

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de L'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI DE TIZI-OUZOU
FACULTE DE GENIE ELECTRIQUE ET INFORMATIQUE
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE



Mémoire de Fin d'études : MASTER PROFESSIONNEL Spécialité : électronique industriel

Thème :

MODELISATION ET SIMULATION DE LA COMMANDE MPPT D'UN SYSTEME PHOTOVOLTAÏQUE A BASE DE RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS



Présenté par:

KADEM MERIAMA ET SEDIK RATIBA

Mémoire dirigée par : M^{me}.O.BOUKENDOUR

Mémoire soutenu publiquement : le 27/09/2018 devant le jury composé de :

Président : M^r.S.AMEUR

Examineur 1 : M^{me}. KHERRAZ .

Invité : Mme. N.KACIMI



THEME

**MODELISATION ET
SIMULATION DE LA
COMMANDE MPPT D'UN
SYSTEME PHOTOVOLTAÏQUE A
BASE DE RESEAUX DE
NEURONES ARTIFICIELS**

Remerciements :

- ✓ Avant tout on remercie le dieu le tout puissant de nous avoir donné la force et le courage de reprendre nos études après tant d'années et aussi d'avoir mis sur notre chemin notre chère amie NORA KACIMI qui nous a été d'une précieuse et immense aide et soutien
- ✓ On remercie notre promotrice Mme BOUKENDOUR OUIZA d'avoir accepté de nous encadrer ainsi que le membre de jury pour avoir accepté de juger ce modeste travail
- ✓ On remercie nos maris chacune d'avoir été à nos cotés pendant toute la période de nos études ainsi que nos enfants pour le courage qu'ils nous fournissent sans même pas qu'ils se rendent compte.
- ✓ Un grand merci à nos parents chacune qui ont fait de nous les femmes d'aujourd'hui avec toutes les réussites acheminées dans tous les domaines
Un immense merci pour nos employeurs (mes chers frères KADEM MOHAMMED OUAHMED et SAADI et le proviseur du lycée STAMBOULI : Mr OUAZZOUG) ainsi que nos collègues chacune qui nous ont soutenus pour pouvoir atteindre aujourd'hui.
- ✓ Un grand merci l'une pour l'autre pour le faite de se faire épauler durant toute cette année.
- ✓ A tous ceux qui nous ont aidé de proche ou de loin

RATIBA ET MERIAMA

Dédicace :

- ✓ Je dédie ce travail à la mémoire de mon défunt cher père à qui je doit toute mon existence que dieu l'accueille dans son vaste paradis
- ✓ A ma chère maman que dieu la garde a mes cote
- ✓ Je le dédie à mon mari ALI et mes enfants DJILLALI, SAMY, WISSEM, IMANE ET RAFIK
- ✓ Je le dédie :

A toutes mes sœurs, leurs maris et leurs enfants

A tous mes frères, leurs épouses et leurs enfants

A mes collègues de travail et amies (DJAMILA –LYNDA –GHALIA-SABIHA-SAMIA-SALIHA - OUIZA)

- ✓ Je le dédie aussi à ma famille et à ma belle famille en générale

RATIBA

- ✓ Je dédie ce travail à mes chers parents qui me manquent tant
- ✓ Je le dédie à mon mari MOUH et mes enfants NABIL et BACHIR
- ✓ Je le dédie :

A toutes mes sœurs, leurs maris et leurs enfants V

A tous mes frères, leurs épouses et leurs enfants

A la mémoire de mon défunt cher frère BACHIR

A ma nièce FARIZA qui a été à mes cotés durant cette reprise d'études et ses amies

- ✓ Je le dédie à mes collègues de travail et amies.
- ✓ Je le dédie aussi à ma famille et à ma belle famille en générale.

MERIAMA

SOMMAIRE :

INTRODUCTION GENERALE	01
CHAPITRE I : Généralités sur les systèmes photovoltaïques	
I. Introduction	04
II. Les Énergies renouvelables	05
II.1 L'énergie éolienne	05
II .2 L'énergie solaire photovoltaïque ou thermique	06
II .3. La biomasse	07
II .4. La géothermie	08
II .5. Énergie hydraulique	09
II .6. Le stockage de l'Energie	10
III. L'Énergie solaire photovoltaïques	11
III. 1. Historique de l'énergie photovoltaïque	11
III. 2. Rayonnement solaire	12
III. 3. La cellule photovoltaïque	13
III .3.1. Fabrication de la cellule photovoltaïque	14
III.3.2. Principe de la conversion photovoltaïque	14
IV. Modélisation et circuit équivalent d'une cellule photovoltaïque	15
V . Générateur photovoltaïque	17
V.1. Caractéristique (I-V)	18
V.1.1. Caractéristique $I = f(V)$ à la température constante et éclairement variable.	19
V.1.2. Caractéristique ($P = f(V)$) à la température constante et éclairement variable..	19
V.1.3. Caractéristique $I = f(V)$ à la température variable et éclairement constant	20
V.1.4. Caractéristique $P_{pv} = f(V_{pv})$ à la température variable et éclairement constant	20
VI. Conclusion	21
CHAPITRE II : La commande des systèmes photovoltaïques	
I. Introduction	23
II. Configuration d'un système photovoltaïque	24
III. Le convertisseur DC/-DC (hacheurs parallèles) (boost)	25
IV. La commande MPPT	27
IV.1. Algorithme perturbation et observation	28
IV.2. Algorithme incrémentation de la conductance.	31
V. Conclusion	33
CHAPITRE III : Réseau de neurones artificiels	
I. Introduction	35
II. Neurone biologique	36
III. Neurone formel	37
IV. Modélisation mathématique du neurone biologique	37
IV.1. Apprentissage	39
	39

IV.1.1.l'apprentissage supervisé	40
IV.1.2.l'apprentissage non supervisé.	40
IV.1.3.Apprentissage renforcé	40
V. Règles d'apprentissage	41
VI. Architecture évolutive des réseaux de neurones	41
VI.1. Le perceptron multicouche.	42
VI.2. Les réseaux à fonction de base radiale	43
VI.3.Les cartes auto organisatrice de Kohonen.	43
VII. les réseaux de neurones et l'énergie renouvelable	45
VIII. Propriétés et limites des réseaux de neurones	45
VIII.1 La capacité d'adaptation	45
VIII.2 La capacité de généralisation	46
VIII.3 Le parallélisme	46
IX. Limites d'utilisation des réseaux de neurones	47
X .Procédure de construction d'un réseau de neurones	
XI . Conclusion	
CHAPITRE IV : Simulation de la commande MPPT par réseaux de neurones	
I. Introduction	49
II. Description du système étudié	50
III. Étude du système solaire avec contrôleur MPPT à base de réseaux de neurones artificiels	53
III.1 Fonctionnement sous des conditions constantes	53
III.2.Comportement du système face à un changement de l'éclairement	58
IV. Interprétation des résultats.	60
V. . Conclusion	61
Conclusion générale	

LISTE DES FIGURES :

Figure I.1.vue d'une éolienne éclatée.....	05
Figure.I.2: Énergie solaire photovoltaïque ou thermique.....	06
Figure I.3: la biomasse.....	07
Figure.I.4 la géothermie	08
Figure. I.5: Énergie hydraulique.....	09
Figure. I.6: Système de Stockage d'énergie	10
Figure. I.7.: Représentation schématique d'une installation d'un système photovoltaïque sur une habitation.....	11
Figure I.8: Rayonnement solaire	12
Figure I.9: Représentation schématique d'une cellule solaire.....	14
Figure I.10: une cellule photovoltaïque: dont (a): est sa structure physique et(b): est son modèle de circuit électrique.....	15
Figure I.11.: cellule, panneau et champs photovoltaïque.....	17
Figure I.12. : la caractéristique $I=f(V)$ en fonction de l'éclairement	19
Figure I.13. : la caractéristique $P=f(V)$ en fonction de l'éclairement.....	19
Figure I.14. : Effet de la température sur la caractéristique $I_{pv}(V_{pv})$	20
Figure I.15. : Effet de la température sur la caractéristique $P_{pv}(V_{pv})$...	20
Figure II.1. Exemple de configuration d'un système photovoltaïque.....	24
Figure II.2. Circuit idéal d'un convertisseur survolteur « boost ».....	25
Figure II.3.Caractéristique de la puissance d'un module photovoltaïque en perturbation & observation $P=f(V)$	28
Figure II.4.Algorithme de perturbation et observation P&O	29
Figure II.5. Résultats de simulation de panneau photovoltaïque: (A) le voltage, (B) le courant, (C) la puissance.....	30.

Figure II.6.Algorithme de l'incrémentation de l'inductance	31
Figure II.7 Résultat de simulation avec INC, (A) courant, (B) la tension, (C) la puissance.....	32
Figure III.1: Neurone biologique.....	36
Figure III.2: Similitude entre neurones biologique et artificiel.....	36
Figure III.3: Schématisation de la fonction d'activation de la somme pondérée.....	37
Figure III.4. Schéma d'apprentissage supervisé.....	39
Figure III.5. Schéma d'apprentissage non supervisé.....	40
Figure III.6. Le perceptron multicouche.....	42
Figure III.7. La carte auto organisatrice à deux dimensions de Kohonan.....	43
Figure IV.1. Structure globale de l'optimisation par réseau de neurone....	50
Figure IV.2. la caractéristique $I=f(V)$ en fonction de l'éclairement du générateur photovoltaïque	51
Figure IV.3. la caractéristique $I=f(V)$ en fonction de l'éclairement du générateur photovoltaïque	51
Figure IV.4. Modèle de simulation du GPV adapte par la technique MPPT (P&O).....	52
Figure IV.5. Comparaison entre l'application de l'algorithme P&O et l'application INC.....	52
Figure IV.6 :la rétro propagation.....	54
Figure IV.7 : Formation ANN avec MATLAB.....	55

Figure IV.8:le calcul de l'erreur	55
Figure IV.9 : L'erreur quadratique.....	56
Figure IV.10 : Modèle de simulation du GPV avec la technique RNA.....	56
Figure IV.11: Les résultats de simulation avec les réseaux de neurones (A) La tension,(B) le courant, (C) la puissance.....	57
Figure IV.12 :. Variation de l'éclairement en fonction du temps.....	58
Figure IV.13 :Validation des performances	58
Figure IV.14 : Les résultats de simulation avec les Réseaux de neurones(A)La tension, (B) le courant (C)la puissance	59
Figure IV.15 : Les résultats de comparaison entre les deux simulations de la puissance.....	60
Figure IV.16 : Zoom sur une partie de la puissance.....	60

LISTE DES TABLEAUX :

Le tableau I.1. Le rendement énergétique des différents types de cellules photovoltaïques	13
Tableau .I. 2 : Les caractéristiques électriques du module photovoltaïque : "SIEMENS SM 110-24''	18
Tableau IV.1 : Caractéristiques électriques du module photovoltaïque SIEMENS SM110-24.....	50
Tableau IV.2: une partie des Puissances du panneau et le rapport cyclique correspondant.....	50

INDICES :

I_{ph} : Photo courant, dépendant de l'intensité de l'irradiation.

