctionnement d'un générateur photovoltaïque, qui constitue l'élément le plus important dans un système solaire photovoltaïque.

1.6 Le générateur photovoltaïque

La cellule individuelle, unité de base d'un système photovoltaïque, ne produit qu'une très faible puissance électrique, typiquement de 1 à 3W avec une tension de moins d'un volt. Pour produire plus de puissance, les cellules sont assemblées pour former un module (ou panneau). Les connexions en série de plusieurs cellules augmentent la tension pour un même courant, tandis que la mise en parallèle accroît le courant en conservant la tension. La plupart des modules commercialisés sont composés de 36 cellules en silicium cristallin, connectées en série pour des applications en 12V. Le courant de sortie, et donc la puissance, seront proportionnels à la surface du module.

L'interconnexion de modules entre eux - en série ou en parallèle - pour obtenir une puissance encore plus grande, définit la notion de champ photovoltaïque.

- **la cellule photovoltaïque** : la cellule photovoltaïque, élément de base d'un générateur photovoltaïque, est à la base, diode de type p-n qui convertit l'énergie solaire en courant électrique. Son schéma électrique équivalent est illustré par la figure 1.8. Elle consiste en un générateur de courant, une diode et deux résistance série et parallèle. Il est à noter que le photo-courant (I_{ph}) généré par la cellule photovoltaïque est proportionnel au niveau d'irradiation solaire.

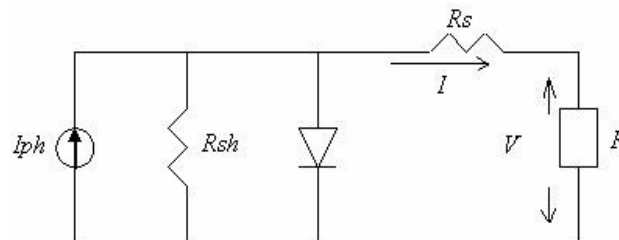
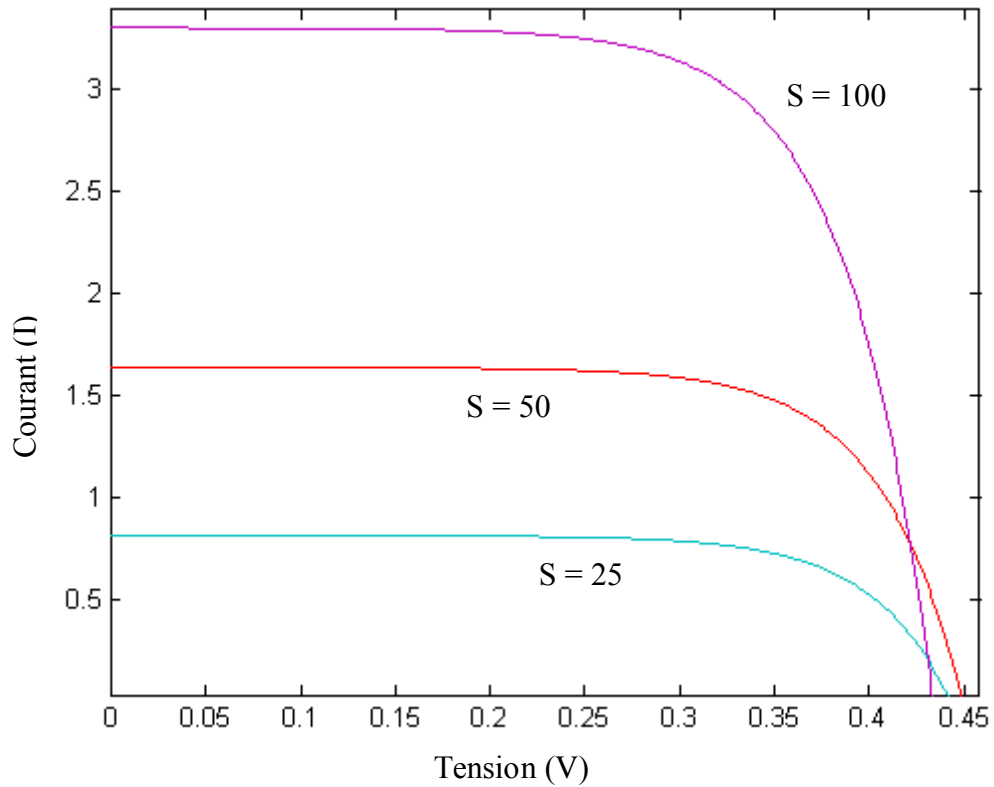


Fig. 1.8 : Circuit électrique équivalent d'une cellule PV [2].



Pour les irradiances (S) = 25, 50 et 100 w/m²

Fig. 1.9 : caractéristiques de sortie d'une cellule photovoltaïque.

L'équation mathématique exprimant le courant de sortie I d'une cellule photovoltaïque est donnée par [3]:

$$I = I_{ph} - I_0 \left[\exp \left\{ \frac{q(V + IR_s)}{AkT} \right\} - 1 \right] - \frac{(V + IR_s)}{R_{sh}} \quad (1.1)$$

Le courant I_0 de l'équation (1.1) varie en fonction de la température suivant l'expression mathématique suivante [3]:

$$I_0 = I_{0r} \left(\frac{T}{T_r} \right)^3 \exp \left\{ \frac{qE_G}{kA} \left(\frac{1}{T_r} - \frac{1}{T} \right) \right\} \quad (1.2)$$

Où I_{0r} est égal à I_0 la température de référence $T_r = 301.18$ K et I_{ph} de l'équation (1.1) est fonction de l'irradiation solaire incidente et de la température comme suit :

$$I_{ph} = \left\{ I_{scr} + k_i(T - T_r) \right\} \frac{S}{100} \quad (1.3)$$

Avec K_i , le coefficient de température du courant de court circuit ($=0.0017$ A/K) et S représente l'irradiation solaire globale exprimée en mW/cm^2 .

I_0 = courant de saturation de la cellule

q = charge d'un électron = 1.602×10^{-19} C

V = Tension de la cellule

k = constante de Boltzman = 1.380658 J.K⁻¹

T = Température en K

T_r = Température de référence = 301.18 K

A = facteur d'idéalité ($\cong 1.5-3$)

I_{scr} = courant de court-circuit de la cellule à la température de référence T_r .

I_{ph} = photo-courant de la cellule.

R_s = la résistance en série de la cellule

R_{sh} = la résistance shunt de la cellule

$S = I_r$ = l'irradiation solaire mW/cm^2 .

E_g = la tension du générateur

Pour un champ photovoltaïque composé de plusieurs cellules interconnectées en série et/ou en parallèle, le modèle mathématique sera exprimé comme suit :

$$I \left(1 + \frac{R_s}{R_{sh}} \right) = npI_{ph} - npI_0 \left[\exp \left\{ \frac{K_0}{1} \left(\frac{V}{ns} + IR_s \right) \right\} - 1 \right] - \frac{\left(\frac{V}{ns} + IR_s \right)}{R_{sh}} \quad (1.4)$$

Avec ns , le nombre de cellules connectées en série, et np celui des cellules connectées en parallèle. Avec $K_0=q/AkT$. La puissance de sortie du champ photovoltaïques étant le résultat du produit du courant et de la tension de travail, son expression est donnée par :

$$P = npI_{ph}V - npI_0 \left[\exp \left\{ \frac{K_0}{1} \left(\frac{V}{ns} + IR_s \right) \right\} - 1 \right] V - \frac{\left(\frac{V}{ns} + IR_s \right) V}{R_{sh}} \quad (1.5)$$

np = nombre de cellules en parallèles

ns = nombre de cellules en séries

Les caractéristiques de sortie du GPV montrent que c'est un système non linéaire. Ces caractéristiques de sortie dépendent directement des conditions de travail, à savoir le niveau d'irradiation solaire et la température ambiante. Ceci est mis en évidence sur les figures 1.10 et 1.11.

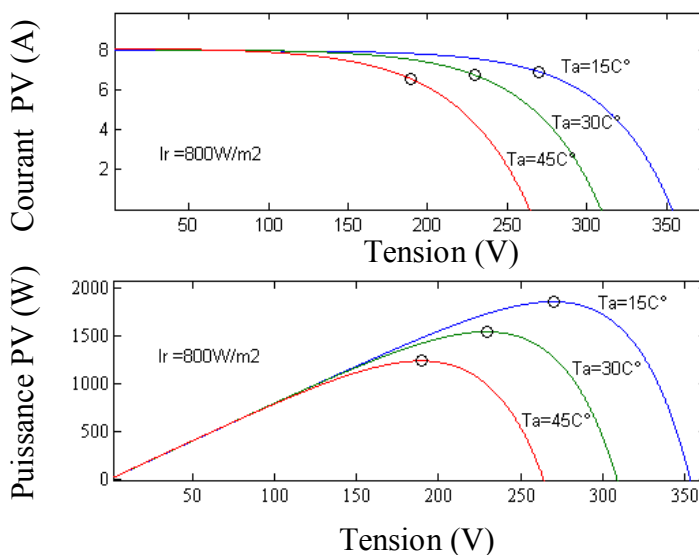


Fig. 1.10 : Caractéristiques de sortie du générateur PV pour un niveau d'ensoleillement fixe et différentes températures ambiantes.

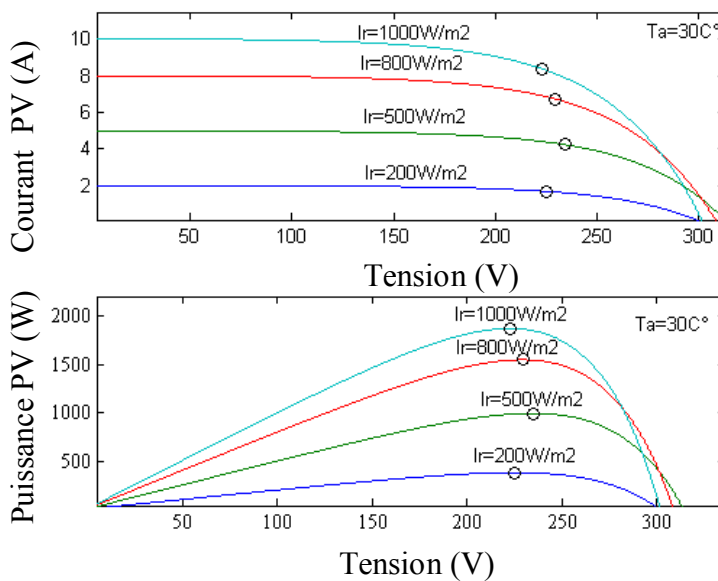


Fig. 1.11 : Caractéristiques de sortie du générateur PV pour différents niveaux d'ensoleillement et une température ambiante fixe.

Les caractéristiques électriques du GPV des deux figures précédentes montrent l'existence d'un seul point sur la caractéristique correspondant à une puissance maximale. Ce point est dit point de puissance maximale PPM. Il est aussi évident que ce point n'est pas fixe étant donné que les caractéristiques varient en fonction des conditions de travail.

Fixer la tension de fonctionnement au moment où les conditions de travail se trouvent variables même pendant la même journée, peut engendrer de grandes pertes en puissance. En effet le point de fonctionnement peut se trouver à tout moment loin du point de puissance maximale.

1.7 La poursuite du point de puissance maximale

A la lumière de ce qui a été dit dans la section précédente, un système de conversion d'énergie solaire photovoltaïque est optimisé, si et seulement si, le point de fonctionnement coïncide, et ce à tout moment, avec le point de puissance maximale. Pour assurer cela. Le dispositif MPPT est utilisé pour forcer le système à fonctionner au point de puissance maximale et assurer l'extraction du maximum de puissance fournie par le générateur sous une condition de travail donnée. Ce dispositif est implémenté entre le générateur et la charge et a pour rôle de contrôler le fonctionnement d'un convertisseur DC-DC afin de le forcer à travailler à la tension correspondant au point de puissance maximale.

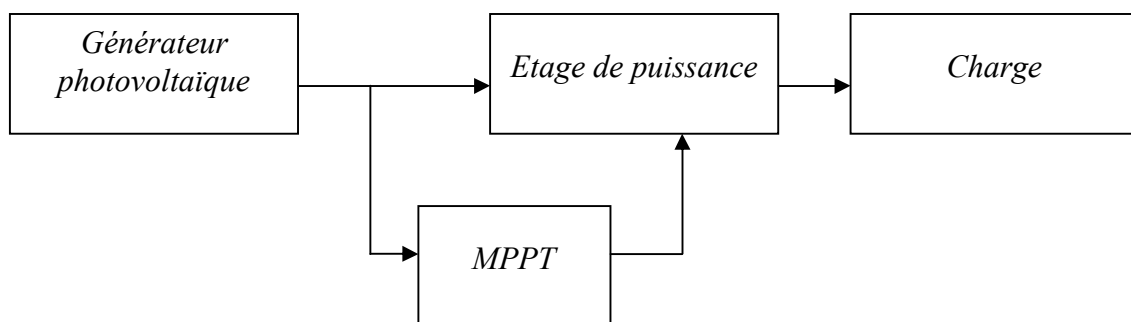


Fig. 1.12 : système PV contenant un bloc MPPT [1].

1.8 Avantages et inconvénients de l'énergie photovoltaïque (système fixe)

Il faut noter, que comme toute technologie, les systèmes solaires photovoltaïque présentent des avantages et des inconvénients, parmi leurs avantages, on peut citer :

- D'abord une haute fiabilité. L'installation ne comporte pas de pièces mobiles et ceci la rend particulièrement appropriée aux régions isolées. C'est la raison de son utilisation sur les engins spatiaux.
- Ensuite le caractère modulaire des panneaux photovoltaïques permet un montage simple et adaptable à des besoins énergétiques divers. Les systèmes peuvent être dimensionnés pour des applications de puissances allant du milliwatt au mégawatt.
- Le coût de fonctionnement est très faible vu les entretiens réduits et la non nécessité de combustible, de son transport et de personnel hautement spécialisé.
- La technologie photovoltaïque présente des qualités sur le plan écologique car le produit fini est non polluant, silencieux et n'entraîne aucune perturbation du milieu, si ce n'est l'occupation de l'espace pour les installations de grandes dimensions.

Comme inconvénients on peut trouver :

- La fabrication du module photovoltaïque relève de la haute technologie et requiert des investissements d'un coût élevé.
- Le rendement réel de conversion d'un module est faible, de l'ordre de 10-15 % (soit entre 10 et 15 MW/km² par an pour le BENELUX) avec une limite théorique pour une cellule de 28%. Les générateurs photovoltaïques ne sont compétitifs par rapport aux générateurs diesel que pour de faibles demandes d'énergie en régions isolées.
- Tributaire des conditions météorologiques.
- Lorsque le stockage de l'énergie électrique sous forme chimique (batterie) est nécessaire, le coût du système est accru.
- Le stockage de l'énergie électrique pose encore de nombreux problèmes.

1.8 Conclusion :

L'énergie solaire photovoltaïque est une énergie propre et renouvelable, c'est une énergie d'avenir. Elle trouve bon nombre d'applications intéressantes. Ce chapitre nous a permis d'introduire des notions de base de l'énergie renouvelable. Il nous a permis également de soulever le problème d'optimisation de la chaîne de conversion photovoltaïque en vue de montrer la nécessité d'un système MPPT pour assurer l'extraction du maximum de la

puissance fournie par le générateur PV. Ceci étant fait, le chapitre suivant, sera dédié à la présentation des algorithmes MPPT qui nous permettront de mieux comprendre cette notion et de découvrir ce qui a été réalisé dans ce volet.