I_{sat} : Courant de saturation de diode, dépendant de la température.

e : Charge de l'électron $= 1.602 \cdot 10^{-19} \text{C}$.

V_{pv} : Tension aux bornes de la cellule.

I_{pv} : Courant fourni par la cellule.

R_s : Résistance en série, modélisant les pertes ohmiques du matériau et des contacts.

K : Constante de Boltzmann $= 1380 \cdot 10^{-23} \text{ J / K}$

T : Température en Kelvin

R_p : Résistance parallèle, représentant l'admittance parallèle du générateur de courant.

A : Indice du matériau (compris entre 1 et 2 selon de la technologie).

V_{oc} : Tension de circuit ouvert

I_{cc} : courant de court-circuit

PV : photovoltaïque

GPV : Générateur photovoltaïque

MPPT : Maximum Power Point Tracking.

DC/DC : direct current / direct current

DC/AC : direct current / alternatif current

S : interrupteur ($S=1$ ou $S=0$)

P&O : Perturbe-and-Observe

INC : Incremental Conductance

G : conductance $G=I/V$

I-V : courant – tension

P-V : puissance - tension

INTRODUCTION GENERALE

INTRODUCTION GENERALE :

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

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

Les panneaux solaires, bien qu'ils soient de plus en plus performants, ont des rendements qui restent assez faibles (autour de 20%), c'est pourquoi il faut exploiter le maximum de puissance qu'ils peuvent générer en réduisant au maximum les pertes d'énergie.

Une caractéristique importante de ces panneaux est la puissance maximale disponible, elle est fournie seulement en un seul point de fonctionnement appelé «Maximum Power Point » (MPP), défini par une tension et un courant donnés, et ce point se déplace en fonction des conditions météorologiques (ensoleillement, température, etc.) ainsi que des variations de la charge.

Extraire le maximum de puissance nécessite donc un mécanisme de poursuite de ce point qu'on appelle MPPT (Maximum Power Point Tracking).

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

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

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

Notre travail s'inscrit dans la thématique des énergies renouvelables sous le thème :

MODELISATION ET SIMULATION DE LA COMMANDE MPPT D'UN SYSTEME PHOTOVOLTAÏQUE A BASE DE RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

CHAPITRE : I

GÉNÉRALITÉS SUR LES SYSTÈMES PHOTOVOLTAÏQUES

I. Introduction :

Aujourd'hui, il est nécessaire de subvenir à l'augmentation de besoin de la société en énergie. Pour répondre à cette augmentation, on a deux façons possibles d'agir :

- Soit il faudrait diminuer la consommation des récepteurs d'énergie en améliorant leur efficacité et en augmentant leur productivité.
- Soit, il faudrait développer des nouvelles sources d'énergie et d'ailleurs déjà des chercheurs sont en cours de recherche dans le domaine de la fusion nucléaire qui pourrait bien être une solution énergétique du future mais jusque-là son avenir et son avènement ne sont pas assurés.

Dans l'immédiat, nous avons déjà des sources en énergie renouvelable inépuisables qui sont le vent et le soleil et même qui ne cessent d'exister sur la terre entière et ne cessent de se régénérer naturellement sans jamais s'épuiser ; et alors les chercheurs se sont retournés vers elles et ils ont découvert l'énergie photovoltaïque du soleil et l'énergie éolienne du vent.

On s'intéresse dans notre travail au système photovoltaïque qui est découverte en 1839 par le physicien français Antoine Becquerel.

Dans ce premier chapitre, nous proposons quelques généralités et définitions sur les énergies renouvelables, particulièrement sur l'énergie solaire photovoltaïque.

Par la suite nous présentons le modèle mathématique d'une cellule photovoltaïque (PV) et un générateur photovoltaïque.

II. Les énergies renouvelables :

Il existe cinq grands types d'énergies renouvelables : l'énergie éolienne, l'énergie solaire, l'énergie hydraulique, la biomasse et la géothermie.

Leur caractéristique commune est de ne pas produire d'émissions polluantes (ou peu), et ainsi d'aider à lutter contre l'effet de serre.

II .1. L'énergie éolienne :

L'énergie éolienne est l'énergie du vent dont la force motrice est utilisée dans le déplacement de voiliers et autres véhicules ou transformée au moyen d'un dispositif aérogénérateur comme une éolienne ou dans un moulin à vent en une énergie diversement utilisable.

Elle est utilisée de trois manières :

- Avec conservation de l'énergie mécanique : le vent est utilisé pour faire avancer un véhicule (navire à voile ou char à voile) ,pour faire tourner la meule d'un moulin ;
- Transformation en force motrice (pompage de liquides, compression de fluides...) : pompage de l'eau (moulins de Majorque, éoliennes de pompage pour irriguer ou abreuver le bétail).

- Production d'énergie électrique ; l'éolienne est alors couplée à un générateur électrique pour fabriquer du courant continu ou alternatif. Le générateur est relié à un réseau électrique ou bien fonctionne au sein d'un système « autonome » avec un générateur d'appoint (par exemple un groupe électrogène) et/ou un parc de batteries ou un autre dispositif de stockage de l'énergie.



Figure I.1 : Vue d'une éolienne éclatée

II.2. L'énergie solaire photovoltaïque ou thermique :

Deux grandes familles d'utilisation de l'énergie solaire à cycle court se distinguent :

- l'énergie solaire thermique : utilisation de la chaleur transmise par le rayonnement.
- l'énergie photovoltaïque : utilisation du rayonnement lui-même pour produire de l'électricité.

L'énergie photovoltaïque qui, comme son nom le laisse entendre, transforme l'énergie contenue dans le rayonnement solaire en électricité.

Le soleil émet un rayonnement électromagnétique dans lequel se trouvent notamment les rayons cosmiques, gamma, X, la lumière visible, l'infrarouge, les micro-ondes et les ondes radios en fonction de la fréquence d'émission. Tous ces types de rayonnements électromagnétiques véhiculent de l'énergie.

Le niveau d'irradiation (le flux énergétique) mesuré à la surface de la Terre dépend de la longueur d'onde du rayonnement solaire.

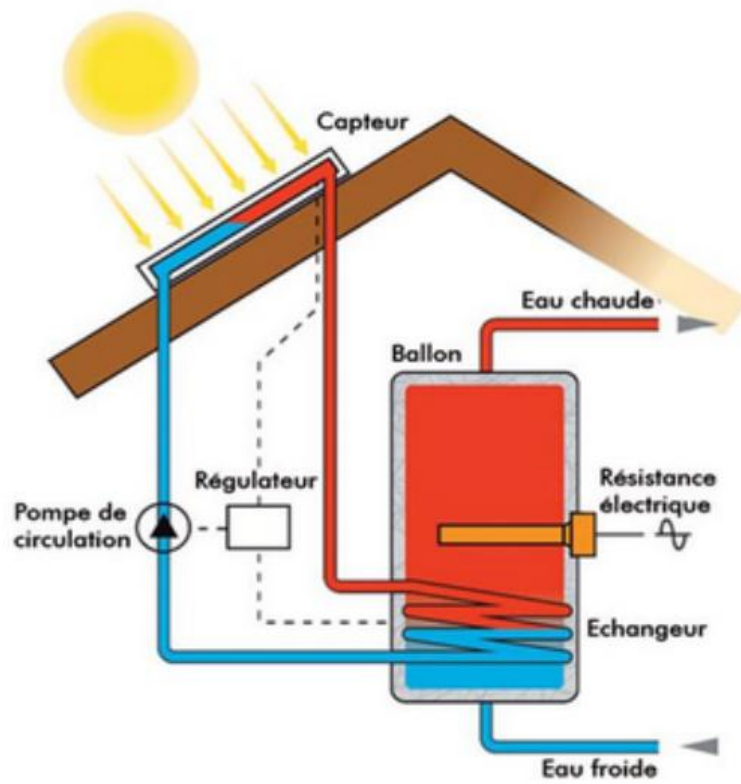


Figure I.2 : Énergie solaire photovoltaïque ou thermique

II .3. La biomasse :

Dans le domaine de l'énergie, la biomasse est la matière organique d'origine végétale (microalgues incluses), animale, bactérienne ou fongique (champignons), utilisable comme énergie. L'énergie peut être extraite par combustion directe (ex : énergie du bois), ou par combustion après un processus de transformation de la matière première, par exemple la méthanisation (biogaz, ou sa version épurée le biométhane) ou d'autres transformations chimiques (dont la pyrolyse, la carbonisation hydrothermale et les méthodes de production de biocarburants ou « agrocarburants »), On parle alors de bioénergie.

Cette énergie intéresse à nouveau les pays riches confrontés au changement climatique et à la perspective d'une crise des ressources en hydrocarbures fossiles ou uranium. Elle répond à des enjeux et objectifs de développement durable et potentiellement d'économie circulaire ; substituer la biomasse aux énergies fossiles contribue en effet à réduire les émissions de gaz à effet de serre, voire à restaurer certains puits de carbone (semi-naturels dans le cas des boisements et haies exploités)

L'énergie biomasse comprend le bois, les biocarburants (issus de végétaux comme le colza ou la betterave) ou encore le biogaz. Cette énergie est produite par la combustion ou la métabolisation de matières organiques.

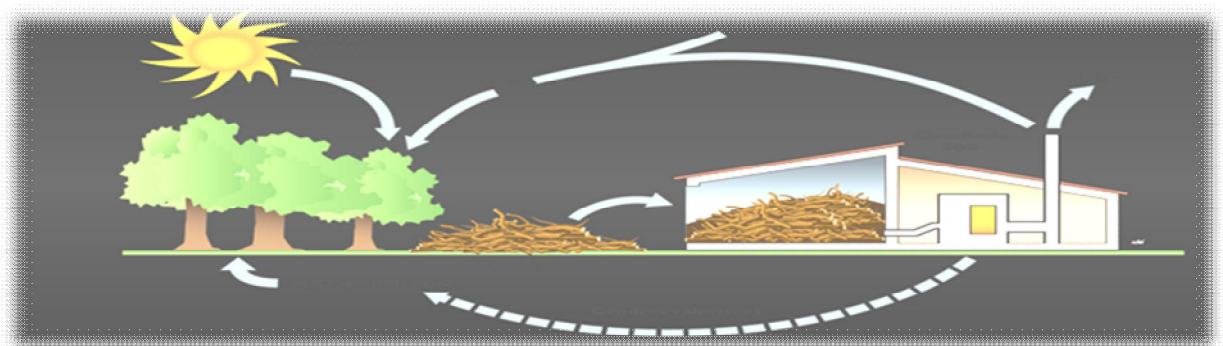


Figure I.3 : la biomasse

II .4. La géothermie :

La géothermie, du grec géo (la terre) et thermos (la chaleur) est un mot qui désigne à la fois la science qui étudie les phénomènes thermiques internes du globe terrestre, et la technologie qui vise à l'exploiter.

Par extension, la géothermie désigne aussi parfois l'énergie géothermique issue de l'énergie de la terre qui est convertie en chaleur. Pour capter l'énergie géothermique, on fait circuler un fluide dans les profondeurs de la Terre ;Ce fluide peut être celui d'une nappe d'eau chaude captive naturelle, ou de l'eau injectée sous pression pour fracturer une roche chaude et imperméable. Dans les deux cas, le fluide se réchauffe et remonte chargé de calories (énergie thermique). Ces calories sont utilisées directement ou converties partiellement en électricité.

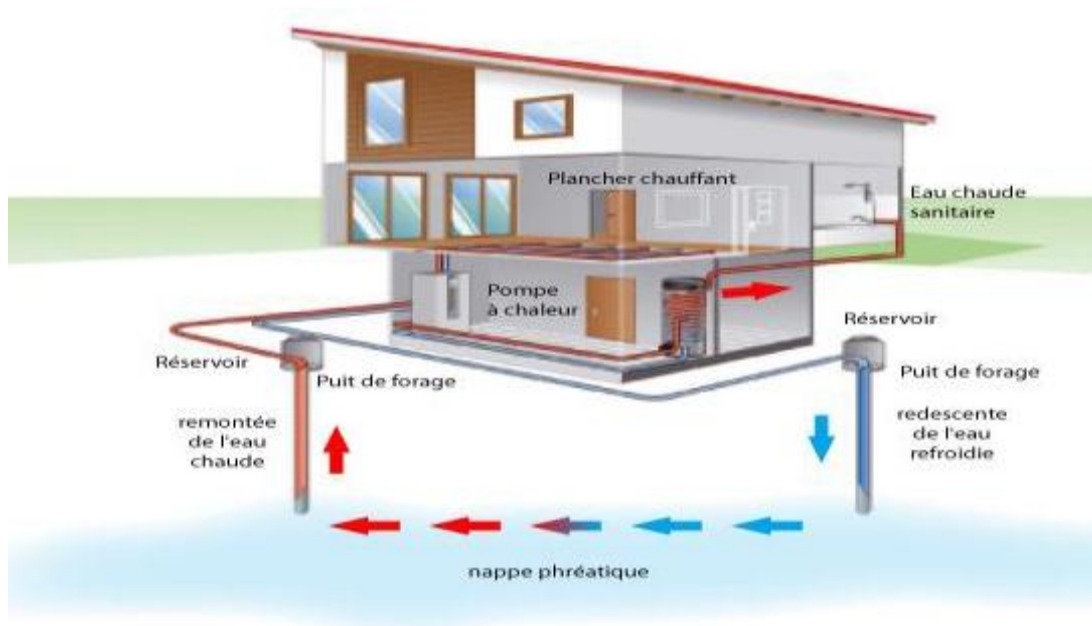


Figure I.4 : la géothermie

II .5. Énergie hydraulique :

L'énergie hydraulique est l'énergie fournie par le mouvement de l'eau, sous toutes ses formes : chutes d'eau, cours d'eau, courants marin, marée, vagues¹. Ce mouvement peut être utilisé directement, par exemple avec un moulin à eau, ou plus couramment être converti, par exemple en énergie électrique dans une centrale hydroélectrique.

L'énergie hydraulique est en fait une énergie cinétique liée au déplacement de l'eau comme dans les courants marins, les cours d'eau, les marées, les vagues ou l'utilisation d'une énergie potentielle comme dans le cas des chutes d'eau et des barrages.

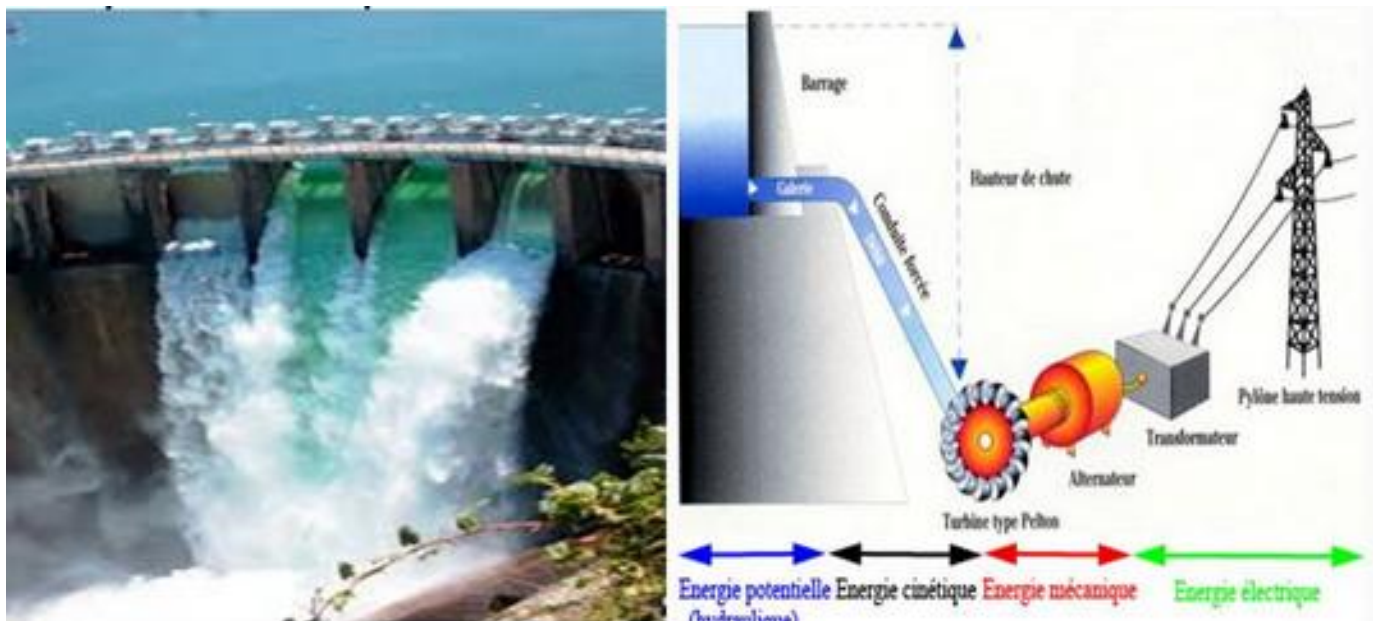


Figure I.5 : Énergie hydraulique

II .6. Stockage de l'énergie :

Le stockage de l'énergie consiste à mettre en réserve une quantité d'une source d'énergie en un lieu donné, sous une forme aisément utilisable, pour une utilisation ultérieure. Il est nécessaire pour valoriser avec efficacité les énergies alternatives, sûres et renouvelables mais intermittentes telles que l'énergie éolienne et l'énergie solaire. Stocker des calories ou de l'électricité permet de stabiliser les réseaux énergétiques, lisser les irrégularités de production/consommation dans le contexte de développement des énergies renouvelables, l'alimentation énergétique de sites insulaires ou isolés.

Dans un système photovoltaïque, la ressource solaire ne pouvant être disponible à tout moment, il est indispensable de stocker de manière journalière ou saisonnière de l'énergie électrique produite par les panneaux solaires. On utilise alors pour cela des batteries d'accumulateurs. Les batteries les plus courantes sont de type plomb-acide à plaque plane pour les installations de faible puissance et de type plomb-acide à plaque tubulaire pour les installations de grandes puissances. Il existe aussi des accumulateurs de type nickel-cadmium qui sont chères et qui posent des problèmes de régulation de tension. A long terme, on pourra voir apparaître d'autres systèmes de stockage.

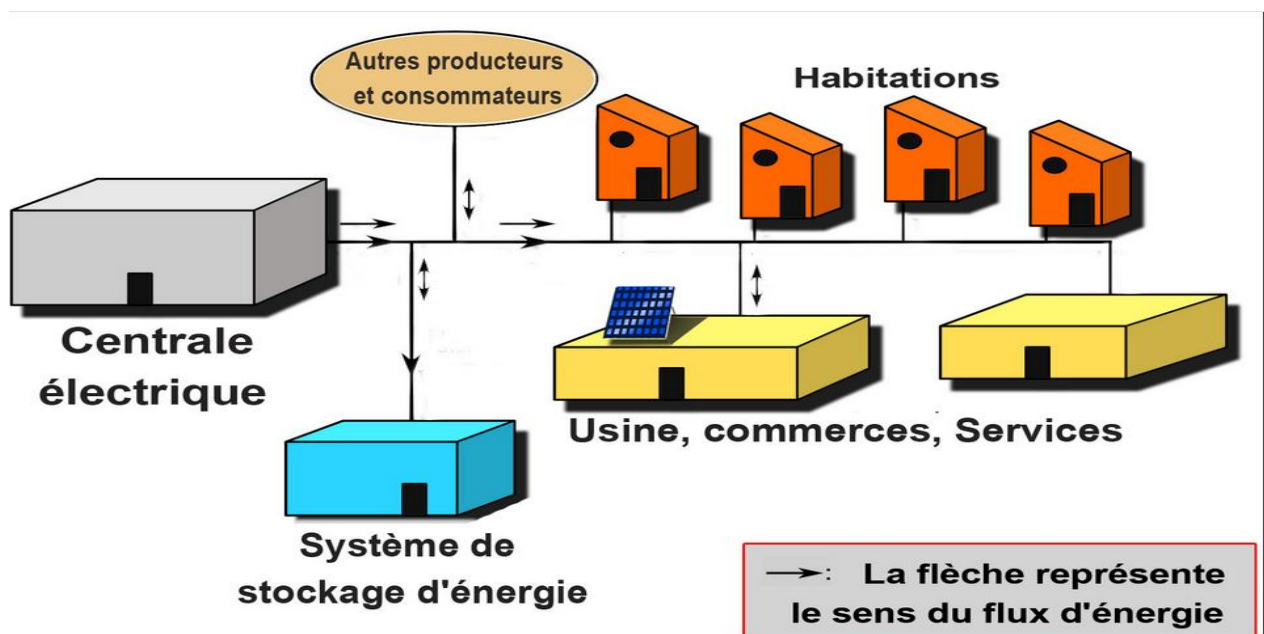


Figure I.6 : Système de Stockage d'énergie

III. L'Énergie solaire photovoltaïque:

L'énergie solaire représente certainement la source d'énergie renouvelable la plus élégante. En plus d'être silencieuse, elle s'intègre parfaitement aux constructions (façades, toiture...), et du fait qu'elle n'intègre pas des pièces mécaniques mobiles, elle ne nécessite pas un entretien particulier et reste fiable longtemps, c'est la raison pour laquelle elle est devenue une référence dans les applications spatiales et dans les sites isolés.



Figure I.7 : Représentation schématique d'une installation d'un système photovoltaïque sur une habitation

III. 1. Historique de l'énergie photovoltaïque

Quelques dates importantes sur l'énergie photovoltaïque :

- 1839 : Le physicien français *Edmond BECKEREL* découvre l'effet photovoltaïque.
- 1875 : Werner Von Siemens expose devant l'académie des sciences de Berlin un article sur l'effet photovoltaïque dans les semi-conducteurs.
- 1954 : Trois chercheurs américains *CHAPIN, PEASON et PRINCE* fabriquent une cellule Photovoltaïque.
- 1958 : Une cellule avec un rendement de 9 % ; les premiers satellites alimentés par des cellules solaires sont envoyés dans l'espace.