CHAPITRE II

Les Méthodes de Poursuite du Point de Puissance Maximale

2.1 Introduction

Le coût élevé du générateur photovoltaïque nous impose une utilisation optimale de ce dernier pour aboutir à un fonctionnement économique et rentable. Pour cela, le système doit être contraint de travailler dans la région où la puissance maximale est délivrée. Afin d'atteindre cet objectif, les techniques de poursuite du point de puissance maximale sont utilisées pour déterminer ces points pour une température, constante soit-elle ou variable et aussi dans le cas d'une irradiation stable et variable.

La littérature propose diverses solutions pour l'algorithme de contrôle qui effectue une recherche du point de puissance maximale lorsque le GPV est couplé à une charge à travers un convertisseur statique. Il existe différents types de contrôleurs MPPT. Généralement, chacun de ces contrôleurs a été réalisé pour une application spécifique. La précision et la robustesse de ces contrôleurs dépendent d'un certain nombre de paramètres :

- Le rendement global du système désiré par le constructeur
- Le type de convertisseur de puissance permettant l'adaptation et la connexion à une charge (DC-DC, DC-AC), ou à un réseau électrique.
- L'application souhaitée (systèmes autonomes, connectés au réseau, spatiaux.)
- Les caractéristiques du MPPT, en fonction de la vitesse, qualité
- Le type d'implantation choisi (analogique, numérique, mélange des deux)

Dans ce chapitre, nous allons présenter le principe de la poursuite du point de puissance maximale ainsi que les plus importantes des techniques MPPT.

2.2 Principe de la poursuite du point de puissance maximale

La technique de poursuite du point de puissance maximale délivrée par un générateur photovoltaïque est basée sur l'introduction d'un convertisseur continu/continu (hacheur) entre le générateur et la batterie de stockage ou entre le générateur et la charge directement.

L'utilisation d'un convertisseur autorise une application de grande puissance, d'où l'intérêt d'un système de poursuite du point de puissance maximale, qui s'articule autour d'un étage de commande dédié. Le principe de la commande est de faire varier la valeur du rapport cyclique en fonction du résultat de l'algorithme de commande, de manière à forcer le système à fonctionner au point de puissance maximale.

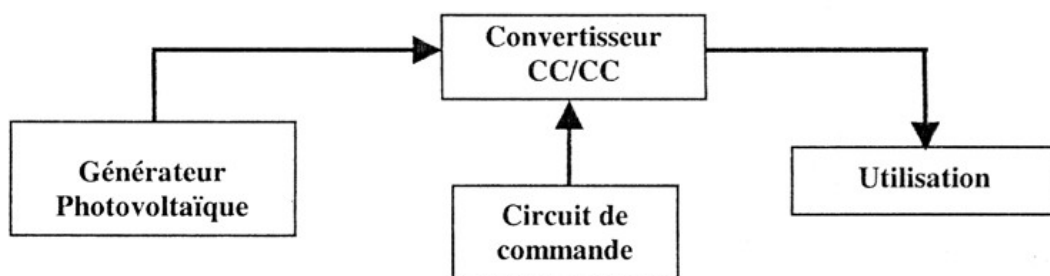


Fig. 2.1 : schéma synoptique d'un système PV avec MPPT.

2.2.1 Philosophie du MPPT

Presque la plupart des méthodes de poursuite du PPM reposent sur la caractéristique puissance – tension (P-V par abréviation) de la cellule PV (voir figure 2.2).

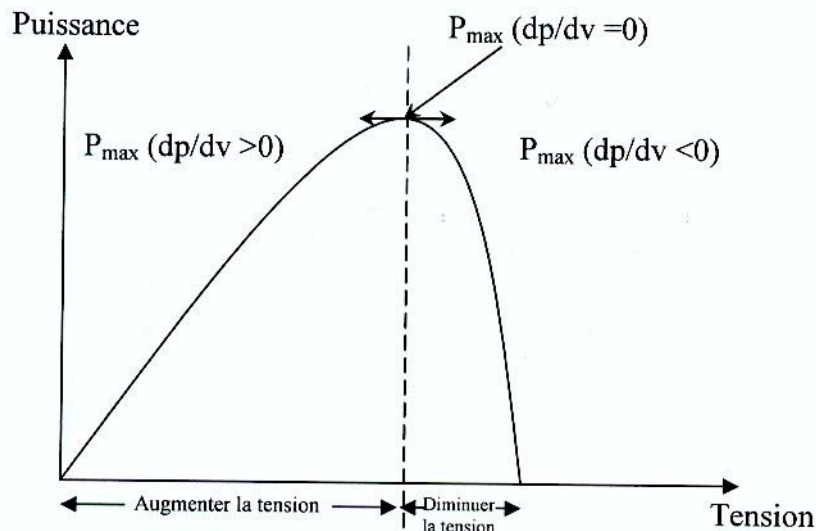


Fig. 2.2 : Caractéristique P-V d'une cellule PV.

La caractéristique **P-V** est découpée en deux demi plans :

- Le demi plan gauche ou la dérivée $dP/dV > 0$: dans cette zone, on essaye d'augmenter la tension pour aller vers le PPM. Cela se fait par l'incrémentation du rapport cyclique **D**, ce qui veut dire que : $D(k) = D(k-1) + C$ (avec C : le pas d'incrémentation),
- Le demi plan droit ou la dérivée $dP/dV < 0$: dans cette zone, on essaye de diminuer la tension pour aller vers PPM. Cela se fait par la désincrémentation du rapport cyclique **D** ce qui veut dire que : $D(k) = D(k-1) - C$.

2.3 Les principales techniques de poursuite du PPM

L'intérêt porté aux techniques de poursuite du point de puissance maximale est très impressionnant. Il se traduit par le nombre de recherches scientifiques et d'articles qui lui sont dédiés. Il est difficile de trouver une classification rigoureuse de toutes ces méthodes proposées de par leur diversité en forme et en fond. Néanmoins, on peut remarquer que la plupart des ces méthodes repose sur la caractéristique P-V de la cellule PV ; deux méthodes sont à distinguer : les méthodes analytiques et les méthodes numériques [5].

2.3.1 Algorithme de contrôle MPPT adaptatif

Le principe de cette méthode a été proposé par A.F.Boeringer [4]. L'algorithme est décrit comme l'illustre la figure 2.3 :

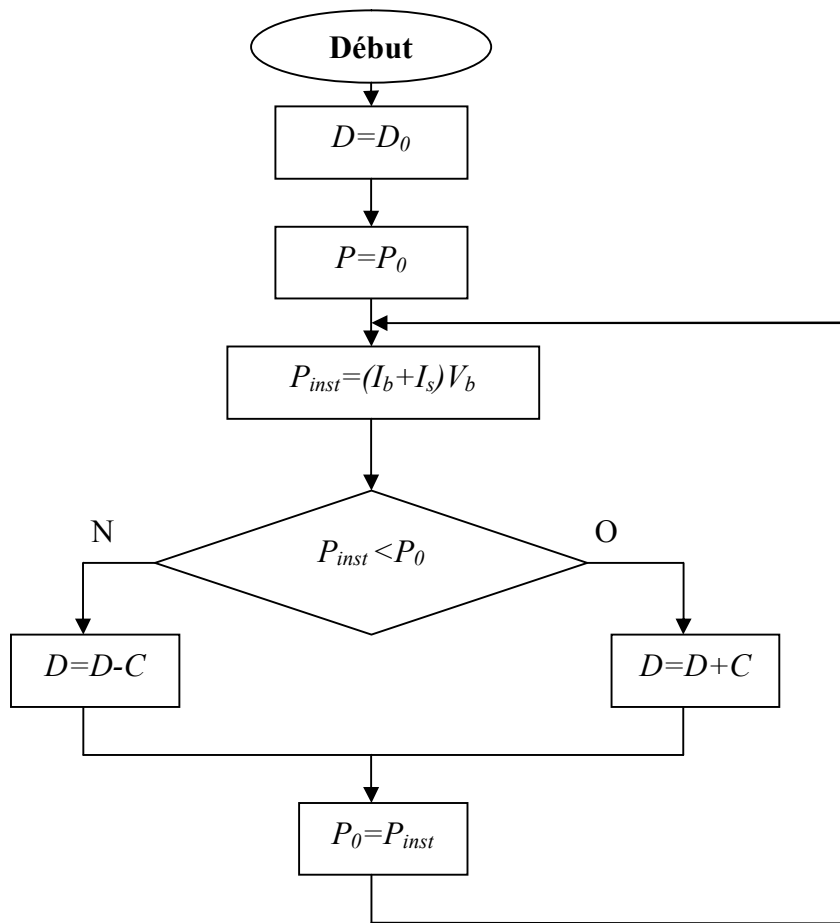


Figure 2.3 : Principe classique d’une méthode MPPT.

Selon la figure (2.3), le système démarre avec un rapport cyclique initial D_0 et une puissance initiale P_0 , ensuite on mesure la puissance instantanée du générateur PV, et puis on la compare avec P_0 . Si P_{inst} est inférieure à P_0 alors D est incrémenté, sinon D est désincrémenté. Et enfin P_0 prend la valeur P_{inst} [5].

2.3.2 Algorithme Perturbation et Observation simple (P and O simple)

La figure 2.4 donne l’organigramme de l’algorithme P&O.

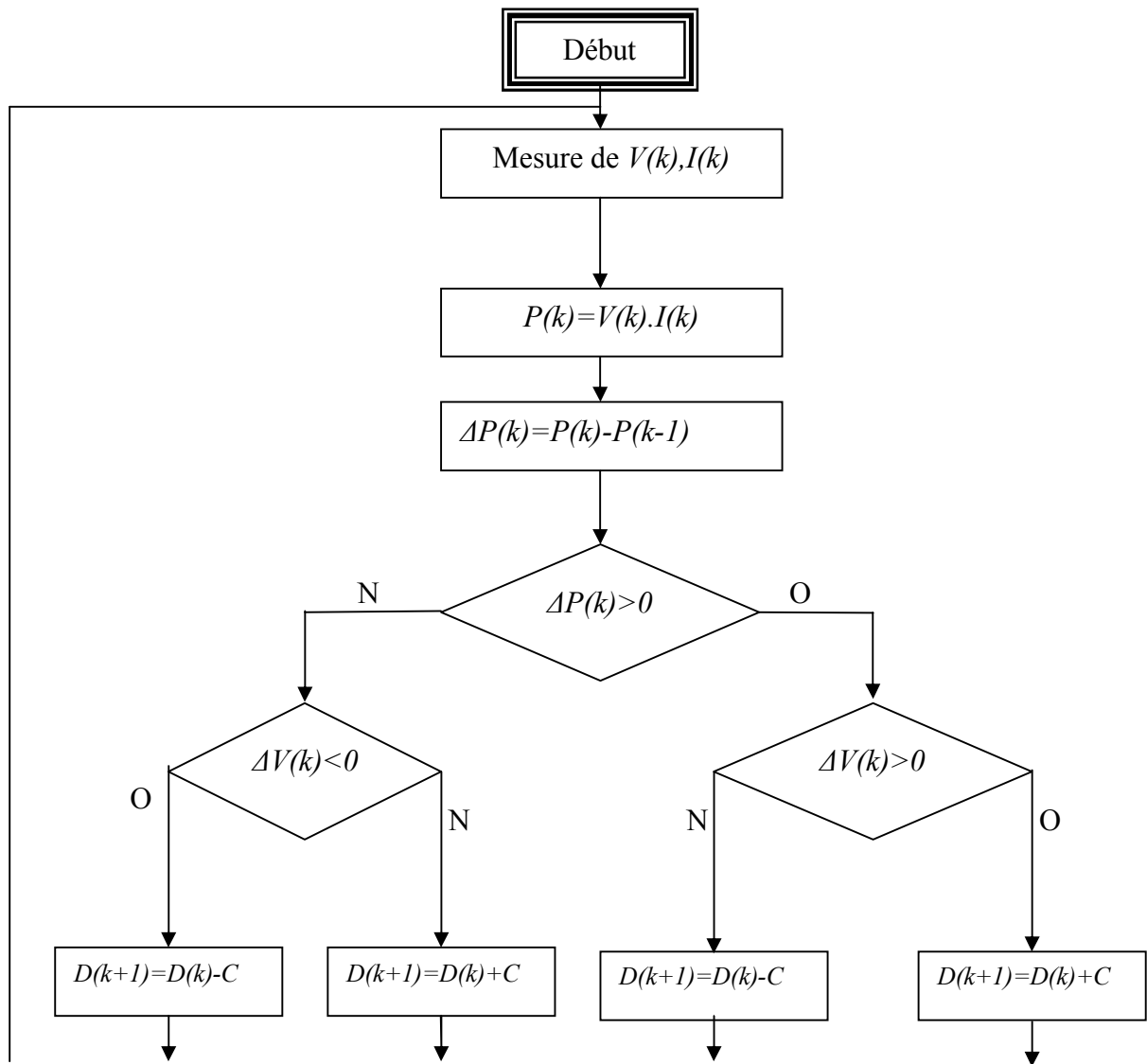


Fig. 2.4 : Organigramme de l’algorithme Perturbation et Observation (P&O).

L’algorithme **P&O** fonctionne comme suit :

D’abord on calcule la puissance **P (k)** et on la compare avec la valeur **P (k-1)**. Ensuite on effectue un test sur le $\Delta V (k)$; s’il est positif par exemple, on est dans le plan gauche de la caractéristique **P-V**. Ceci veut dire qu’on doit augmenter la tension donc on incrémente le rapport cyclique, et ainsi de suite.

La méthode P&O présente deux inconvénients majeurs. En forçant le point de fonctionnement à suivre le PPM, des oscillations autour de ce dernier apparaissent dans le cas statique comme le montre la figure.2.5 et 2.6 Un tel inconvénient provoque une augmentation

des pertes en puissance dans la chaîne de conversion photovoltaïque. De plus l'algorithme a tendance à confondre le sens de la recherche dans le cas dynamique et déplace le point de fonctionnement loin du PPM lors d'une brusque variation d'ensoleillement.