➤ 1973 : La première maison alimentée par des cellules photovoltaïques est construite à l'université de Delaware.

➤ 1983 : La première voiture alimentée en énergie photovoltaïque parcourt une distance de 4000Km en Australie.

III.2.Rayonnement solaire :

L'énergie solaire est répartie sur toute la surface de la terre et lui parvient malgré la distance de 150.10^6 Km qui sépare la terre et le soleil et appartient à tous les pays du monde avec la quantité de 180.10^6 GW. Et un rayonnement électromagnétique de longueur d'onde variant entre 0.22 à $10\text{ }\mu\text{m}$; Ce qui fait d'elle une énergie sans conflit entre pays ; contrairement au pétrole, L'énergie associée à ce rayonnement solaire se décompose approximativement comme suit :

- 9 % dans la bande des ultraviolets ($< 0.4\text{ }\mu\text{m}$).
- 47 % dans la bande visibles ($0.4\text{ à }0.8\text{ }\mu\text{m}$).
- 44 % dans la bande des infrarouges ($> 0.8\text{ }\mu\text{m}$).

Les composantes du rayonnement solaire sont:

- Le rayonnement direct : Le rayonnement direct est le rayonnement qui n'est pas diffus par l'atmosphère et donc qui est reçu directement du Soleil avec des rayons parallèles entre eux et forment des ombres ; et alors ils peuvent être mesurés par un pyréliometre et concentrés par des miroirs.
- Le rayonnement diffus: Le rayonnement diffus est formé par la lumière diffusée par l'atmosphère (air, nébulosité, aérosols) ; les rayons du soleil qui éclatent par effet de leurs rencontre avec les molécules d'air, les gouttelettes d'eau et les différentes poussières dans le ciel cela produit le rayonnement diffus ; les rayons sont répartis en faisceaux parallèle et partent dans toutes les directions (cela dépend donc des conditions météorologiques).
- Le rayonnement solaire réfléchi : Le rayonnement réfléchi est formé par les rayonnements du soleil qui sont réfléchis par le sol ou par les objets se trouvant à la surface du sol (particulièrement lorsqu'il est mouillé par l'eau ou la neige qui sont très réfléchissantes).

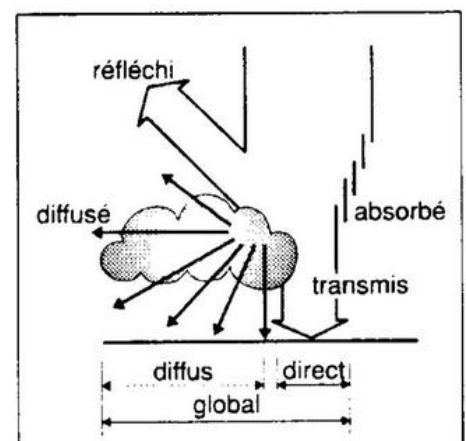


Figure I.8 : Rayonnement solaire

III .3. La cellule photovoltaïque :

Une cellule dite photovoltaïque PV est un dispositif qui transforme l'énergie solaire en énergie électrique par la force électromotrice, qui est créée par l'excitation de la surface de la cellule photovoltaïque, par les rayons solaires basés sur un phénomène physique appelé effet photovoltaïque qui transforme l'énergie solaire en électricité.

Une cellule photovoltaïque peut produire entre 0.3 V et 0.7 V.

Le tableau qui suit montre le rendement énergétique des différents types de cellules photovoltaïques :

Type de cellule	Rendement de la cellule en %			Domaine d'application
	Théorique	En laboratoire	Disponible	
SILICIUM mono cristallin	27	24.7	14—16	Module de grande dimension pour toits et façades, appareil de faible puissance, espace (satellite)
SILICIUM polycristallin	27	19.8	12—14	Module de grande dimension pour toits et façades, générateur de toutes taille (relie réseaux ou sites isolés)
SILICIUM amorphe	25	13	6—8	Appareils de faibles puissances, production d'énergies embaquée (calculatrice, montres) module de grandes dimensions (intégration dans le bâtiment)
ARSENIURE DE GALLIUM GaAs	29	27.5	18—20	Système de concentrateur, espace (satellites)
CIS	27	18.2	10—12	Appareils de faibles puissances, module de grandes dimensions (intégration dans le bâtiment)
TELLURURE de CADMIUM CdTe	28.5	16	09--11	Module de grandes dimensions (intégration dans le bâtiment)

Tableau I.1 : Le rendement énergétique des différents types de cellules photovoltaïques

Sachant que dans la nature on trouve le silicium cristallin beaucoup plus sous forme de silice non toxique ; alors l'industrie s'est retournée vers cet élément par sa facilité et son moindre cout.

III .3.1. Fabrication de la cellule photovoltaïque :

Une cellule photovoltaïque est fabriquée en associant deux couches de silicium l'une dopé N et l'autre dopée P ; ce qui crée une jonction des deux zones opposées N et P et crée un champ électrique qui maintient la séparation des charges positives des négatives (la bande interdite) dans laquelle un électron ne peut circuler que par une excitation extérieure : dans notre cas il s'agit du rayon solaire qui doit être supérieur au gap.

La figure qui suit nous montre une représentation schématique d'une cellule solaire.

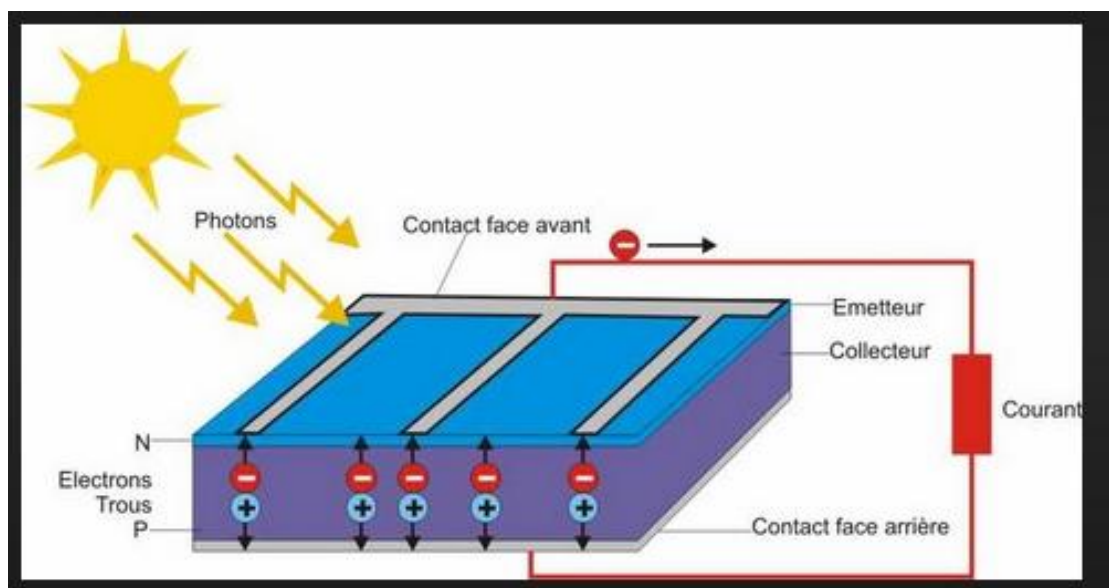


Figure I.9 : Représentation schématique d'une cellule solaire

III.3.2.Principe de la conversion photovoltaïque :

La conversion de l'énergie solaire en énergie électrique repose sur l'effet photoélectrique, c'est-à-dire sur la capacité des photons à créer des porteurs de charge (électrons et trous) dans un matériau. Lorsqu'un semi-conducteur est illuminé avec un rayonnement de longueur d'onde appropriée (l'énergie des photons doit être au moins égale à celle du gap énergétique du matériau), l'énergie des photons absorbés permet des transitions électroniques depuis la bande de valence vers la bande de conduction

du semi-conducteur, générant ainsi des paires électron-trou, qui peuvent contribuer au transport du courant (photoconductivité) par le matériau lorsqu'on le polarise.

Si on illumine maintenant une jonction PN, les paires électron-trou qui sont créées dans la zone de charge d'espace de la jonction sont immédiatement séparées par le champ électrique qui règne dans cette région, et entraînées dans les zones neutres de chaque côté de la jonction. Si le dispositif est isolé, il apparaît une différence de potentiel aux bornes de la jonction (photo tension); s'il est connecté à une charge électrique extérieure, on observe alors le passage d'un courant alors qu'on n'applique aucune tension au dispositif.

C'est le principe de base d'une cellule photovoltaïque

IV. Modélisation et circuit équivalent d'une cellule photovoltaïque :

La meilleure façon et la plus classique de modéliser une cellule photovoltaïque est le modèle à une seule diode (one diode model) comme indiqué sur la figure qui suit :

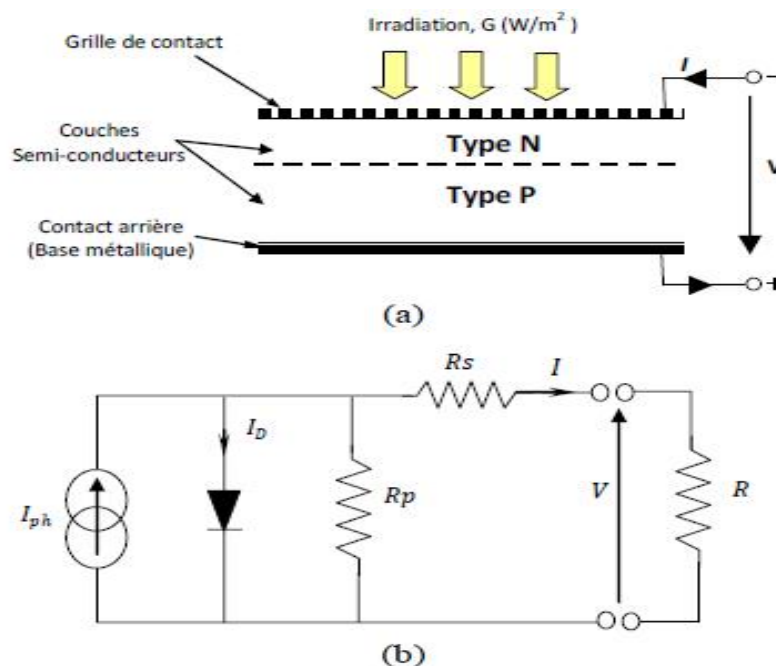


Figure 1.10 : une cellule photovoltaïque: dont (a) : est sa structure physique et (b) : est son modèle de circuit électrique.

Ce schéma équivalent est le plus simple de la cellule photovoltaïque à jonction PN idéale il comprend une source de courant I_{light} (I_{ph}) qui modélise le courant photoélectrique, associée à une diode en parallèle (D) qui modélise la jonction P-N en plus des deux résistances parasites qui sont introduites dans ce schéma (R_s et R_p) :

ces résistances ont une certaine influence sur la caractéristique $I = f(V)$ de la cellule : avec R_s dépend principalement de la résistance du semi-conducteur utilisé.

Les lois de Kirchhoff nous permettent d'écrire la relation suivante :

$$I_{PV} = I_{ph} - I_0 * \left(e^{\frac{V_{PV} + R_s * I_{PV}}{V_t * A}} - 1 \right) - \frac{V_{PV} + R_s * I_{PV}}{R_p}$$

Avec :

I_{sat} : Courant de saturation de diode, dépendant de la température.

I_{ph} : Photocourant, dépendant de l'intensité de l'irradiation.

R_p : Résistance parallèle, représentant l'admittance parallèle du générateur de courant

R_s : Résistance en série, modélisant les pertes ohmiques du matériau et des contacts.

V_{pv} : Tension aux bornes de la cellule.

I_{pv} : Courant fourni par la cellule ;

A : Indice du matériau (compris entre 1 et 2 selon de la technologie).

$$V_t = \frac{N_s * T * K}{q}$$

N_s : Nombre des cellules connectées en séries.

K : Constante de Boltzmann = $1380.10^{-23} \text{ J / K}$

T : Température en Kelvin

q : Charge de l'électron = $1.602.10^{-19} \text{ C}$

V. Le générateur photovoltaïque :

Un ensemble de cellules associés en série et en parallèle forme un panneau photovoltaïque et l'association d'un ensemble de ces panneaux forme un champ photovoltaïque comme illustré sur la figure qui suit :



Figure I.11 : cellule, panneau et champs photovoltaïque

Vu la tension maximale (limitée) générée par une cellule photovoltaïque, on est appelé à associer plusieurs pour pouvoir générer la tension et le courant voulu du système d'où le résultat appelé GENERATEUR PHOTOVOLTAÏQUE (GPV).

Pour une meilleure optimisation du système photovoltaïque il nous est demandé de prévoir un maximum de puissance fournie ce qui impose un maximum aussi bien de tension que de courant vu la relation : $P = V \cdot I$.

Et pour cela il nous faut une association série pour un maximum de tension et une association parallèle pour un maximum de courant.

L'association en série des cellules délivre une tension égale à la Somme des tensions individuelles et un courant égal à celui d'une seule cellule.

L'association en parallèle des cellules délivre un courant égal à la Somme des courants individuels et une tension égale à celle d'une seule cellule.

Le générateur photovoltaïque GPV est modélisé par les équations suivantes :

$$I_{PV} = N_{pp} I_{ph} - N_{pp} I_0 * \left(e^{\frac{N_{ss} V_{PV} + R_s * I_{PV} (N_{ss} / N_{pp})}{V_t * A * N_{ss}}} - 1 \right) - \frac{N_{ss} V_{PV} + R_s * I_{PV} (N_{ss} / N_{pp})}{R_p (N_{ss} / N_{pp})}$$

V.1. Caractéristique (I-V) :

La différence de potentiel présentée aux bornes d'une jonction PN soumise à un éclairage est également mesurable entre les bornes de la cellule PV.

Typiquement, la tension maximale d'une cellule PV est d'environ 0.5 à 0.8V.

Elle peut être directement mesurée à ses bornes sans charge : Cette tension est nommée tension de circuit ouvert (V_{oc}).

Lorsque les bornes d'une cellule sont court-circuitées, on peut mesurer le courant maximal produit par la cellule PV et on le nomme communément courant de court-circuit (I_{cc}).

Ces valeurs peuvent changer fortement en fonction du matériau utilisé, de la température et de l'ensoleillement.

Les caractéristiques électriques du module photovoltaïque utilisé dans notre étude qui est : « *SIEMENS SM 110-24* » à la température 25°C et l'irradiation de 1000W/m² sont données dans le tableau suivant :

Puissance maximale P_{max}	110 Wc
Courant de court-circuit I_{cc}	3.45 A
Tension de circuit ouvert V_{oc}	43.5 V
Température de coefficient de V_{oc}	-0.34 V/K
Température de coefficient de I_{cc}	0.04% A/K
Optimum operating current (I_{mpp})	3.15 A
Optimum operating voltage (V_{mpp})	35 V

Tableau .I. 2 : Caractéristiques électriques du module photovoltaïque :
" SIEMENS SM 110-24"

V.1.1 Caractéristique $I=f(V)$ à la température constante et éclairement variable:

Pour visualiser l'influence de l'éclairement, on fixe la température ambiante ($T = 25^{\circ}\text{C}$)

et on fait varier l'éclairement dans une gamme suffisante.

La figure suivante représente les caractéristiques $I=f(v)$ pour différents niveaux de rayonnement ($G=200,400, 600, 800,1000\text{W/m}^2$) et pour ($T=25^{\circ}\text{C}$) :

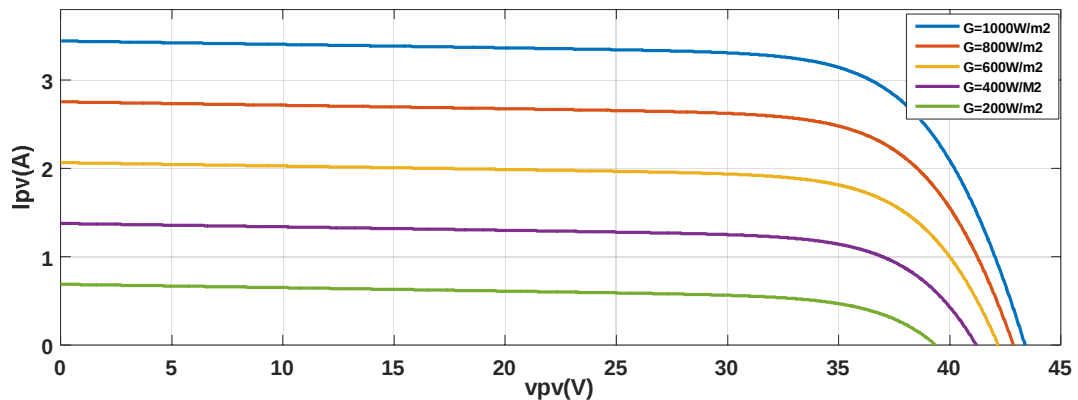


Figure I.12 : la caractéristique $I=f(V)$ en fonction de l'éclairement

V.1.2 Caractéristique $P= f(V)$ à la température constante et éclairement variable:

La puissance électrique produite par un module varie en fonction de l'ensoleillement.

La puissance crête d'un module est la puissance délivrée sous un éclairement de 1000W/m^2 et pour une température de jonction de la cellule de 25°C .

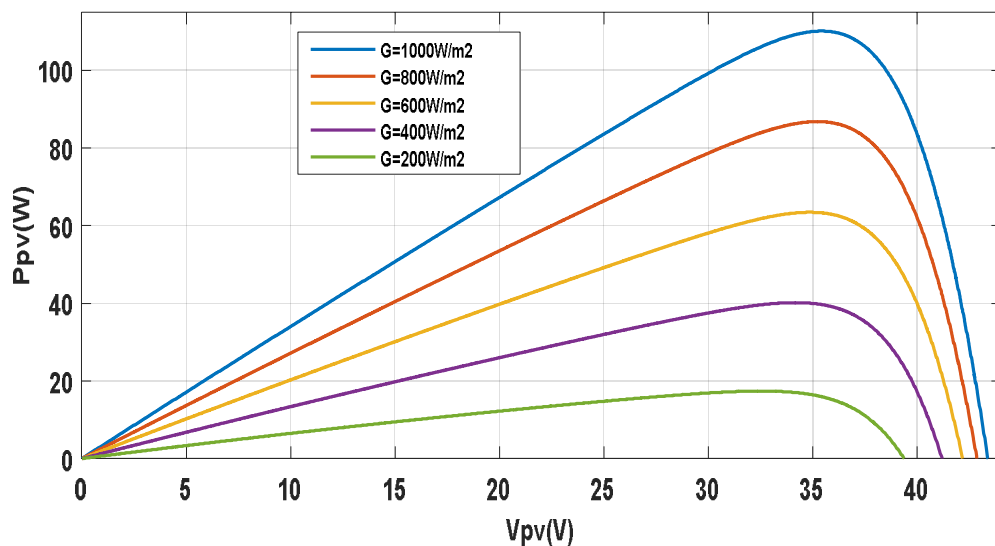


Figure I.13 : la caractéristique $P=f(V)$ en fonction de l'éclairement

V.1.3. Caractéristique $I=f(V)$ à la température variable et éclairement constant:

En faisant varier la température de 0°C jusqu'à 50°C, la caractéristique ($I_{pv} = f(V_{pv})$) est donnée par les figures (I.11).

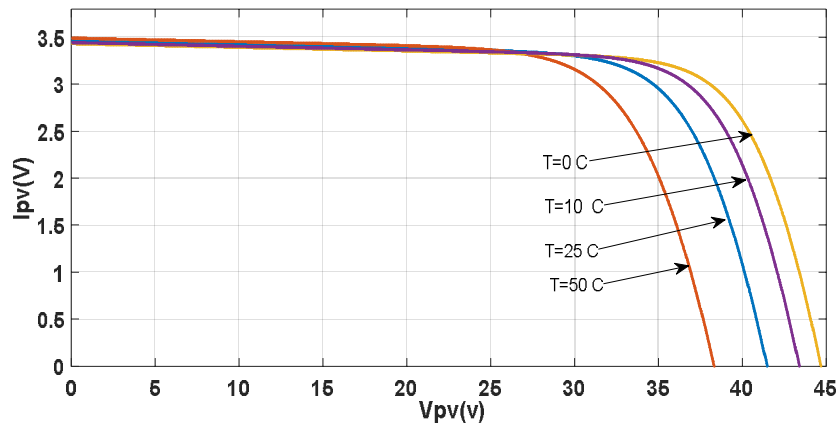


Figure I.14 : Effet de la température sur la caractéristique $I_{pv}(V_{pv})$.