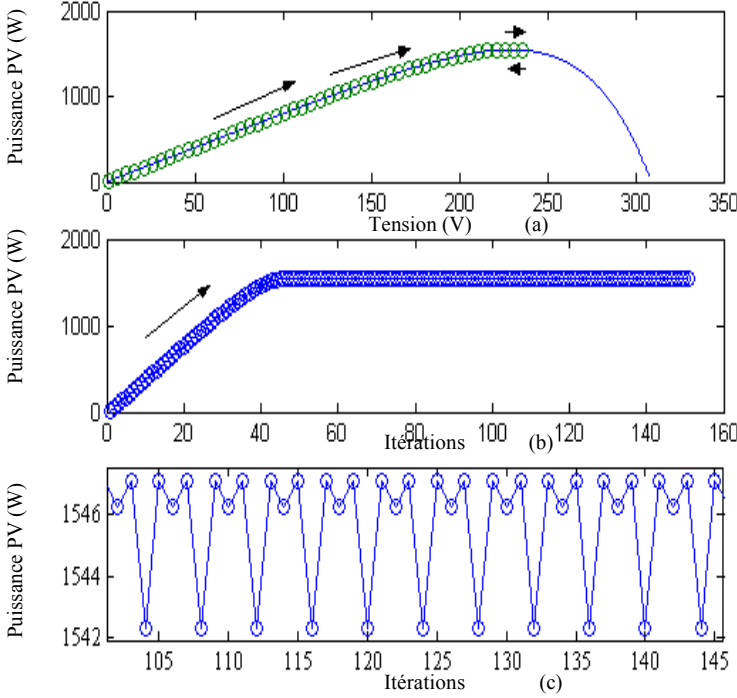


Fig.2.5: Poursuite du PPM par la méthode P&O avec un pas de perturbation $dv=5V$.
 (a) : l'évolution du point de fonctionnement.
 (b) : l'évolution de la puissance fournie
 (c) : l'oscillation du point de fonctionnement autour du PPM

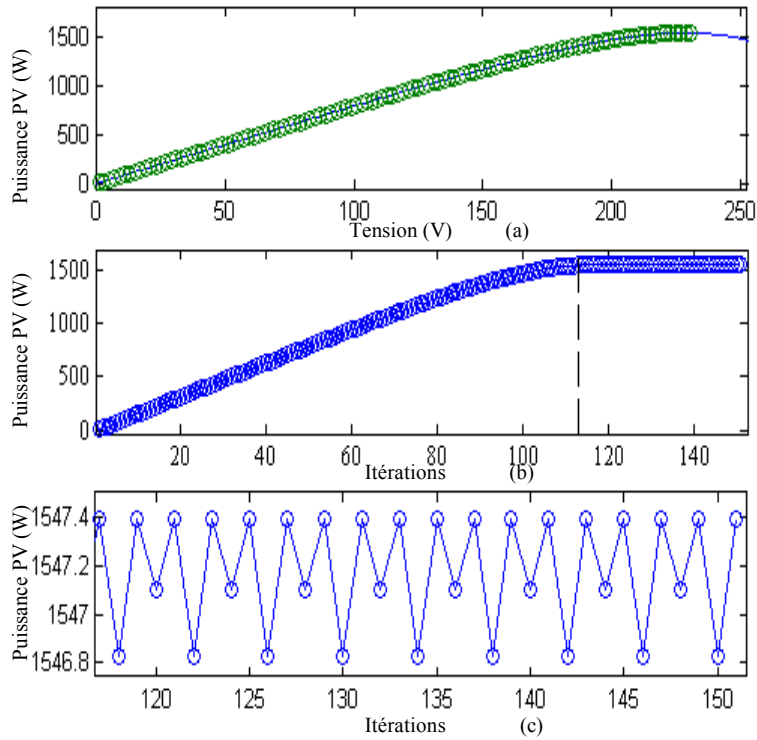


Fig.2.6: Poursuite du PPM par la méthode P&O avec $dv=2V$
 (a) : l'évolution du point de fonctionnement
 (b) : l'évolution de la puissance
 (c) : l'oscillation du point de fonctionnement autour du PPM [7].

2.3.3 Algorithme de l'incrément de conductance

Largement utilisée avec la précédente, cette méthode repose sur la valeur de l'inductance, tirée de la dérivé partielle $\frac{dP}{dV}$ dont l'expression est donnée par:

$$\frac{dP}{dV} = I + V \frac{\partial I}{\partial V} \quad (2.1)$$

$$\frac{1}{V} \frac{dP}{dV} = \frac{I}{V} + \frac{\partial I}{\partial V} \quad (2.2)$$

On définit la conductance de la source $G = \frac{I}{V}$ et l'incrémentale conductance $\Delta G = \frac{\partial I}{\partial V}$,

Puisque la tension V du panneau est toujours positive, la relation (2.2) explique que le point de puissance maximale MPP est atteint si la conductance G de la source est égale à l'incrémentale

conductance ΔG de la source avec un signe moins, et qu'elle est à gauche de ce point lorsque la conductance G est supérieure à l'incrémentale conductance ΔG et vice-versa [6], comme suit :

$$\begin{cases} \frac{dP}{dv} > 0 \text{ si } \frac{I}{V} > -\frac{\partial I}{\partial V} \\ \frac{dP}{dv} = 0 \text{ si } \frac{I}{V} = -\frac{\partial I}{\partial V} \\ \frac{dP}{dv} < 0 \text{ si } \frac{I}{V} < -\frac{\partial I}{\partial V} \end{cases} \quad (2.3)$$

Pour éviter que la différence dV de la tension du panneau ne devienne nulle, lorsque le MPP est atteint dans les précédents cycles ou par une stabilisation du point de fonctionnement, ce qui conduirait à une division par zéro, l'algorithme fait un test de dV . S'il est nul, il teste si le $dI = 0$, si c'est le cas le PPM est atteint et l'algorithme ne fait aucun changement. Dans le cas contraire l'algorithme teste le signe de dI pour déterminer la position du PPM et ajuste la tension de référence correspondante. La figure (2.6) donne l'organigramme de cet algorithme.

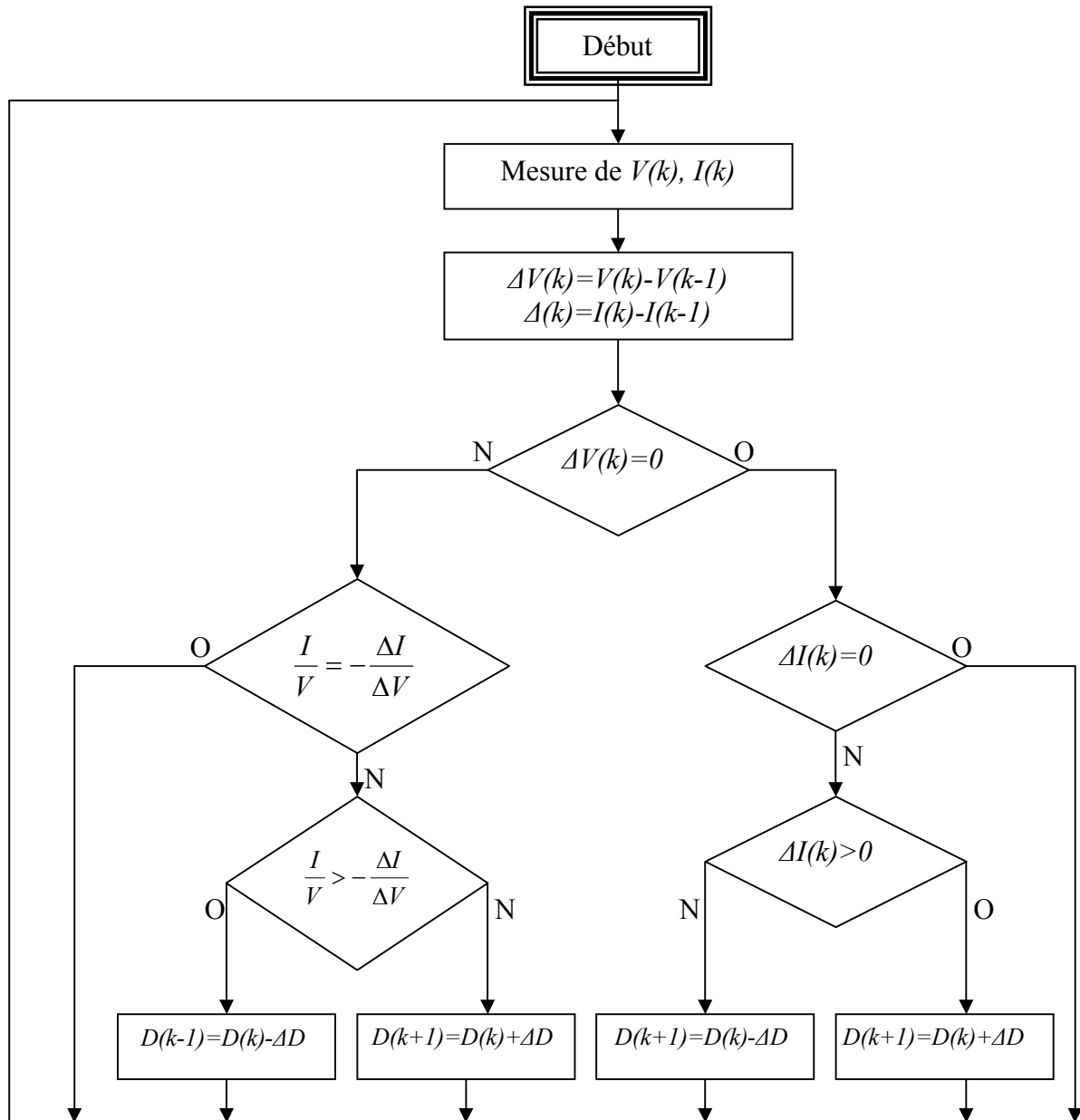


Figure 2.6 : Organigramme de l'algorithme incrémentation de conductance.

L'avantage de cet algorithme est qu'il n'oscille pas autour du MPP, à cause du test de $dI = 0$. L'algorithme se stabilise une fois le PPM atteint et le signe de dI donne la vraie direction à emprunter pour la poursuite du PPM une fois le système stable, ce qui conduit à une réponse rapide du système pour des changements brusques des conditions atmosphériques.

Mais à cause de l'approximation des dérivées dV et dI et l'utilisation d'un pas d'action constant, la condition $\frac{I}{V} = -\frac{dI}{dV}$ est rarement vraie ce qui conduit à des oscillations autour du **PPM**. Pour remédier à ce problème une erreur marginale ε est ajoutée aux conditions du **MPP**, c'est-à-dire le **MPP** est atteint si $\left| \frac{I}{V} + \frac{dI}{dV} = 0 \right| \leq \varepsilon$, la valeur de ε est limitée entre le problème de non fonctionnement dans le **MPP** exact et le problème de l'amplitude des oscillations [6].

2.3.4 Méthodes MPPT par contre réaction de tension

Comme il est montré sur la figure 2.7, ces méthodes de poursuite sont basées sur la comparaison de la tension du panneau avec une tension de référence, pour ajuster le rapport cyclique de la MLI de commande afin d'annuler l'erreur.

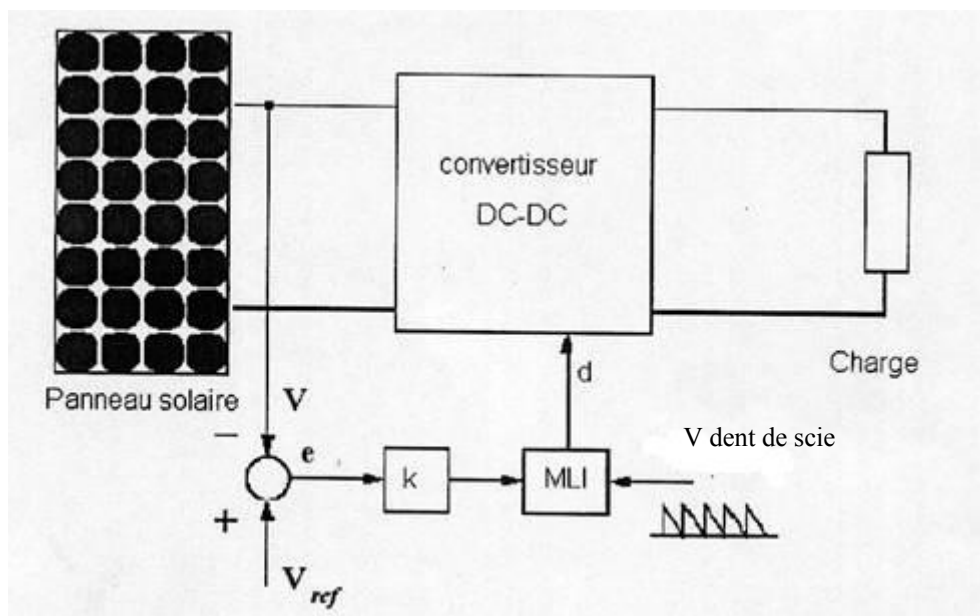


Fig. 2.7 : Méthode avec contre-réaction de tension MLI [5].

La tension de référence V_{ref} est calculée par plusieurs méthodes :

2.3.5 Méthode de calcul de la tension de référence fixe $V_{ref} = V_{moy}$

Dans cette méthode V_{ref} est égale à la tension moyenne des tensions maximales de la caractéristique P-V :

$$V_{ref} = V_{moy} \dots\dots\dots(1.4)$$

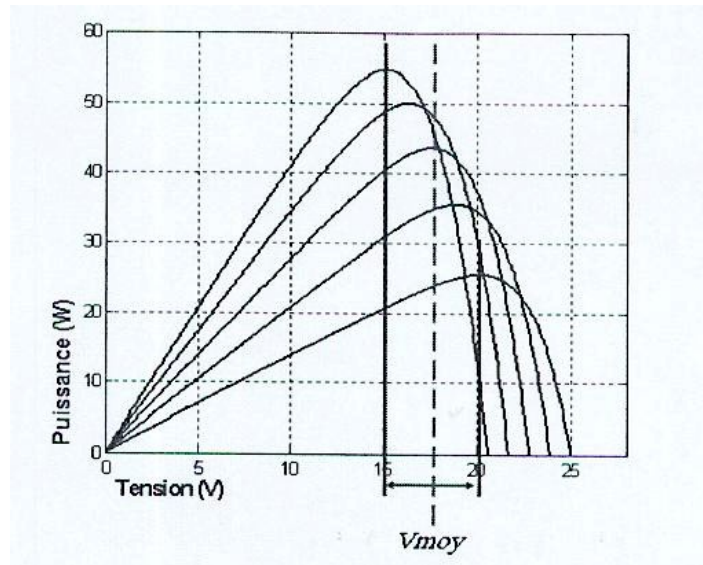


Fig. 2.8 Intervalle de variation de la tension de fonctionnement optimale [5]

2.3.6 Méthode de calcul de la tension de référence en fonction de V_{oc}

La tension maximale du panneau est exprimée comme une fonction linéaire de la tension en circuit ouvert du panneau. $V_{mp} = kV_{oc}$ ou le ($k=0.77$) [7], et le V_{oc} est prélevée soit :

- Régulièrement par le débranchement du panneau pour une courte durée de temps,
- Soit il est prélevé par la tension de circuit ouvert d'une cellule pilote (c'est une cellule ajouté au panneau et elle est indépendante électriquement).

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons passé en revue les principales techniques de poursuite du point de puissance maximale. Cela nous a permis de mieux comprendre le principe de la poursuite du point de puissance maximale, son intérêt, les avantages et les inconvénients de chacune. Dans le chapitre suivant, seront présentés les principes fondamentaux des réseaux de neurones artificiels qui seront utilisés pour la conception de notre algorithme de poursuite qui fera l'objet du dernier chapitre.

CHAPITRE III:

Les réseaux de neurones artificiels

3.1 Introduction

Les réseaux de neurones artificiels RNA, présentent de nombreuses caractéristiques intéressantes qui sont à la base de l'essor considérable qu'ils ont connu ces dernières années et ce, dans différents domaines d'application. Dans ce chapitre, nous tentons, de rappeler quelques généralités comme leur principe, leurs caractéristiques et les équations régissant leur fonctionnement ainsi que leur domaines d'application.

3.2 Le neurone biologique

Les débuts de l'approche connectionniste datent de 1943 [9,10] et sont l'œuvre de Mac Culloch (psychiatre et neuroanatomiste) et Pitts (mathématicien) qui présentèrent un modèle mathématique très simple dérivé d'une analyse de réalité biologique. De ce fait, nous avons jugé primordial de présenter le neurone biologique pour mieux comprendre sa modélisation mathématique.