V.1.12. Caractéristique $P_{pv}=f(V_{pv})$ à la température variable et éclairement constant:

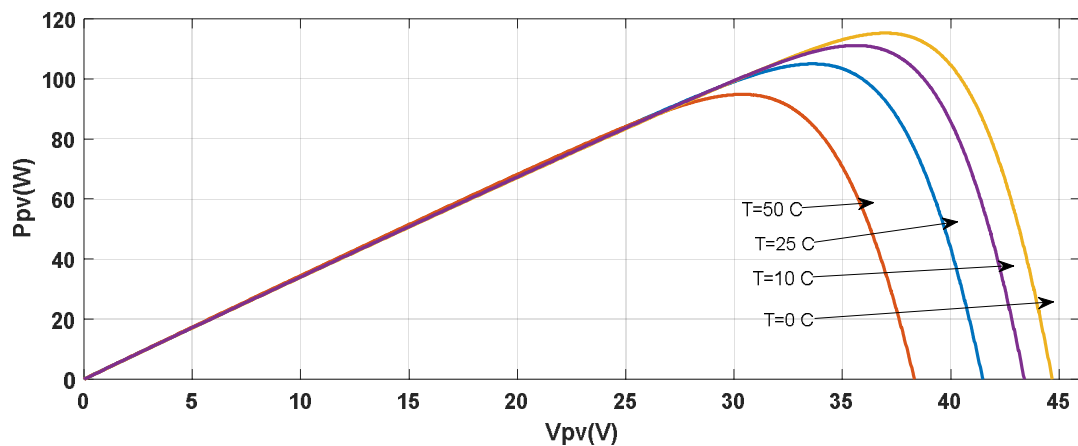


Figure I.15 : Effet de la température sur la caractéristique $P_{pv}(V_{pv})$.

VI. Conclusion :

L'électricité photovoltaïque est sans doute la plus confortable des énergies, car elle est non polluante et peut être produite sur son lieu de consommation, en dehors et à part du réseau électrique de son entourage car elle est le résultat de la transformation de la lumière du soleil en électricité en passant juste par le générateur photovoltaïque.

Dans ce chapitre, nous avons présenté des notions sur les énergies renouvelables d'une manière générale ; par la suite, nous avons présenté en détail l'énergie photovoltaïque en commençant par le principe de la conversion photovoltaïque, on enchaîne par le modèle mathématique d'une cellule photovoltaïque et son module.

La puissance maximale d'un module solaire dépend fortement de l'intensité des radiations solaires ainsi que de la température.

Le module solaire ne peut générer sa puissance maximale que pour une certaine tension et courant de fonctionnement. Le chapitre suivant est dédié à la commande d'un système photovoltaïque pour le maintien à sa production maximale.

CHAPITRE : II

LA COMMANDE DES SYSTÈMES PHOTOVOLTAÏQUES

I. Introduction :

Comme on a constaté dans le premier chapitre que la puissance maximale générée par un module photovoltaïque dépend fortement de l'intensité des radiations solaires ainsi que de la température.

La position du point de puissance maximale changera à son tour et dépendra des changements de la température ainsi que de l'ensoleillement.

Pour que le module fournisse sa puissance maximale disponible il faut une adaptation permanente de la charge avec le générateur photovoltaïque.

Cette adaptation pourra être réalisée par l'insertion d'un convertisseur DC-DC (hacheur) contrôlé par un mécanisme de poursuite «Maximum Power Point Tracking» (MPPT).

Le but de ce chapitre est l'étude du convertisseur DC-DC, utilisés dans les systèmes photovoltaïques.

Par la suite, on décrira la commande MPPT et on présentera quelques méthodes MPPT basées sur contre réaction de puissance, comme l'algorithme d'incrémentement de l'inductance et la méthode de perturbation et observation.

II. Configuration d'un système photovoltaïque

Le fonctionnement du générateur dépend fortement des caractéristiques de la charge avec laquelle il est connecté.

Par conséquent, pour que le générateur fonctionne le plus souvent à son point maximum, la solution communément utilisée est d'introduire un convertisseur DC/DC qui joue le rôle d'adaptateur source charge.

Les GPV présentent une caractéristique I–V non-linéaire et varie avec les paramètres environnementaux de la température et de l'irradiation.

La figure II.1 montre la configuration d'un système photovoltaïque : il est constitué principalement d'un GPV qui délivre les courant I_{pv} et de la tension V_{pv} un contrôleur MPPT, et un convertisseur DC/DC connecté à la charge :

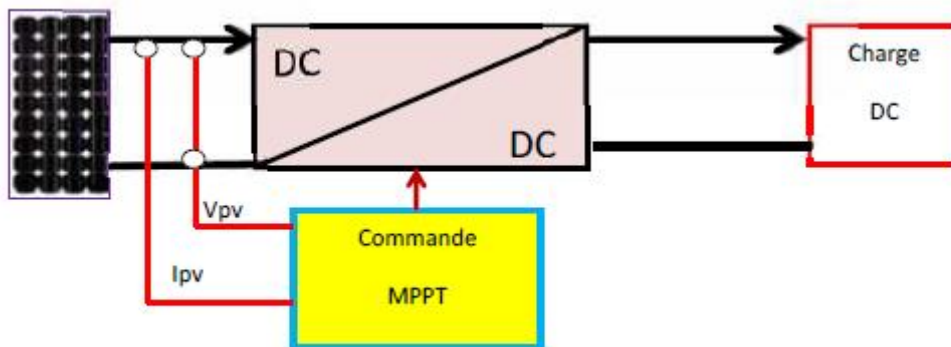


Figure II.1 : Exemple de configuration d'un système photovoltaïque

III. Le convertisseur (hacheurs parallèles) : (boost) :

Les systèmes font intervenir des convertisseurs DC/DC qui permettent de faire une adaptation entre le générateur et la charge continu (le GPV, le hacheur et la charge continu) : Si la charge est de type alternatif, le convertisseur DC/AC est introduit (le GPV, l'onduleur et la charge alternative).

Un convertisseur statique est un dispositif qui convertit de l'énergie électrique disponible en une forme appropriée à l'alimentation d'une charge.

Ces dispositifs sont appelés convertisseurs statiques car ils permettent le transfert de l'énergie électrique entre un générateur et un récepteur souvent de natures différentes.

Leurs rôles consistent à adapter la source d'énergie aux exigences de la charge.

Un convertisseur **Boost**, ou hacheur parallèle, est une [alimentation à découpage](#) qui convertit une tension continue en une autre tension continue de plus forte valeur.

Dans la figure suivante on représente le schéma du Boost

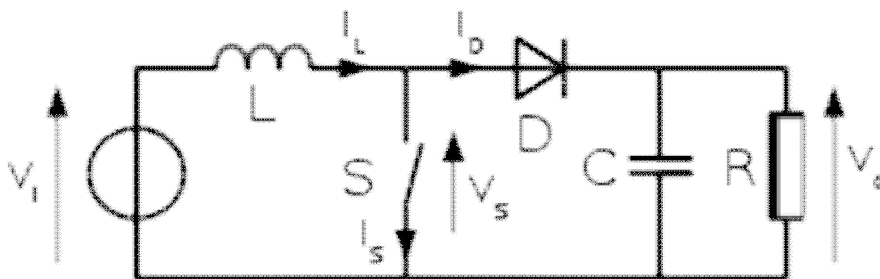


Figure II.2 : Circuit idéal d'un convertisseur survolteur « boost »

On utilise un convertisseur boost lorsqu'on désire augmenter la [tension](#) disponible d'une source continue.

Les systèmes alimentés par [batterie d'accumulateurs](#) utilisent souvent plusieurs accumulateurs en série afin de disposer d'un niveau de tension suffisamment élevé.

La place disponible étant souvent limitée, il n'est pas toujours possible de disposer d'un nombre suffisant d'éléments.

Par contre un convertisseur **boost** permet d'augmenter la tension fournie par les batteries et ainsi diminuer le nombre d'éléments nécessaires pour atteindre le niveau de tension désiré.

Les [véhicules hybrides](#) ainsi que les systèmes d'éclairage sont deux exemples typiques d'utilisation des convertisseurs **boost**.

Le fonctionnement d'un convertisseur Boost peut être divisé en deux phases distinctes selon l'état de l'interrupteur S (S=1 ou S=0) ,(voir figure II.2.) :

- Une phase d'accumulation d'énergie : lorsque l'interrupteur S (voir figure II.2) est fermé (état passant), cela entraîne l'augmentation du courant dans l'inductance donc le stockage d'une quantité d'énergie sous forme d'énergie magnétique. La diode D est alors bloquée et la charge est alors déconnectée de l'alimentation.
- Lorsque l'interrupteur est ouvert, l'inductance se trouve alors en série avec le générateur. Le courant traversant l'inductance traverse ensuite la diode D, le condensateur C et la charge R. Il en résulte un transfert de l'énergie accumulée dans l'inductance vers la capacité.

Nous allons à présent établir les équations relatives au Boost :

$$\frac{dI_L}{dt} = -(1-S)\frac{1}{L}V_c + \frac{1}{L}V_{pv} \quad \textbf{\underline{Équation II.1}}$$

$$\frac{dV_c}{dt} = (1-S)\frac{1}{C}I_L + \frac{1}{RC}V_c \quad \textbf{\underline{Équation II.2}}$$

$$V(D) = \frac{V_o}{V_i} = \frac{1}{1-D} \quad \textbf{\underline{Équation II.3}}$$

Grâce à cette dernière expression, on peut voir que la tension de sortie est toujours supérieure à celle d'entrée (le rapport cyclique α variant entre 0 et 1), et que théoriquement elle peut être infinie lorsque α se rapproche de 1. C'est pour cela que l'on parle de survolteur.

IV. La commande MPPT :

Aujourd'hui, compte tenu du prix élevé des générateurs PV et du faible rendement des dispositifs de conversion photons-électrons mis en œuvre (entre 12 et 17 %), le développement de cette énergie à grande échelle nécessite avant tout une amélioration de ces systèmes de telle sorte qu'ils puissent fonctionner, à tout instant, à leur puissance maximale.

En effet, les études en simulation dans les paragraphes précédents ont bien montré que l'énergie des photons convertie en électricité est une fonction fortement variable selon l'éclairement et la température mais aussi selon la charge qui est connectée au générateur PV.

Pour remédier à cette dernière énoncé, des lois de commandes spécifiques ont été conçues et mises au point à partir de 1968 afin de permettre à ces dispositifs de produire leur maximum de puissance électrique, quelle que soit la charge.

Ce type de commande est souvent nommé dans la littérature **Recherche du Point de Puissance Maximale** ou bien **Maximum Power Point Tracking** en anglais(MPPT).

Le principe de base, comme l'indique son nom, commun à toutes ces commandes est d'effectuer une recherche permanente du point de puissance maximale (PPM), et d'assurer, à tout instant, une parfaite adaptation entre le générateur PV et sa charge fonctionnelle.

Le rôle d'interface de puissance étant assuré par un convertisseur statique DC/DC qui est placé entre le générateur PV et la charge.

Un contrôleur MPPT permet donc de piloter le convertisseur statique reliant la charge et le panneau photovoltaïque de manière à fournir en permanence le maximum de puissance.

Différentes méthodes et stratégies de tracking existent dans la littérature, parmi lesquelles nous retenons celles qui coûtent moins cher pour être brièvement discutées, à savoir les algorithmes :

- Perturbation & observation (P&O : Perturbe-and-Observe)
- Accroissement de la conductibilité (INC : Incremental Conductance)
- Réseaux de neurones

- D'autres

IV.1. Algorithme perturbation et observation:

La méthode de perturbation et observation (P&O) est une approche largement répandue dans la recherche du MPPT parce qu'elle est simple et exige seulement des mesures de tension et du courant du panneau photovoltaïque.

C'est l'algorithme de poursuite du point de puissance maximale (PPM) le plus utilisé, il est basé sur la perturbation du système par l'augmentation ou la diminution de la tension de référence (voir figure II.3.)

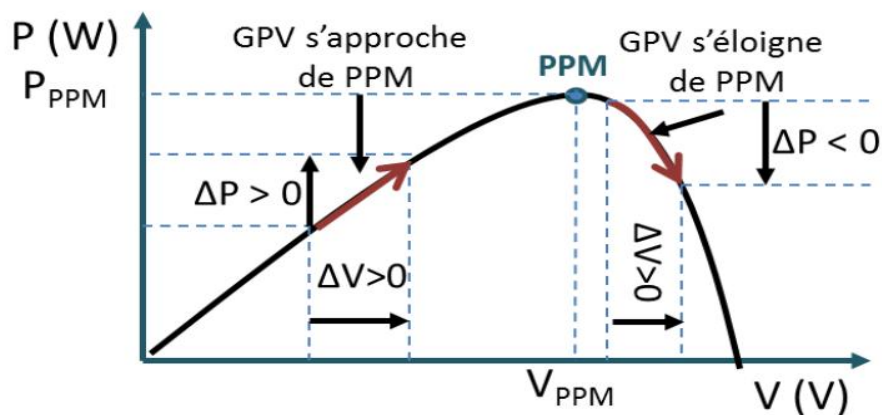


Figure II.3 : Caractéristique de la puissance d'un module photovoltaïque en perturbation & observation $P = f(V)$

En agissant directement sur le rapport cyclique du convertisseur (DC-DC), puis l'observation de l'effet sur la puissance de sortie en vue d'une éventuelle correction de ce rapport cyclique (D).

En effet, suite à cette perturbation, on calcule la puissance fournie par le panneau PV à l'instant k , puis on la compare à la précédente de l'instant $(k-1)$:

Si la puissance augmente, on s'approche du point à maximum de puissance (PMP) et la variation du rapport cyclique est maintenue dans le même sens.

Au contraire, si la puissance diminue, on s'éloigne du PMP; Alors, on doit inverser le sens de la variation du rapport cyclique.

L'organigramme de l'algorithme de perturbation et de l'observation (P&O) est donné par la Figure suivante :

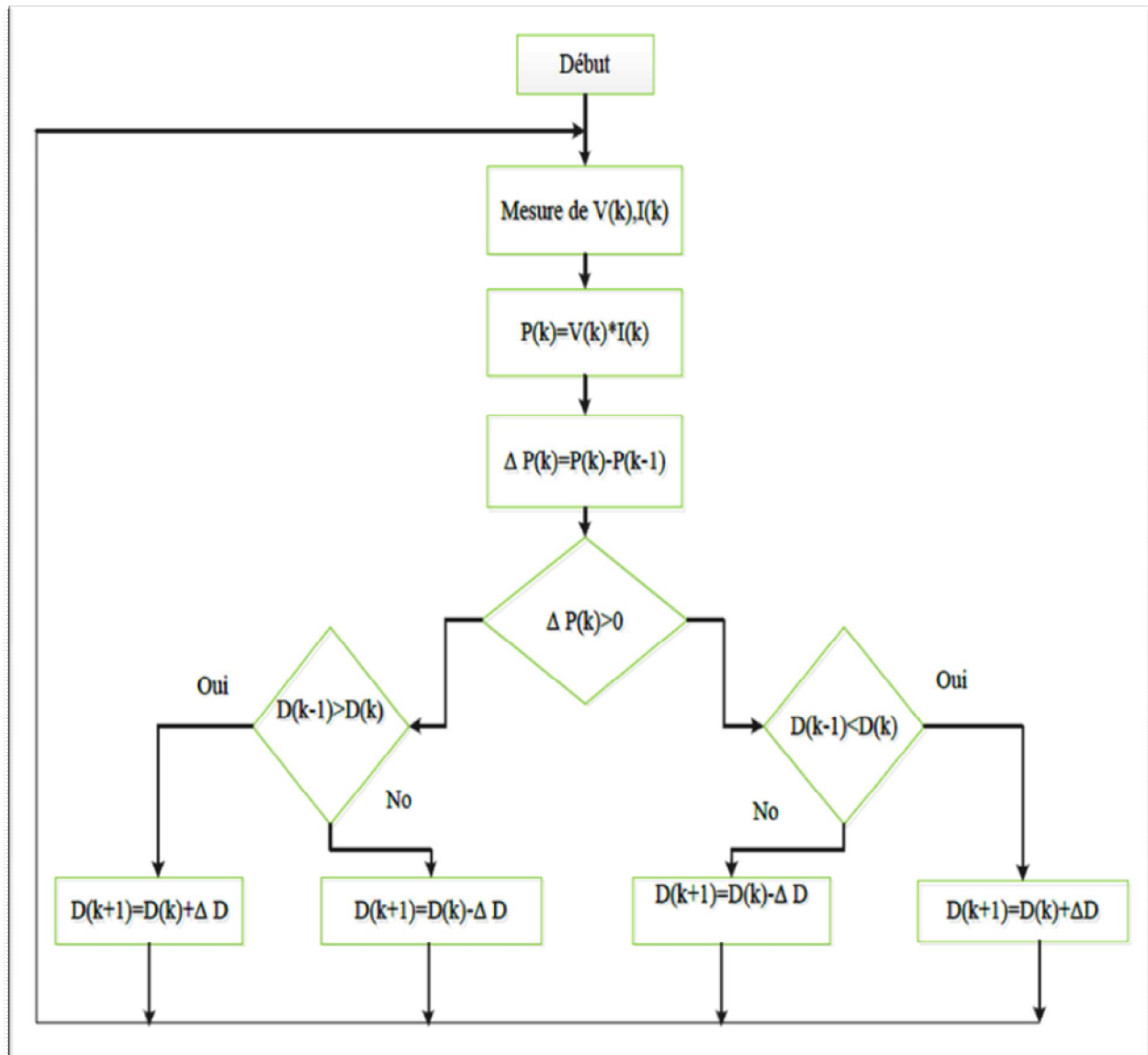


Figure.II.3 : Algorithme perturbation et observation

Les résultats de simulations avec Algorithme P&O, pour un éclairement de 1000 W/m^2 , sont montrés dans les figures suivantes :

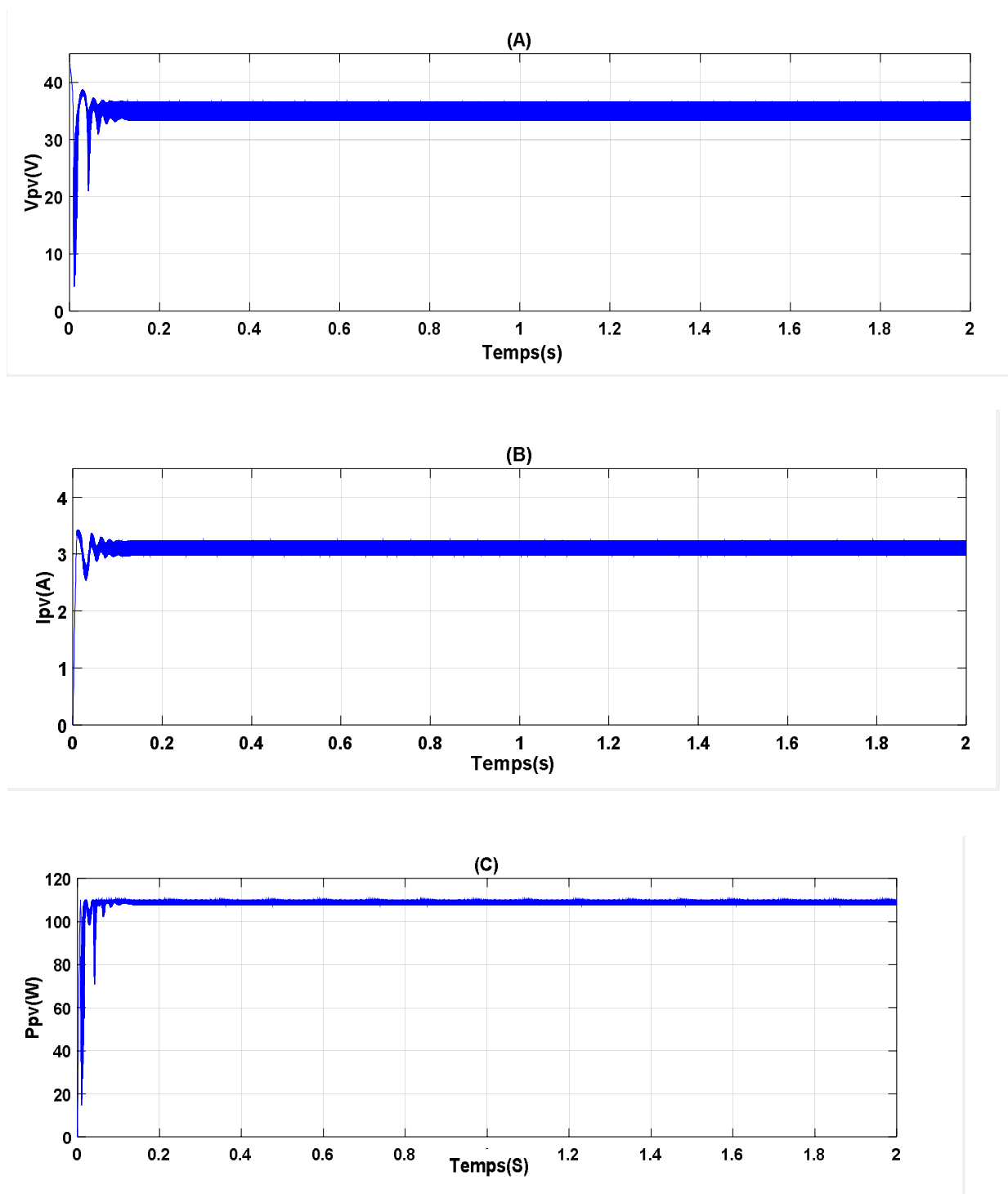


Figure II.3 : Résultats de simulation de panneau photovoltaïque:
(A) le voltage, (B) le courant, (C) la puissance.

IV.2. Algorithme incrémentation de la conductance :

Le principe de cet algorithme est basé sur la connaissance de la valeur de la conductance $G=I/V$ et l'incrément de la conductance (dG) pour en déduire la position du point de fonctionnement par rapport PMP.

Si l'incrément de conductance (dG) est supérieur à l'opposé de la conductance ($-G$) on diminue le rapport cyclique.

Par contre, si l'incrément de conductance est inférieur à l'opposé de la conductance, on augmente le rapport cyclique.