Le cerveau humain, le plus étonnant des systèmes de traitement de l'information, est constitué d'environ 10 milliards d'unités appelées neurones. Les neurones sont des cellules du système nerveux spécialisées dans la transmission de l'information. Cette information est contenue dans la fréquence et la phase d'émission de signaux électriques sous forme de pulses. Les neurones ont trois fonctions :

- ◆ Collecter et transmettre les informations provenant des cellules réceptrices, telles que les cellules sensorielles ;
- ◆ Traiter toutes les informations collectées, et fournir une mémoire et une capacité cognitive qui nous permettent de prendre des réactions volontaires aux informations collectées ;
- ◆ Envoyer des signaux appropriés aux cellules effectrices: les muscles et les glandes.

Fonctionnellement, le neurone est constitué de trois parties comme le montre la figure 3.1 et la figure 3.2 :

- ◆ Les dendrites : ce sont les prolongements qui permettent au neurone de collecter les informations en provenance d'autres neurones ou du monde extérieur ;
- ◆ Le corps cellulaire : cette partie est chargée du traitement des informations collectées ;
- ◆ L'axone : c'est le plus long des prolongements, il assure la transmission des signaux du neurone vers les autres cellules (neurones, cellules effectrices). L'axone se termine par des branches qui transmettent le même signal.

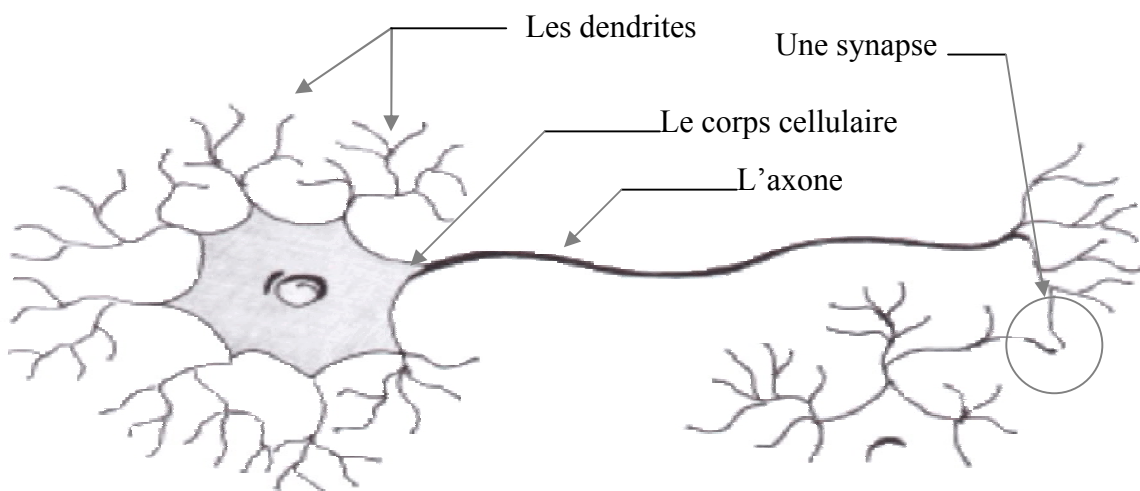


Fig. 3.1 : Le neurone biologique [11].

Dans le cerveau, le neurone émet un signal en fonction des signaux collectés en provenance d'autres neurones après leur traitement. Le traitement neuronal est une opération assez complexe, il s'agit en effet, d'une intégration spatio-temporelle des signaux collectés, c'est à dire une sorte de sommation. Quand la somme dépasse un certain seuil, le neurone émet à son tour un signal à travers son axone auquel sont reliés d'autres neurones. La zone de contact entre l'axone et la dendrite est appelée synapse. C'est au niveau de cette synapse que s'effectue la transmission de l'information d'une cellule à une autre.

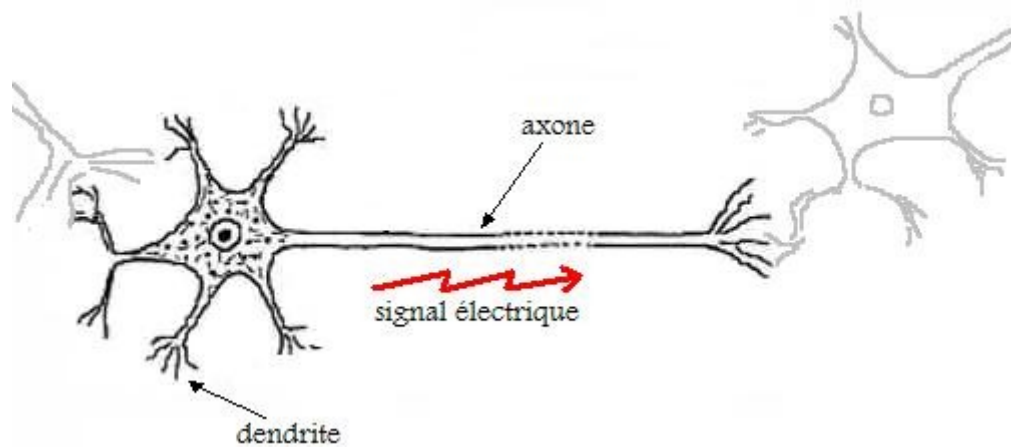


Fig. 3.2 : Communication neuronale

3.3 Neurone Artificiel

Le neurone artificiel (ou cellule) est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de neurones appartenant à un niveau situé en amont (on parlera de neurones "amonts"). A chacune des entrées est associé un poids w représentatif de la force de la connexion. Chaque processeur élémentaire est doté d'une sortie unique, qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones appartenant à un niveau situé en aval (on parlera de neurones "avals"). A chaque connexion est associé un poids. Une analogie entre le neurone biologique et le neurone artificiel est mise en évidence sur la figure (3.3).

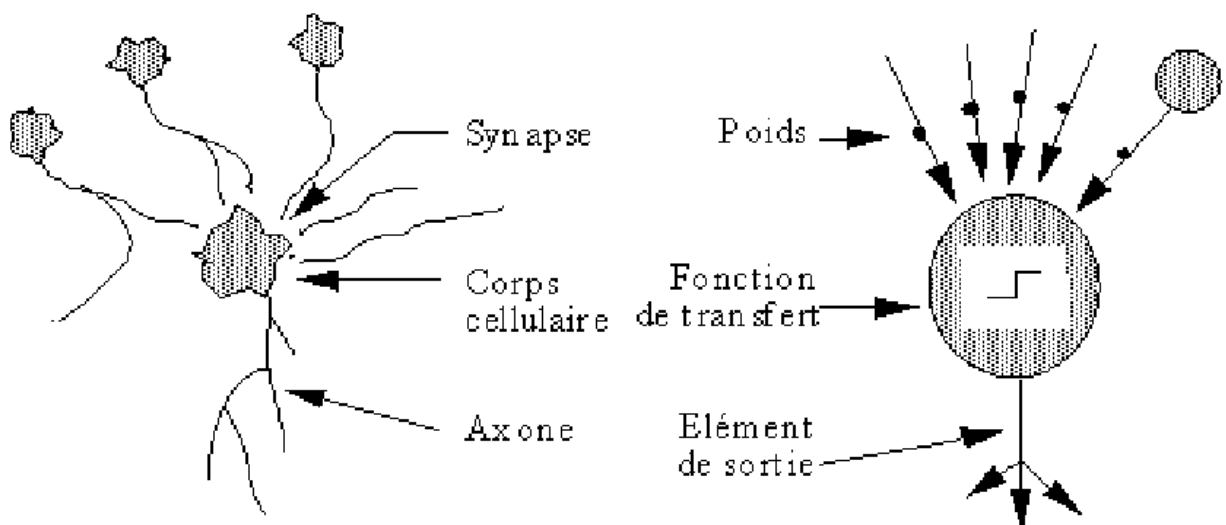


Fig. 3.3: Mise en correspondance neurone biologique / neurone artificiel

En effet, d'après l'étude biologique, le modèle du neurone peut être considéré comme étant un système élémentaire qui possède plusieurs entrées et une seule sortie comme le montre la figure suivante :

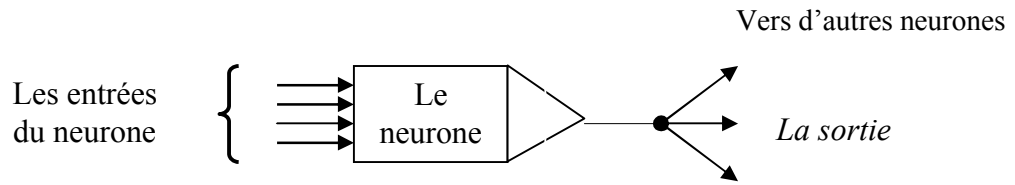


Fig. 3.4 Le modèle du neurone

Ce modèle possède les caractéristiques suivantes :

- ◆ Il effectue une somme pondérée de ses entrées (cette somme remplace l'intégration spatio-temporelle du neurone biologique, qui est difficile à intégrer dans un modèle simplifié). Le résultat obtenu représente l'activité du neurone notée u_k ;
- ◆ Il applique une fonction discriminante appelée aussi fonction d'activation pour limiter l'amplitude de la sortie du neurone. L'amplitude normalisée prendra ses valeurs dans l'intervalle $[-1,+1]$;
- ◆ le résultat obtenu est la sortie du neurone.

Le modèle du neurone représenté par la figure (3.5) [12] inclut une notion de seuil dont l'effet est de minimiser la sortie du neurone. Il est à noter qu'on peut avoir le même résultat en utilisant le biais; le biais est l'inverse du seuil.

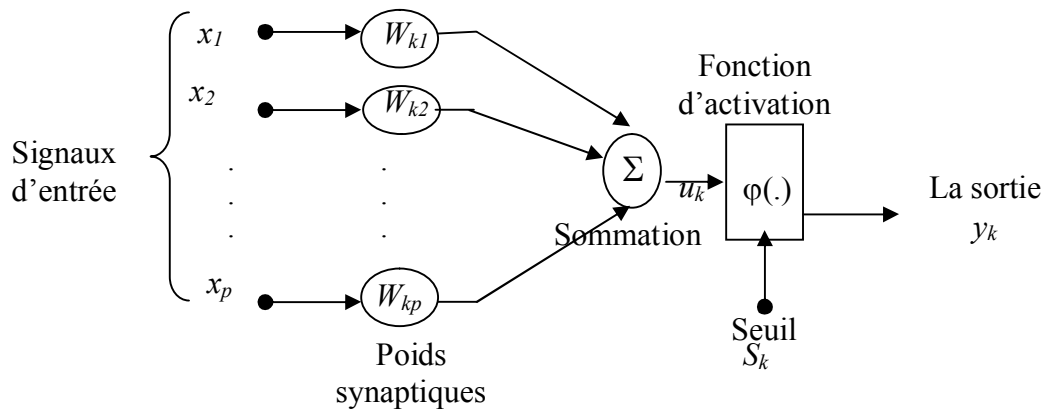


Fig. 3.5 : Le neurone artificiel [12].

Mathématiquement, ce modèle peut être décrit par les équations suivantes :

$$u_k = \sum_{j=1}^p w_{kj} x_j \quad (3.1)$$

Et

$$y_k = \phi(u_k - s_k) \quad (3.2)$$

Avec :

x_1, x_2, \dots, x_p : les signaux d'entrée ;

$w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{kp}$ sont les poids synaptiques du $k^{\text{ième}}$ neurone ;

u_k l'activité du neurone ;

s_k est le seuil ;

$\phi(\cdot)$: la fonction d'activation ;

y_k représente la sortie du neurone.

$$v_k = u_k - s_k \quad (3.3)$$

Le seuil effectue une transformation linéaire dans le modèle de la figure (3.5), comme le montre l'équation suivante :

$$u_k = \sum_{j=0}^p w_{kj} x_j \quad (3.4)$$

Cette transformation se traduit par l'ajout d'une synapse, dont l'entrée est :

$$x_0 = -1 \quad (3.5)$$

Et dont le poids est :

$$w_{k0} = s_k \quad (3.6)$$

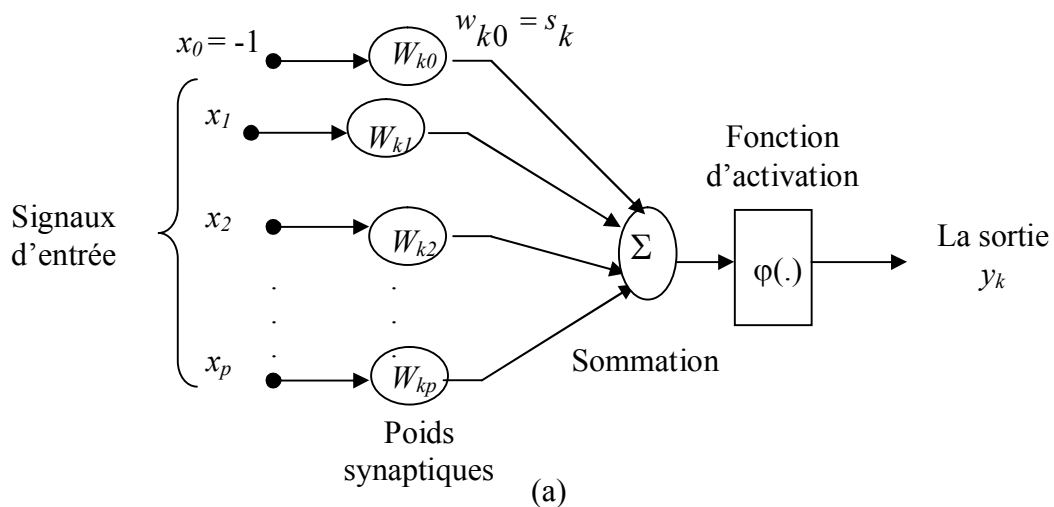
$$x_0 = +1 \quad (3.7)$$

$$w_{k0} = -s_k = b_k \quad (3.8)$$

Ce modèle mathématique est représenté par la figure 3.6 (a). Le choix des paramètres de la nouvelle synapse peut se faire de la manière suivante :

Avec b_k le biais du $k^{\text{ième}}$ neurone comme le montre la figure (3.6.b).

Notons que les modèles de la figure (3.5) et la figure (3.6) sont différents en apparence mais mathématiquement équivalents.



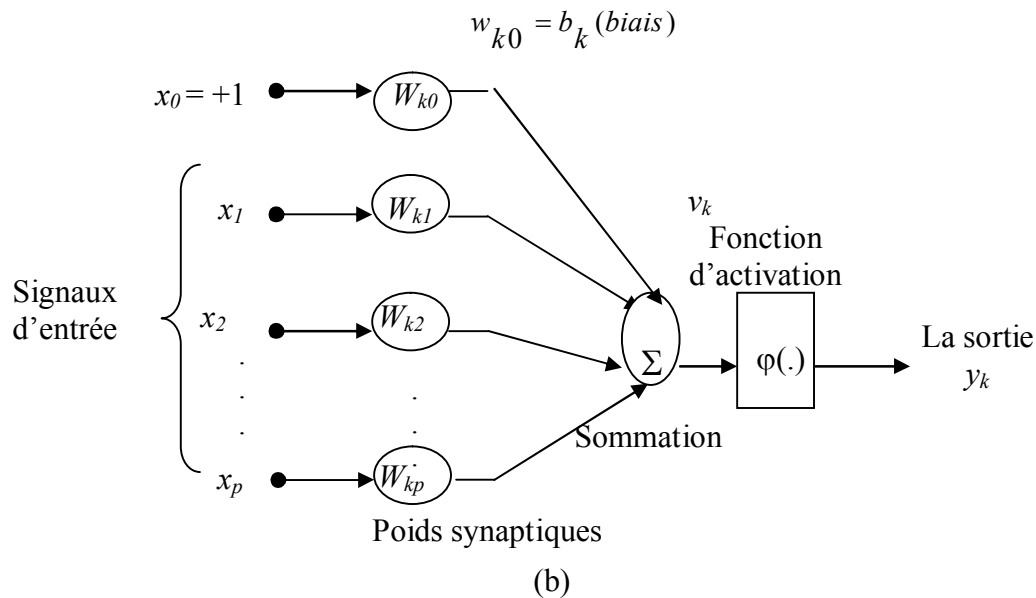


Fig. 3.6 : Deux autres modèles du neurone artificiel.

3.4 Caractéristiques des réseaux de neurones artificiels

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

- la capacité d'apprentissage : un réseau de neurones peut modéliser la relation liant les deux espaces d'entrée et de sortie et ce en ajustant les poids de ses connexions durant une phase dite d'apprentissage à la lumière d'un ensemble d'échantillons décrivant un système ou une fonction donnée ;
- la capacité de généralisation : cette caractéristique est d'une très grande importance. Elle est dite aussi de recouvrement. Après une phase d'apprentissage, le réseau de neurones est capable de trouver la sortie correspondante aux entrées non traitées pendant la phase d'apprentissage ;
- la robustesse : de par sa structure en réseau, la défaillance d'une ou de certaines connexions peut être surmontée par le réseau en entier.

3.5 Classification des réseaux de neurones

Un réseau de neurones formels est constitué d'un grand nombre de cellules de base interconnectées. De nombreuses variantes sont définies selon le choix de la cellule élémentaire, de l'architecture du réseau et de la dynamique du réseau.

Une cellule élémentaire peut manipuler des valeurs binaires ou réelles. Les valeurs binaires sont représentées par 0 et 1 ou -1 et 1. Différentes fonctions peuvent être utilisées pour le calcul de la sortie. Le calcul de la sortie peut être déterministe ou probabiliste.

L'architecture du réseau peut être sans rétroaction, c'est à dire que la sortie d'une cellule ne peut pas influencer son entrée. Elle peut être avec rétroaction totale ou partielle. La dynamique du réseau peut être synchrone : toutes les cellules calculent leurs sorties respectives simultanément. La dynamique peut être asynchrone. Dans ce dernier cas, on peut avoir une dynamique asynchrone séquentielle : les cellules calculent leurs sorties chacune à son tour en séquence ou peuvent avoir une dynamique asynchrone aléatoire. Par exemple, si on considère des neurones à sortie stochastique -1 ou 1 calculée par une fonction à seuil basée sur la fonction sigmoïde, une interconnexion complète et une dynamique synchrone, on obtient le modèle de Hopfield et la notion de mémoire associative. Si on considère des neurones déterministes à sortie réelle calculée à l'aide de la fonction sigmoïde, une architecture sans rétroaction en couches successives avec une couche d'entrées et une couche de sortie, une dynamique asynchrone séquentielle, on obtient le modèle du Perceptron multi-couches (PMC) qui sera étudié dans les paragraphes suivants.

3. 5.1 Le Perceptron

Le perceptron (Figure 3.7.a) est l'un des premiers réseaux de neurones, conçu en 1958 par Rosenblatt [13,14]. Il est linéaire et monocouche (figure 3.7.b). Il est inspiré du système visuel. La première couche (d'entrée) représente la rétine. Les neurones de la couche suivante sont les cellules d'association et la couche finale représente les cellules de décision. Les sorties des neurones ne peuvent prendre que deux états (-1 et 1 ou 0 et 1). Seuls les poids des liaisons entre la couche d'association et la couche finale peuvent être modifiés. La règle de modification des poids utilisée est la règle de Widrow-Hoff : si la sortie (celle d'une cellule de décision) est égale à la sortie désirée, le poids de la connexion entre ce neurone et le neurone d'association qui lui est connecté n'est pas modifié. Dans le cas contraire le poids est modifié en fonction de l'entrée :

$$w_i \leftarrow w_i + k(d - s)$$

avec k : constante positive

s : sortie et d : sortie désirée

En 1969, Papert et Minsky (un des pères des systèmes experts) démontrèrent les limites du perceptron classique, incapable, par exemple de simuler la fonction “ou” exclusif (xor).

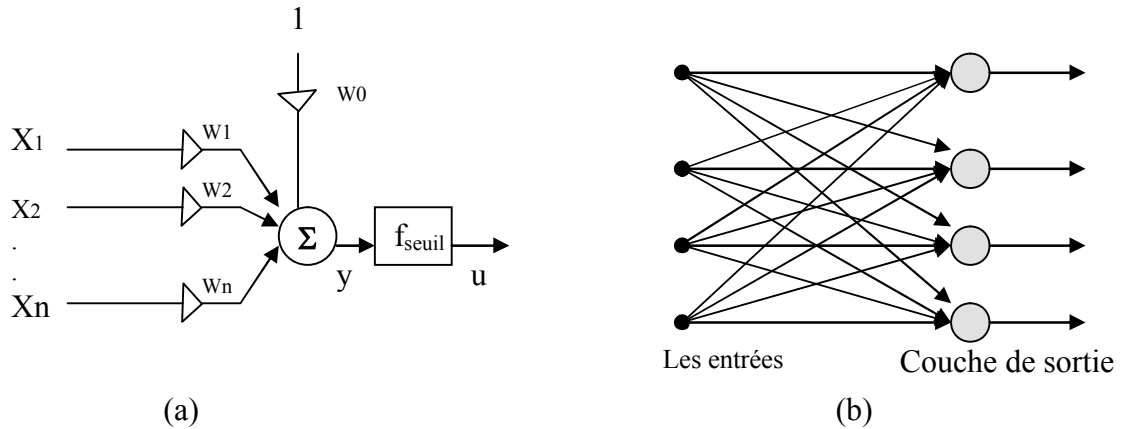
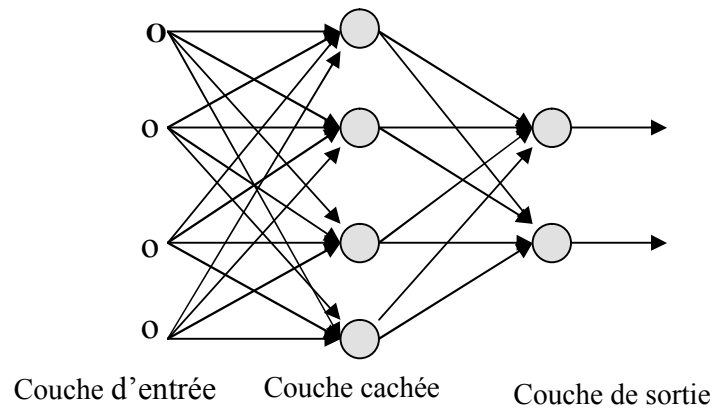


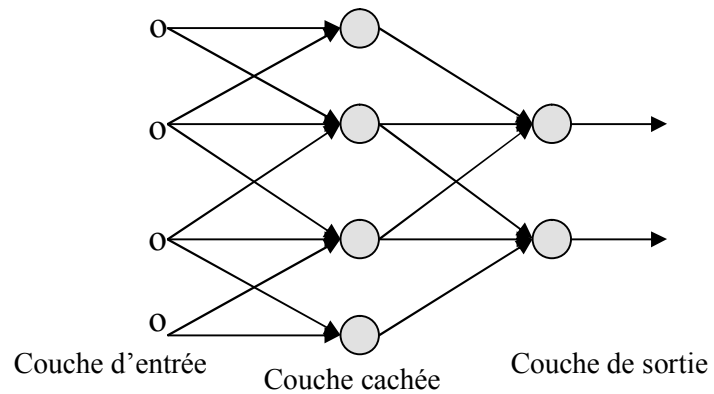
Fig. 3.7 : (a) : le perceptron (b) : Le réseau mono-couche

3.5.2 Les perceptrons multicouches (PMC)

Les PMC sont une amélioration du perceptron comprenant une ou plusieurs couches intermédiaires dites couches cachées. Ils utilisent, pour modifier leurs poids, un algorithme de rétropropagation du gradient, qui est une généralisation de la règle de Widrow-Hoff. Il s'agit toujours de minimiser l'erreur quadratique, ce qui est assez simple quand on utilise une fonction f dérivable (la sigmoïde par exemple). On propage la modification des poids de la couche de sortie jusqu'à la couche d'entrée. Les PMC agissent comme un séparateur non linéaire et peuvent être utilisés pour la classification, le traitement de l'image ou l'aide à la décision. On peut donc dire que les PMC représentent le résultat d'une tentative d'amélioration du perceptron monocouche dont les limitations ont été démontrées. Cette architecture est caractérisée par la présence d'une ou plusieurs couches, dites cachées, intercalées entre la couche d'entrée et la couche de sortie. Dans un tel réseau, les sorties d'une couche sont les entrées de la couche qui se situe en aval. La connexion peut être totale ou partielle, comme le montre la figure (3.8).



(a) Connexion totale



(b) Connexion partielle

Fig. 3.8 : Le réseau multicouches [11].

3.5.3 Les réseaux récurrents

La différence entre cette structure de réseaux et les structures précédentes réside dans le fait que, cette structure comporte au moins une boucle de retour de la sortie, ceci permet au réseau de tenir compte de la valeur précédente de la sortie pour le calcul de la nouvelle sortie. La sortie peut être :

- ◆ La sortie d'un neurone de la couche cachée qui sera injectée à l'entrée du même neurone, c'est le cas des réseaux dits « *with self-feedback* » (figure 3.9) ;

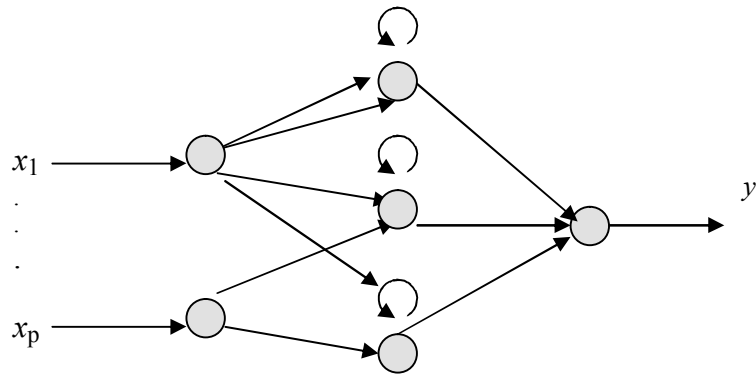


Fig. 3.9: Réseau récurrent « with self feed-back ».

- ◆ La sortie d'un neurone de la couche cachée qui sera, dans ce cas, injectée à tous les autres neurones de cette couche. C'est le cas des réseaux dits « réseaux récurrents totalement connectés » (figure 3.10).

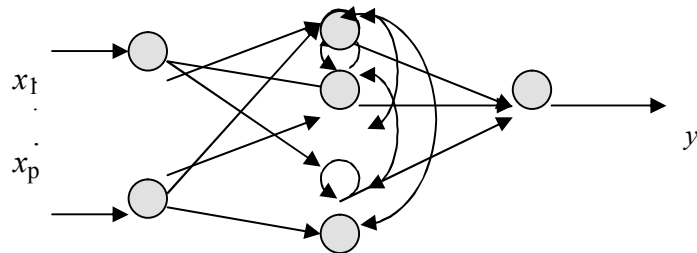


Fig. 3.10 : Réseau récurrent « fully connected ».

- ◆ La sortie du réseau qui sera injectée au niveau de son entrée, comme le montre la figure (3.11), ou au niveau des autres couches.

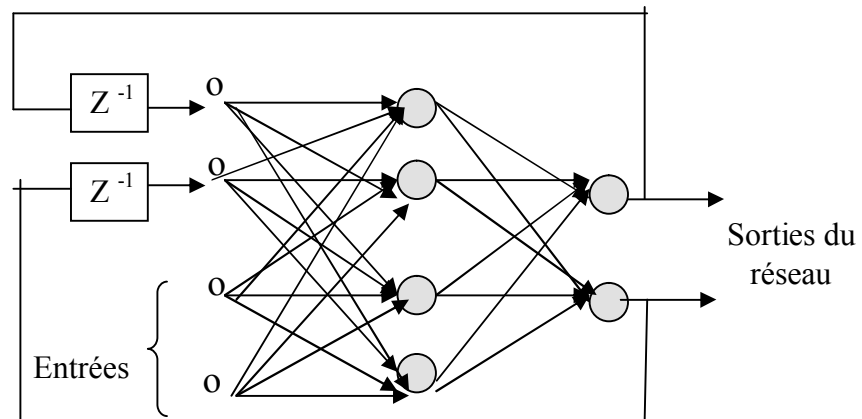


Fig. 3.11 : Un réseau de neurones récurrent.

3.6 Construction d'un réseau de neurones

Construire un réseau consiste à choisir sa structure et la valeur de ses poids. Choisir une structure consiste à fixer le nombre de couches et leurs tailles. Les tailles des couches d'entrée et de sortie sont généralement imposées par le nombre de paramètres du problème. Le choix se limite donc à la taille et au nombre de couches cachées. Il faut noter que :

- L'expérience montre qu'un réseau à plusieurs couches cachées peut se ramener à un réseau équivalent de deux couches cachées de plus grande taille.
- Dans la pratique on constate souvent qu'au delà de deux couches cachées, l'apprentissage et l'utilisation du réseau deviennent difficiles.
- La pratique montre que pour un problème donné, il existe un nombre de réseaux optimaux pour le résoudre.

Une fois la structure du réseau choisi, il reste à fixer les valeurs initiales des poids et des biais. Ces valeurs peuvent être aléatoirement choisies par l'utilisateur. L'expérience montre que la valeur initiale des poids et des biais influence considérablement la qualité de l'apprentissage et qu'en général un choix aléatoire donne de moins bons résultats qu'un choix à priori. Toutefois, dans le cadre de la commande, il est difficile de faire ce choix à priori puisqu'on ignore la façon dont le réseau peut utiliser l'état de son entrée pour calculer la sortie. Il convient donc de calculer par apprentissage la valeur optimale des poids et des biais.

3.7 Calcul de la sortie d'un réseau de neurones

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

3.8 L'apprentissage des réseaux de neurones

L'apprentissage des réseaux de neurones est la phase de calcul de l'ensemble de ses poids par des algorithmes d'ajustement pour lui permettre une application entre l'espace d'entrée qu'on lui présente et l'espace de sortie. Ce processus peut se résumer en trois étapes :

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

Trois classes d'apprentissage sont à distinguer :

3.8.1 Apprentissage supervisé

Le principe de base de ce type d'apprentissage, représenté par la figure 3.12 consiste à présenter au réseau de neurones, ignorant initialement l'état de son environnement (de la tâche), un ensemble de couples (entrée, sortie désirée); l'entrée est utilisée pour stimuler le réseau. La réponse du réseau à cette entrée (la sortie) est calculée et comparée avec la sortie désirée. L'écart entre les deux grandeurs sera utilisé pour l'ajustement des paramètres du réseau.

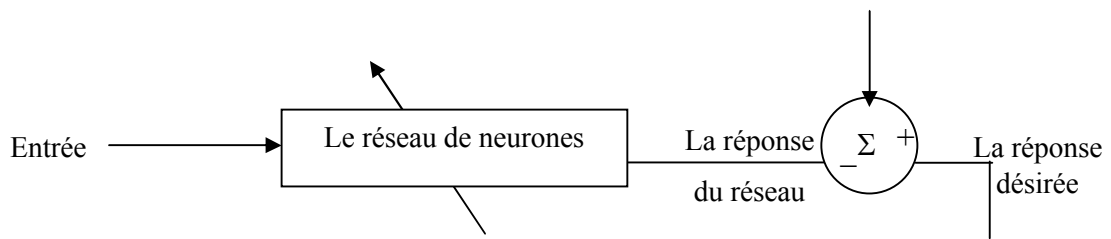


Fig. 3.12 : Principe de l'apprentissage supervisé [11].

3.8.2 Apprentissage par renforcement

Appelé aussi semi-supervisé, il ressemble au précédent par la présence d'un critère de jugement sur l'échec ou le succès de la réponse, mais sans connaître exactement la sortie. Cet apprentissage nécessite seulement une évaluation qualitative de la performance désirée, qui est généralement spécifiée sous forme d'une fonction de coût à minimiser [10].

3.8.3 Apprentissage non supervisé

Ce type d'apprentissage consiste à fournir à un réseau autonome une quantité suffisante d'exemples pour que celui-ci en dégagne les irrégularités spontanément. Ce type

de réseau est appelé aussi auto-organisateur. Cet apprentissage entre dans le cadre des méthodes d'apprentissage automatiques.

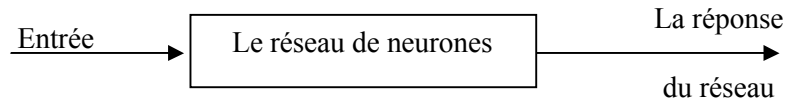


Fig. 3.13 : Principe de l'apprentissage non supervisé

3.9 Techniques d'apprentissage des réseaux de neurones artificiels

La large majorité des réseaux de neurones possède un algorithme « d'entraînement » qui consiste à modifier les poids synaptiques en fonction d'un jeu de données présentées en entrée du réseau. Le but de cet entraînement est de permettre au réseau de neurones « d'apprendre » à partir des exemples. Si l'entraînement est correctement réalisé, le réseau est capable de fournir des réponses en sortie très proches des valeurs d'origine du jeu de données d'entraînement.

Plusieurs algorithmes sont utilisés pour l'apprentissage des réseaux de neurones artificiels, parmi lesquels nous citons l'algorithme de rétropropagation du gradient, qui demeure l'algorithme le plus utilisé pour l'entraînement des perceptrons multicouches.

3.9.1 L'algorithme de rétropropagation du gradient

L'algorithme de rétropropagation du gradient (backpropagation) est une méthode de calcul des poids pour un réseau à apprentissage supervisé qui consiste à minimiser l'erreur quadratique de sortie (somme des carrés de l'erreur de chaque composante entre la sortie réelle et la sortie désirée).

$$J = \frac{1}{2} e^2 = \frac{1}{2} (y - y_d)^2 \quad (3.10)$$

Avec

e : l'écart entre la sortie réelle et la sortie désirée.

Le processus de la rétropropagation est constitué de deux phases :

- ♦ Une propagation des signaux de la couche d'entrée, couche par couche, jusqu'à atteindre la couche de sortie qui délivre les signaux de sortie du réseau ;

- ◆ Une rétropropagation de l'erreur, c'est à dire l'écart entre la sortie du réseau et la sortie désirée, qui se propage dans le sens inverse, de la couche de sortie vers la couche d'entrée et qui sera utilisée pour l'ajustement des paramètres du réseau (figure 3.14).

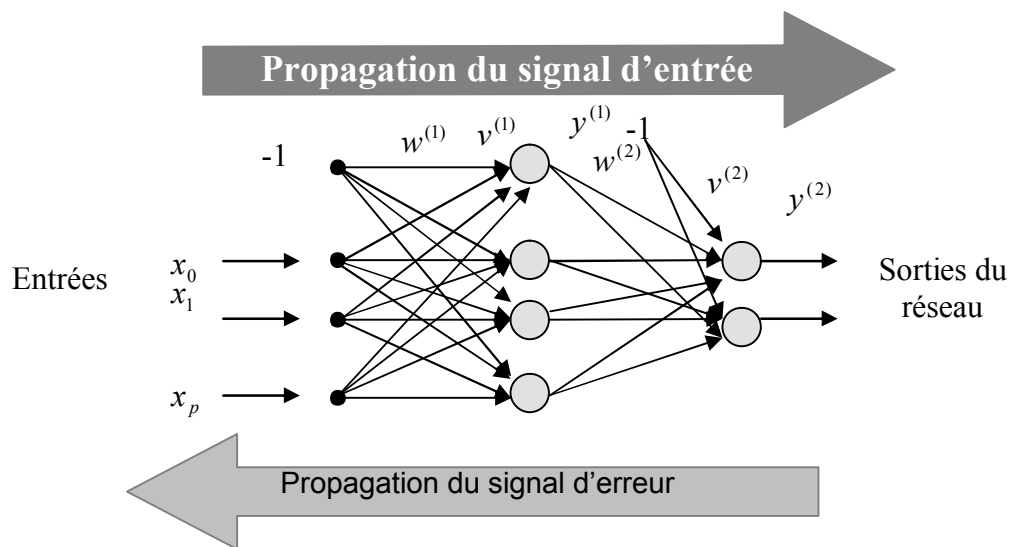


Fig. 3.14 : Flux des signaux de la rétropropagation de l'erreur [11].

Principe :

Pour expliquer le principe de la rétropropagation, prenons le réseau multicouches de la figure précédente (figure 3.14).

Soient :

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

$v^{(L)}$: le vecteur activités des neurones de la couche L ;

$y^{(L)}$: le vecteur des sorties de la couche L ;

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

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

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

1. Initialisation : cette étape consiste à attribuer des valeurs aléatoires aux poids du réseau ;

2. Présentation des exemples : présenter les exemples d'entraînement veut dire l'application du vecteur d'entrée x à l'entrée du réseau ;

3. Le calcul direct : calculer les sorties de toutes les cellules dans le sens de propagation direct des variables d'entrée. Sachant que l'activité du neurone j de la couche L pendant l'itération n est :

$$v_j^{(L)} = \sum_{i=0}^p w_{ji}^{(L)}(n)y_i^{(L-1)}(n) \quad (3.11)$$

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

$$y_j^{(L)} = \varphi(v_j^{(L)}) = \frac{1}{1 + \exp(-v_j^{(L)}(n))} \quad (3.12)$$

les sorties du réseau seront notées :

en suite on calcule l'erreur :

$$y_j^{(L)} = o_j(n) \quad (3.13)$$

$$e_j(n) = d_j(n) - o_j(n) \quad (3.14)$$

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

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

- pour un neurone de la couche de sortie :

$$\delta_j(n) = e_j(n) \cdot \varphi'(v_j(n)) \quad (3.15)$$

- pour un neurone caché :

$$\delta_j(n) = \varphi'(v_j(n)) \sum_k \delta_k(n) \cdot w_{kj}(n) \quad (3.16)$$

La fonction sigmoïde est fréquemment utilisée avec l'algorithme de la rétropropagation, non seulement à cause de sa différentiabilité, mais également parce que sa dérivée est facile à calculer. En effet la dérivée de la fonction d'activation donne :

$$\begin{aligned}\varphi'(v_j(n)) &= \varphi(v_j(n))[1-\varphi(v_j(n))] \\ &= y_j(n)[1-y_j(n)]\end{aligned}\quad (3.17)$$

En remplaçant dans les équations (3.15) et (3.16) on aura :

- ◆ pour un neurone de la couche de sortie :

$$\delta_j(n) = [d_j(n) - o_j(n)] \cdot o_j(n) \cdot [1 - o_j(n)] \quad (3.18)$$

- ◆ pour un neurone caché :

$$\delta_j(n) = y_j(n) \sum_k \delta_k(n) \cdot w_{kj}(n) \quad (3.19)$$

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

$$\begin{pmatrix} \text{La correction} \\ \text{du poids} \\ \Delta w_{ji}(n) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \text{le pas} \\ \text{d'apprentissage} \\ \eta \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} \text{le gradient} \\ \text{local} \\ \delta_j(n) \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} \text{le signal d'entrée} \\ \text{du neurone } j \\ y_i(n) \end{pmatrix} \quad (3.20)$$

Qui se traduit par l'équation :

$$w_{ji}^{(L)}(n+1) = w_{ji}^{(L)}(n) + \eta \delta_j^{(L)}(n) \cdot y_i^{(L-1)}(n) \quad (3.21)$$

Notons enfin, que l'algorithme de la rétropropagation du gradient n'est pas un algorithme sans problèmes, il présente quelques inconvénients qui rendent l'étape d'apprentissage très lente. Parmi ces problèmes on peut citer à titre indicatif : les minima locaux, les ravins, les plateaux.

3. 10 Application des réseaux de neurones artificiels

Les domaines d'application des réseaux de neurones sont de plus en plus nombreux. Ceci s'explique, probablement, par le fait qu'ils acceptent des données incomplètes, incertaines ou bruitées et par l'absence apparente de la rigueur mathématique pour l'utilisation de leurs algorithmes d'apprentissage.

Le premier domaine d'application des réseaux de neurones est évidemment la classification. La reconnaissance des formes, en particulier la reconnaissance des caractères qui est un exemple typique de ce domaine.

Le traitement des images aussi, depuis la compression d'images, jusqu'à son interprétation en passant par la détection des contours. Cette application s'est généralisée en suite sur le domaine de la télécommunication : analyse du signal, élimination du bruit et la compression des données.

Comme d'autres applications on peut citer :

- ◆ La modélisation, l'identification et le contrôle des processus.
- ◆ Environnement : évaluation des risques, analyse et prédictions des séries temporelles (modélisation météorologique) ;
- ◆ Finance : prévision et modélisation du marché (cours de monnaie..), sélection d'investissement... etc.

3.11 Conclusion

Ce chapitre a rappelé certaines définitions générales concernant les réseaux de neurones : origines, principes de base et la méthode d'adaptation de leurs paramètres qui constitue l'étape dite d'apprentissage. Nous avons présenté l'algorithme de la rétro-propagation du gradient et nous avons évoqué brièvement ses problèmes. Nous avons rappelé également les grands domaines d'application des réseaux de neurones. Dans ce qui suit, nous exposerons nos travaux de recherche en ce qui concerne l'exploitation des réseaux de neurones artificiels pour la poursuite du point de puissance maximale.

CHAPITRE IV:

La Méthode MPPT Neuronale

4.1 Introduction

Le générateur photovoltaïque est un système non linéaire et complexe, la description de son fonctionnement ainsi que sa dépendance des conditions de travail par des équations mathématique est une tâche complexe qui peut être sujette à de nombreuses approximations et donc d'incertitudes. L'exploitation des capacités que présentent les réseaux de neurones artificiels peut donner une solution efficace. Dans ce chapitre nous exploitons les caractéristiques d'apprentissage et de généralisation des RNA pour la poursuite du point de puissance maximale.

4.2 Principe de la méthode MPPT proposée

Dans cette partie du travail, nous avons utilisé les réseaux de neurones artificiels pour l'identification du point de puissance maximale en temps réel et ce par l'exploitation des informations fournies par les cellules de contrôle d'un générateur photovoltaïque. Sachant que généralement deux cellules photovoltaïques sont utilisées pour mesurer les deux grandeurs caractéristiques à savoir le courant de court-circuit et la tension de circuit ouvert sans la contrainte qui consiste à débrancher le générateur photovoltaïque périodiquement pour effectuer les mesures à sa sortie (figure 4.0).

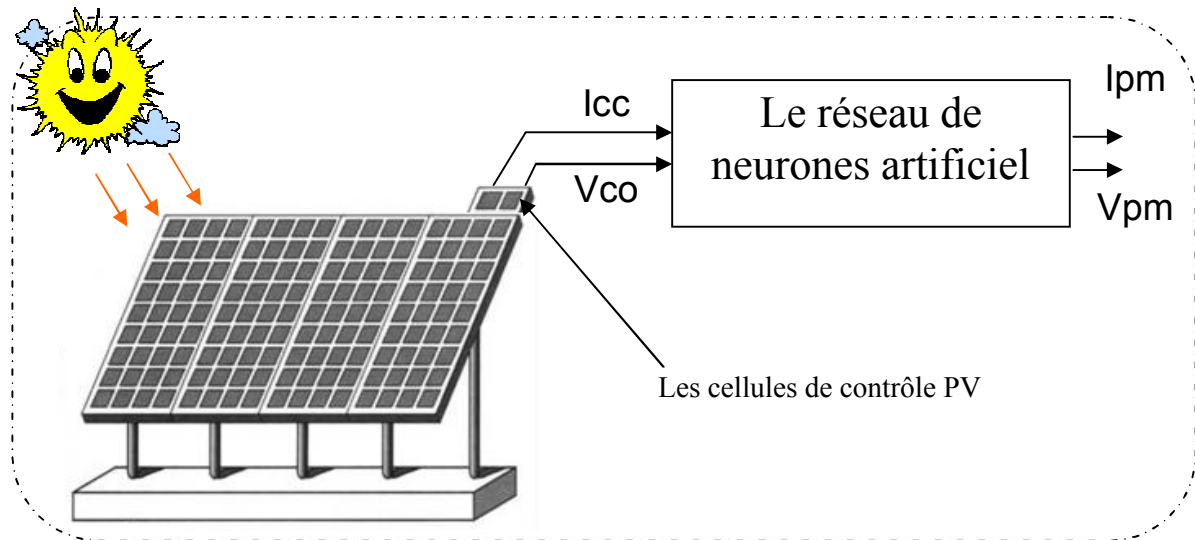


Figure 4.0 : Principe de la commande proposée

4.2.1 Relation entre les données fournies par les cellules de contrôle et le PPM

Les cellules de contrôle fournissent deux informations ; le courant de court-circuit I_{cc} et la tension en circuit ouvert V_{co} . La relation liant les deux courants est supposée linéaire suivant l'expression :

$$I_{pm} = k \cdot I_{cc} \quad (4.1)$$

Où I_{pm} est le courant correspondant au point de puissance maximale.

Avec k égal à 0.888. Or la figure 4.1 montre que la relation n'est pas exactement linéaire d'un côté et qu'elle est dépendante de la température d'un autre côté, la prise en compte de cette dépendance rendra l'identification plus précise. Une autre grandeur est nécessaire pour l'identification du PPM, il s'agit de la tension en circuit ouvert.

La figure 4.2 illustre la relation qui existe entre cette grandeur et la tension au PPM.

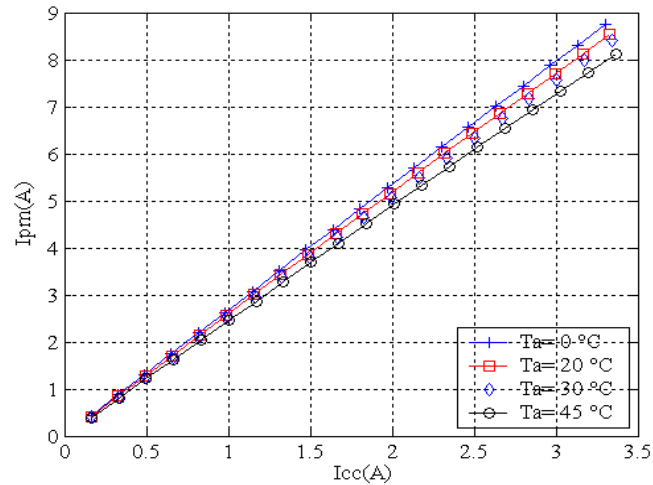


Fig. 4.1 : Influence de la température sur la relation entre le I_{cc} et le courant au PPM.

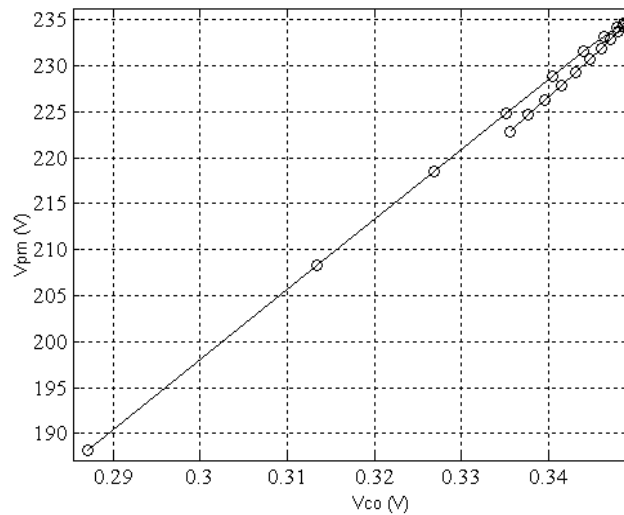


Fig. 4.2 : Relation entre V_{co} et la tension au PPM du générateur photovoltaïque.

4.2.2 L'identification du PPM à base de RNA

L'idée de base de l'identification neuronale du PPM consiste à utiliser un réseau de neurones artificiels qui délivre la tension et le courant du PPM en fonction des informations fournies par les cellules de contrôle.

4.2.3 Apprentissage du RNA

Le RNA utilisé est un perceptron multi-couches à deux entrées correspondant aux données fournies par les cellules de contrôle, deux couches cachées de 10 et 7 neurones respectivement et une couche de sortie à deux neurones correspondant aux coordonnées du PPM. Les neurones de la couche de sortie possèdent des fonctions d'activation linéaires. Les autres neurones sont munis de fonctions d'activation sigmoïdales bilatérales afin d'accélérer l'apprentissage qui a été assuré par l'algorithme de rétro-propagation du gradient.

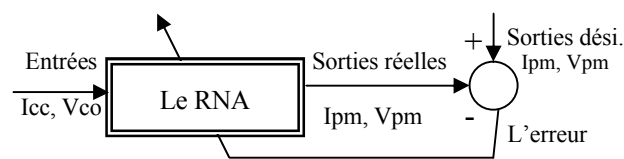


Fig. 4.3.2 : Apprentissage généralisé du RNA.

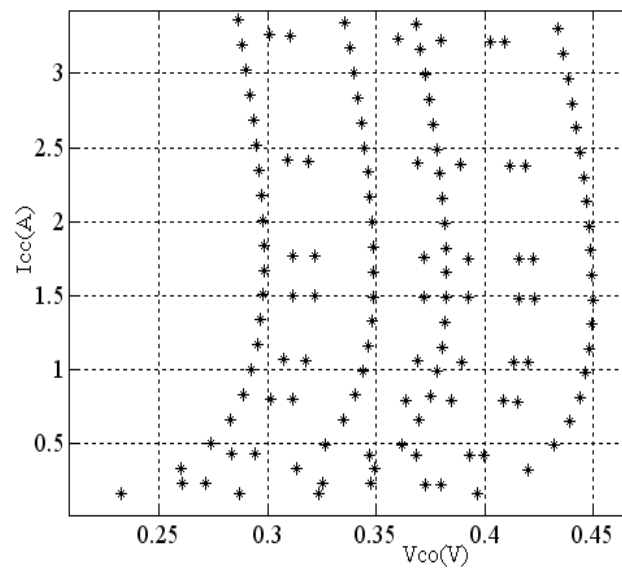


Fig. 4.4 : Exemples d'apprentissage en entrée.

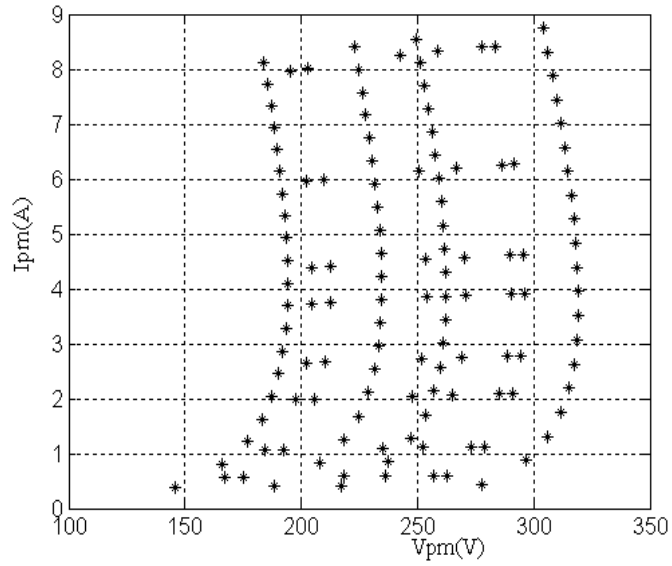


Fig. 4.5 : Exemples d'apprentissage en sortie.

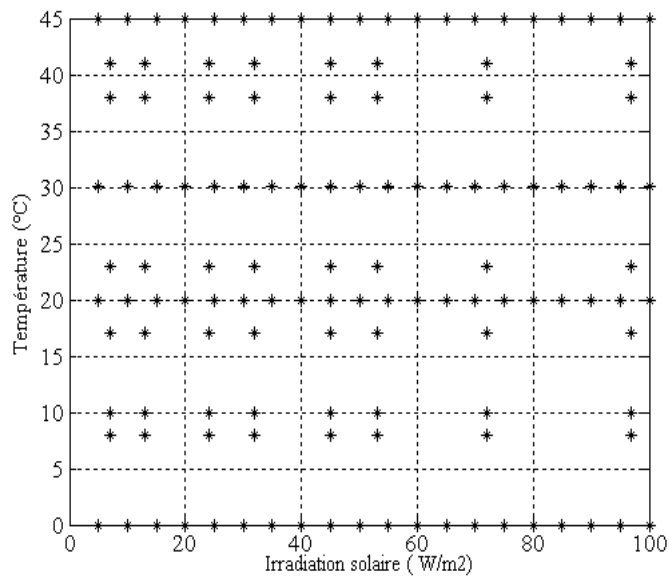


Fig. 4.6 : Conditions utilisées pour l'apprentissage.

Les figures 4.4, 4.5 et 4.6 illustrent les échantillons d'apprentissage utilisés qui ont été soigneusement choisis afin de recouvrir un vaste champ de travail en termes de conditions de fonctionnement. Pour cela, nous avons utilisé les modèles mathématiques décrivant la cellule et le générateur photovoltaïque de la référence [15,16].

La figure 4.7 illustre l'évolution de l'erreur d'apprentissage tandis que la figure 4.8 illustre l'écart entre la sortie réelle du RNA et la sortie désirée à la fin de la phase d'apprentissage pour l'ensemble des exemples d'entrée/sortie utilisés pour l'apprentissage du réseau de neurones artificiels.

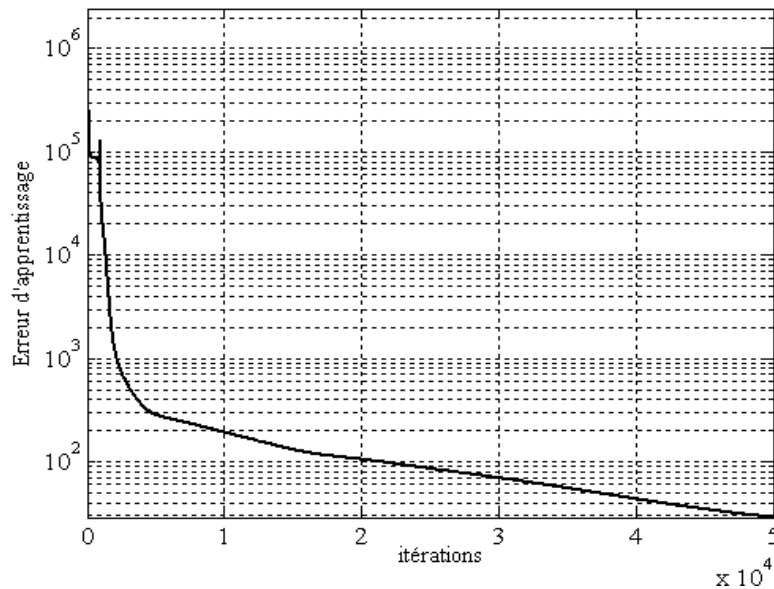


Fig. 4.7 : Evolution de l'erreur d'apprentissage du RNA.

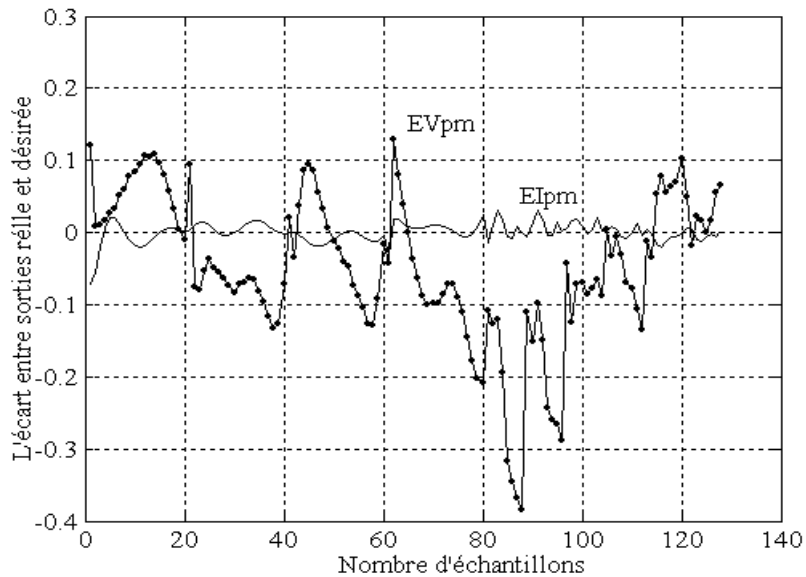


Fig. 4.8 : Ecart entre la sortie réelle du RNA et la sortie désirée à la fin de l'apprentissage.

4.2.4 Validation du modèle neuronal

La validation du modèle neuronale obtenu est une étape très importante qui suit la phase d'apprentissage. En effet, ce modèle doit pouvoir généraliser la relation complexe qu'il a appris pour les autres exemples n'ont traités au cours de la phase d'apprentissage. Pour ce test de validation nous avons pris 273 exemples correspondant à des conditions de travail différentes de celles utilisées pour la collecte des données qui ont servi à l'apprentissage du RNA.

Les figures 4.9 et 4.10 illustrent l'erreur de généralisation. Nous pouvons dire que le modèle neuronal obtenu après plusieurs essais d'apprentissage arrive à généraliser la relation existante entre les entrées et les sorties des échantillons utilisés pendant la phase d'apprentissage sur des exemples nouveaux. En effet l'écart entre les sorties qu'il génère et les sorties désirées reste dans les limites que nous avons fixées pour la fin de l'apprentissage.

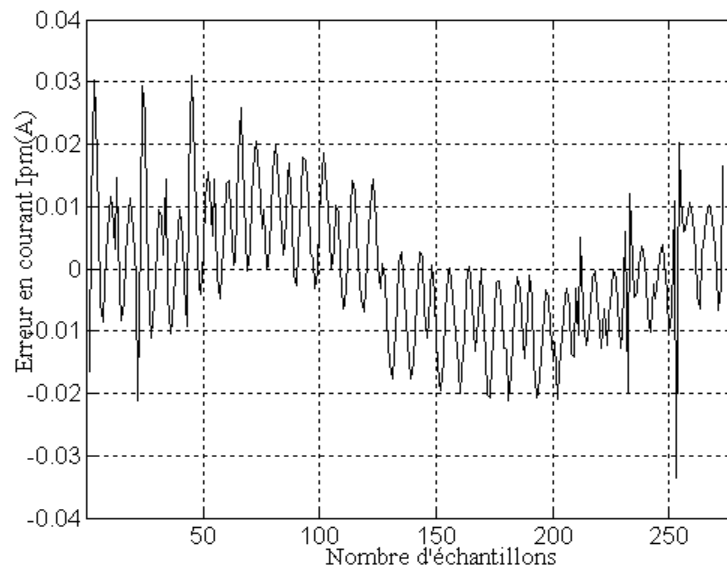


Fig. 4.9 : Ecart entre sorties réelles du RNA et sortie désirés en courant.

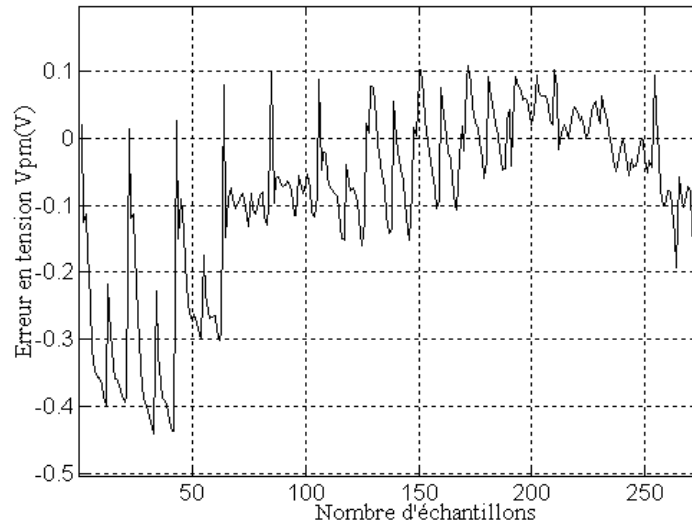
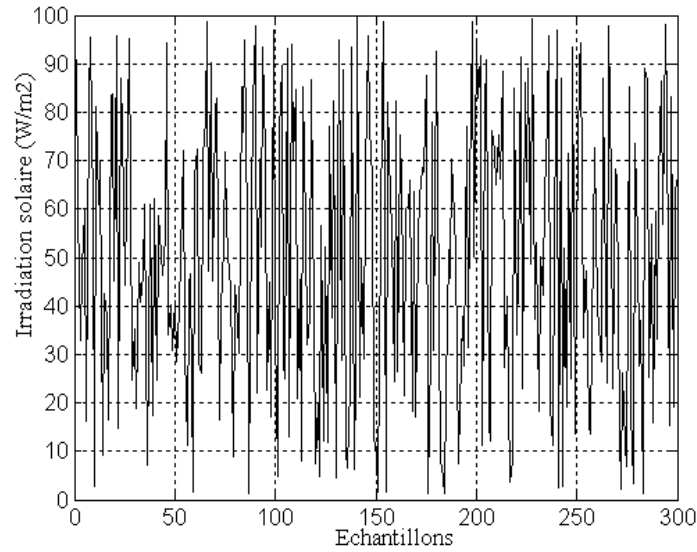


Fig. 4.10 : Ecart entre sorties réelles du RNA et sortie désirés en tension.

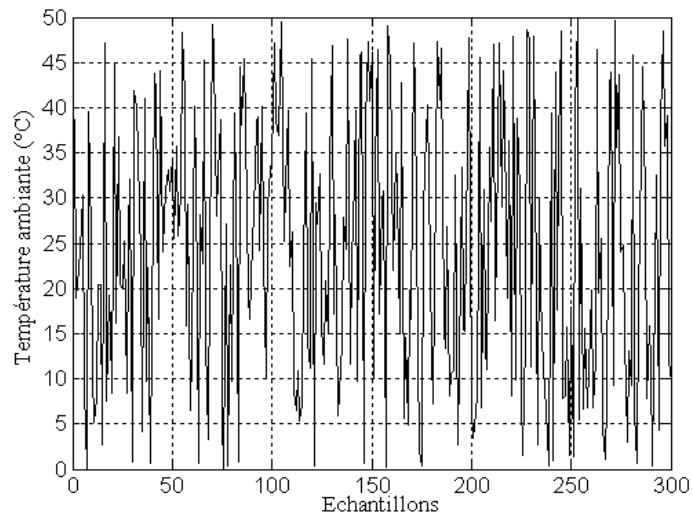
4.2.5 Simulation de l'identification du PPM à base de RNA

Le but de cette section est de montrer l'efficacité de l'algorithme de poursuite du point de puissance maximale. Pour ce faire, nous avons vérifié son efficacité en conditions dynamiques en faisant changer le niveau d'ensoleillement et la température d'une manière rapide et irrégulière, en comparant le courant et la tension du point de puissance maximale réels avec les sorties du modèle neuronal.

La figure 4.11 représente le niveau d'irradiation solaire et température ambiante respectivement auxquelles nous avons attribué des valeurs aléatoires. Il à noter que les erreurs de poursuite restent dans des limites acceptables et que l'écart de poursuite est inférieur ou égal à 0,47%.



(a)



(b)

Fig. 4.11 : Conditions de travail utilisées pour valider l'algorithme de poursuite du PPM
 (a) variation de l'ensoleillement,
 (b) variation de la température ambiante.

Comme résultat à notre étude, nous donnons sur la figure 4.12 une comparaison entre les points de puissance maximale réels obtenus par simulation avec la méthode de neurones artificiels et les points de puissance maximale estimés à partir de la fonction caractéristique d'un générateur photovoltaïque introduits au réseau de neurones. Cette figure montre bien que les points de puissances maximales réels et estimés sont confondus. En effet, l'erreur est inférieure à 0.5% comme déjà cité précédemment (§. 4.2.5). De même l'erreur de poursuite en courant et celle de poursuite en tension oscillent autour de zéro comme le montrent les figures 4.13 et 4.14 respectivement.

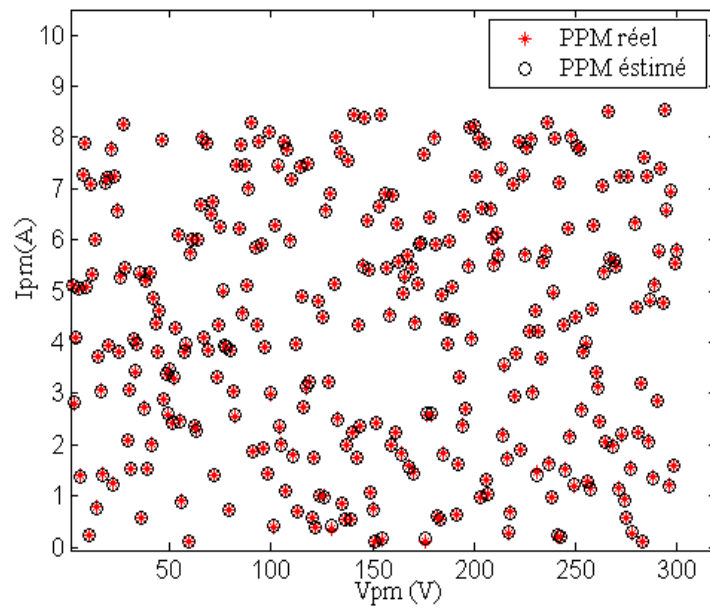


Fig. 4.12 : Point de puissance maximale estimé et réel.

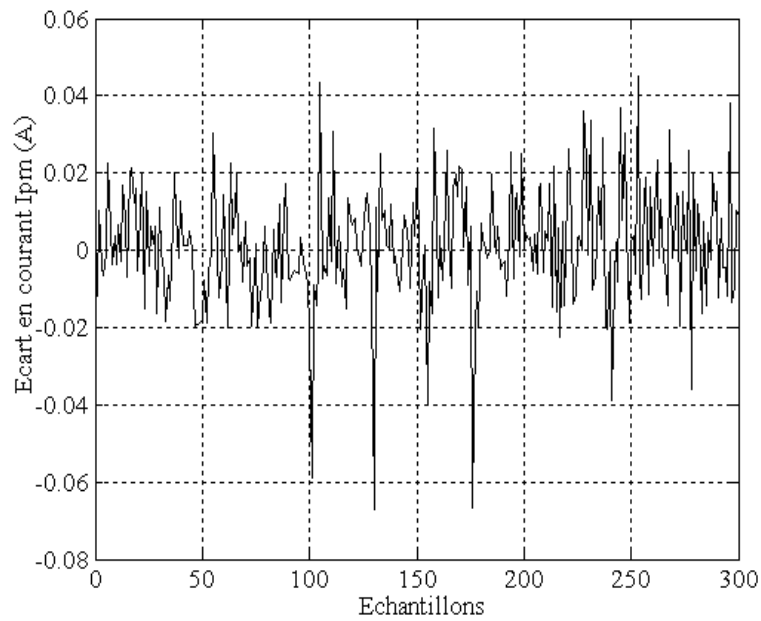


Fig. 4.13 : Erreur de poursuite en courant.

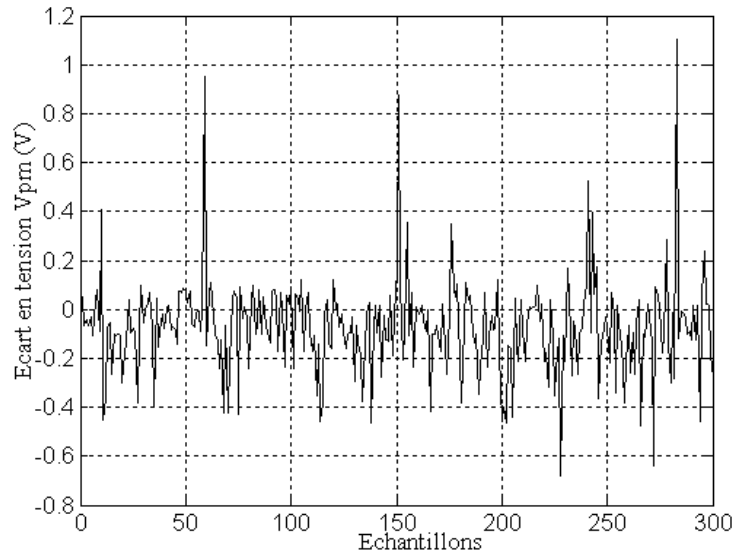


Fig. 4.14 : Erreur de poursuite en tension.

4.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une commande MPPT exploitant les caractéristiques des réseaux de neurones artificiels et les informations fournies par les cellules de contrôle d'un générateur photovoltaïque. Nous avons utilisé les RNA pour identifier le PPM pour les systèmes PV. L'utilisation des RNA est dictée par leurs capacités d'apprentissage et de généralisation qui leur permettent d'apprendre la relation, même non linéaire, qui existe entre un vecteur de sortie et un vecteur d'entrée sans se soucier de sa formule mathématique. Nous avons utilisé un nombre réduit d'échantillons d'apprentissage pour entraîner le RNA. Le modèle neuronal obtenu a permis d'identifier les coordonnées du PPM en temps réel et ce en mode dynamique qui présente une variation rapide et brusque en terme de conditions de travail.

Conclusion générale

Les énergies renouvelables sont les énergies de l'avenir, elles sont inépuisables et représentent une alternative aux sources d'énergie fossile conventionnelles dont les méfaits commencent à se faire sentir surtout sur le devenir de notre planète.

Le coût d'amortissement d'un système photovoltaïque étant toujours assez élevé par rapport au faible rendement de la technologie des cellules photovoltaïques, il est indispensable d'assurer une optimisation maximale de la chaîne de conversion photovoltaïque. Optimiser le fonctionnement d'un générateur photovoltaïque revient à forcer son point de fonctionnement à être tout le temps aussi proche que possible du point de puissance maximale. La difficulté de la tâche, réside dans le fait que ce point maximal unique se trouve dépendant des conditions de travail, à savoir, le niveau d'irradiation solaire et la température ambiante. Ces deux dernières étant variables durant la journée, le point de puissance maximale se trouve en permanent mouvement sur la caractéristique de sortie, ce qui nécessite une poursuite fidèle dans les deux cas statique et dynamique.

Dans ce travail, nous avons présenté une technique de poursuite du point de puissance maximale exploitant les caractéristiques des réseaux de neurones artificiels et les informations fournies par les cellules de contrôle d'un champ photovoltaïque. En effet, les réseaux de neurones artificiels offrent un outil puissant pour la modélisation et l'identification des systèmes non linéaires. Leur utilisation dans le domaine photovoltaïque peut être d'un grand apport. Notre travail a montré que leur utilisation peut faciliter et simplifier un grand nombre de problèmes d'ordre mathématique. L'introduction d'un bloc d'Intelligence Artificielle (IA) a permis de réduire l'impact des variations brusques des conditions de travail pour la poursuite du PPM. Le RNA a été capable de fournir les coordonnées du PPM en temps réel en fonction des informations fournies par les cellules de contrôle photovoltaïque après la phase d'apprentissage.

Comme perspective à ce travail nous comptons implémenter cet algorithme et son utilisation pour la commande d'un convertisseur DC-DC pour juger son efficacité dans une chaîne de conversion d'énergie photovoltaïque.

Bibliographie

- [1] Alain Bilbao Learreta, Réalisation des commandes MPPT Numériques, LAAS-CNRS, Toulouse, France, 2006
- [2] Chikh Ali, Etude de la Poursuite du Point de Fonctionnement Optimal du Générateur Photovoltaïque (G. PV),* 3rd International Conference: Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications, March 27-31, 2005 – TUNISIA Unité de Recherche En Energies Renouvelables En Milieu Saharien, URER/MS, Adrar, 01000, Algérie.
- [3] Al-Amoudi, L. Zhang "Application of Radial Basis Function Networks for Solar-Array Modeling and Maximum Power Point Prediction" Ahmed, IEE Proc.-Gener. Transm., Distrib, Vol. 147, No. 5, September 2000
- [4] A. F. Boehinger., Self Adaptive DC Converter for Solar Spacecraft Power Supply. IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems, AES-4, n° 1, PP 102-111, 1968.
- [5] O. Thameur , Application des Algorithmes Génétiques dans la commande des Hacheurs MPPT, ENP Algérie, Juin 2006.
- [6] K. Sobaihi, Etude de Réalisation d'un hacheur MPPT à contre réaction de tension, Magister, ENP Algérie, Juin 2003.
- [7] G. F. Tchoketch Kebir, Commande des Hacheurs MPPT par Logique Floue, ENP Algérie, Magister, Février 2006.
- [8] B. Amrouche, " Multilayered Neural Network Adaptive Controller for Robot Manipulators ", Centre de développement des énergies renouvelables, Bouzaréah, Alger, 1st International Conference on Dextrous Autonomous Robot and Humanoids, Yverdon-les-bains, Switzerland, May 19-22, 2005.
- [9] M. Maden Gupta, H. Danida Rao Khalil, "Neuro-Control Systems: Theory and applications", IEEE PRESS, USA 1994.
- [10] V. Stamatios Kartalopoulos "Understanding Neural Networks and Fuzzy Logic; Basic Concepts and Applications", IEEE PRESS, USA 1996.
- [11] B. Amrouche, Commande Adaptative à Base de Réseaux de Neurones pour Bras Manipulateurs, Magister, Université SAAD DAHLEB de BLIDA, Juin 2003.
- [12] Simon Haykin, "Neural Networks, a Comprehensive Foundation", Macmillan College Publishing Company, USA 1994.

- [13] R. Don Hush, Bill Horn, "Progress in Supervised Neural Networks, what's the new Since Lippmann", IEEE, Signal Processing Magazine, January 1993.
- [14] M. Caudil, C. Bulter, "understanding Neural Networks", volume 1: Basic Networks, MIT PRESS, USA 1993.
- [15] T. Hiyama, S. Kouzuma, T. Imakubo " Identification of Optimal Operating Point using Neural Network for Real Time Maximum Power Tracking Control", IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol.10, No. 2, June 1995, p. 360-367
- [16] B. Amrouche, B Kazed " Multilayered Neural Network Adaptive Controller for Robot Manipulators ", 1st International Conference on Dextrous Autonomous Robot and Humanoids, Yverdon-les-bains, Switzerland, May 19-22, 2005.

Bibliographie

- [1] Alain Bilbao Learreta, Réalisation des commandes MPPT Numériques, LAAS-CNRS, Toulouse, France, 2006
- [2] Chikh Ali, Etude de la Poursuite du Point de Fonctionnement Optimal du Générateur Photovoltaïque (G. PV),* 3rd International Conference: Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications, March 27-31, 2005 – TUNISIA Unité de Recherche En Energies Renouvelables En Milieu Saharien, URER/MS, Adrar, 01000, Algérie.
- [3] Al-Amoudi, L. Zhang "Application of Radial Basis Function Networks for Solar-Array Modeling and Maximum Power Point Prediction" Ahmed, IEE Proc.-Gener. Transm., Distrib, Vol. 147, No. 5, September 2000
- [4] A. F. Boehinger., Self Adaptive DC Converter for Solar Spacecraft Power Supply. IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems, AES-4, n° 1, PP 102-111, 1968.
- [5] O. Thameur , Application des Algorithmes Génétiques dans la commande des Hacheurs MPPT, ENP Algérie, Juin 2006.
- [6] K. Sobaihi, Etude de Réalisation d'un hacheur MPPT à contre réaction de tension, Magister, ENP Algérie, Juin 2003.
- [7] G. F. Tchoketch Kebir, Commande des Hacheurs MPPT par Logique Floue, ENP Algérie, Magister, Février 2006.
- [8] B. Amrouche, " Multilayered Neural Network Adaptive Controller for Robot Manipulators ", Centre de développement des énergies renouvelables, Bouzaréah, Alger, 1st International Conference on Dextrous Autonomous Robot and Humanoids, Yverdon-les-bains, Switzerland, May 19-22, 2005.
- [9] M. Maden Gupta, H. Danida Rao Khalil, "Neuro-Control Systems: Theory and applications", IEEE PRESS, USA 1994.
- [10] V. Stamatios Kartalopoulos "Understanding Neural Networks and Fuzzy Logic; Basic Concepts and Applications", IEEE PRESS, USA 1996.
- [11] B. Amrouche, Commande Adaptative à Base de Réseaux de Neurones pour Bras Manipulateurs, Magister, Université SAAD DAHLEB de BLIDA, Juin 2003.
- [12] Simon Haykin, "Neural Networks, a Comprehensive Foundation", Macmillan College Publishing Company, USA 1994.

- [13] R. Don Hush, Bill Horn, “ Progress in Supervised Neural Networks, what’s the new Since Lippmann” ,IEEE, Signal Processing Magazine, January 1993.
- [14] M. Caudil, C. Bulter, “understanding Neural Networks”, volume 1: Basic Networks, MIT PRESS, USA 1993.
- [15] T. Hiyama, S. Kouzuma, T. Imakubo " Identification of Optimal Operating Point using Neural Network for Real Time Maximum Power Tracking Control", IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol.10, No. 2, June 1995, p. 360-367
- [16] B. Amrouche, B Kazed " Multilayered Neural Network Adaptive Controller for Robot Manipulators ", 1st International Conference on Dextrous Autonomous Robot and Humanoids, Yverdon-les-bains, Switzerland, May 19-22, 2005.