Ce processus est répété jusqu'à atteindre le PMP

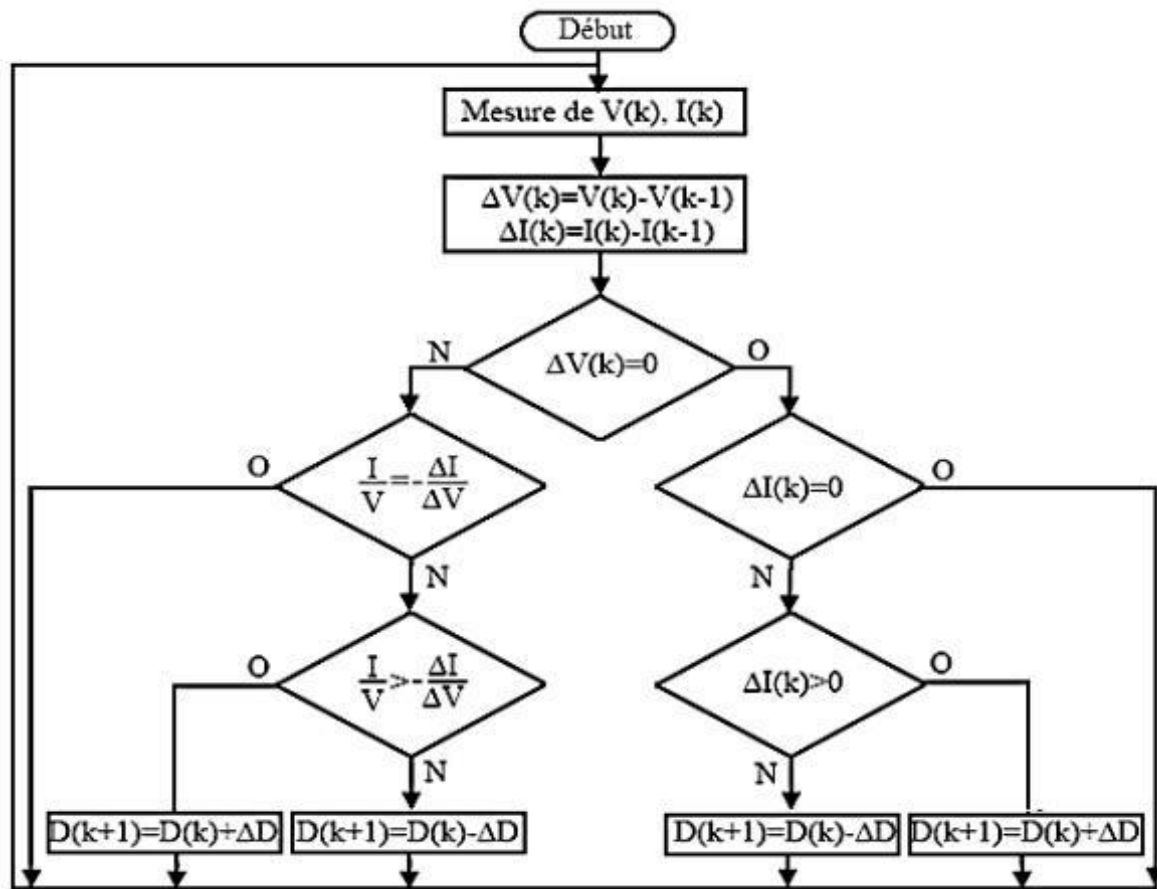


Figure II.4 : Algorithme de l'incrémentation de l'inductance

$$\frac{dp}{dv} > 0 \text{ si } \frac{1}{v} > -\frac{dl}{dv}$$

Équation II.4

$$\frac{dp}{dv} = 0 \text{ si } \frac{1}{v} = -\frac{dl}{dv}$$

Équation II.5

$$\frac{dp}{dv} < 0 \text{ si } \frac{1}{v} < -\frac{dl}{dv}$$

Équation II.6

Avec le même module photovoltaïque, on a appliqué Algorithme incrémentation de la conductance, pour un éclairement de 1000 W/m^2 , et $T=25^{\circ}\text{C}$ les résultats sont montrés dans les figures suivantes :

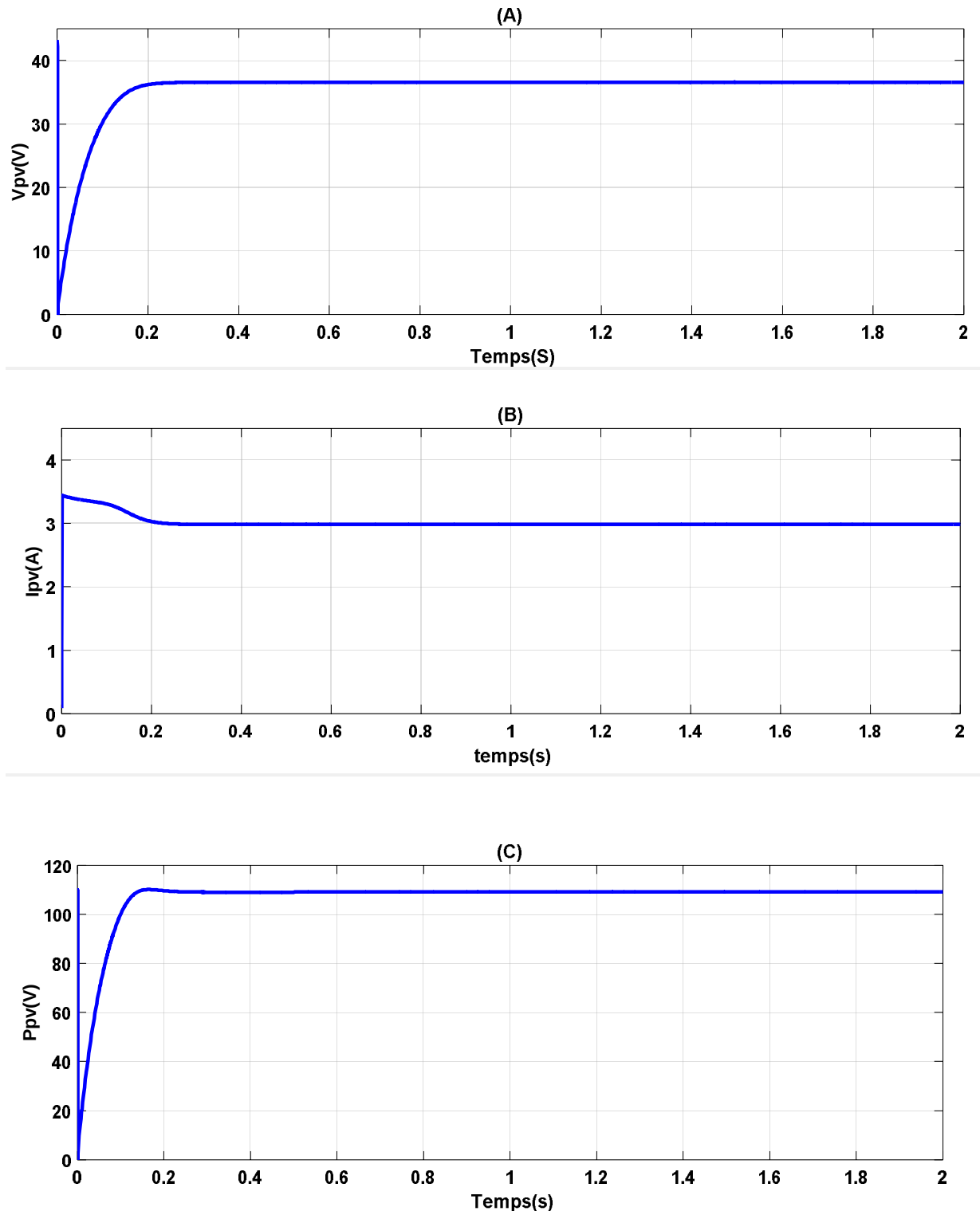


Figure II.5 : Résultat de simulation avec INC, (A) courant, (B) la tension, (C) la puissance

V. Conclusion :

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

CHAPITRE : III

RÉSEAU DE NEURONES ARTIFICIELS

I. Introduction

Un certain nombre des tâches résistent encore aux algorithmes et aux méthodes classiques de traitement des données, ces tâches relèvent typiquement du traitement en temps réel de très grands nombres des données.

Les premiers à proposer un modèle neuronal sont deux biophysiciens, *McCulloch et Pitts* qui inventent en 1943 le premier neurone formel.

Le premier réseau de neurones artificiels apparaît en 1958, grâce aux travaux de *Rosenblatt* qui conçoit le fameux Perceptron ; Malgré tout l'enthousiasme que soulève leur travail dans le début des années 60, à la fin de cette décennie sera marqué par une critique. Il faudra attendre le début des années 80, où *Hopfield* démontre en 1982 tout l'intérêt d'utiliser des réseaux récurrents qui constituent alors la deuxième grande classe de réseaux de neurones.

En parallèle des travaux de *Hopfield*, *Werbos* conçoit son algorithme de rétro propagation de l'erreur, qui offre un mécanisme d'apprentissage pour les réseaux multicouches de type perceptron fournissant ainsi un moyen simple d'entraîner les neurones des couches cachées ; Cet algorithme de « retro-propagation » ne sera pourtant popularisé qu'en 1986 par *Rumelhart*.

A l'heure actuelle, les réseaux de neurones constituent une alternative intéressante dans le traitement de l'information ; Dans plusieurs applications les réseaux de neurones offrent des solutions compactes et rapides pour de grands nombres de problèmes, dont certains sont difficiles à traiter par les approches classiques.

Dans ce chapitre, nous présentons des notions générales sur les réseaux des neurones artificiels. Nous commençons par donner une brève présentation du neurone artificiel. Après nous décrirons l'ensemble des architectures les plus utilisées et par la suite nous présentons le perceptron multicouches et son algorithme d'apprentissages.

II. Neurone biologique :

Un neurone est une cellule particulièrement complexe spécialisée dans le traitement des signaux électriques. Son rôle est de recevoir, stocker et transmettre l'information, comme illustré sur la figure suivante :

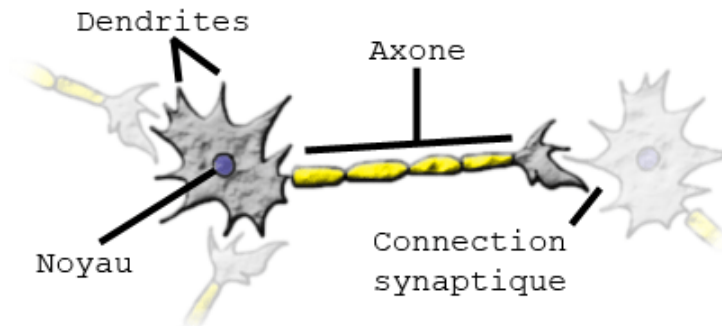


Figure III.1 : Neurone biologique

Le système nerveux est composé de 1012 neurones interconnectés ; bien qu'il existe une grande diversité de neurones, ils fonctionnent tous sur le même schéma.

Ils se décomposent en trois régions principales :

- Le corps cellulaire
- Les dendrites
- L'axone

L'influx nerveux est assimilable à un signal électrique se propageant comme ceci :

- Les dendrites reçoivent l'influx nerveux d'autres neurones.
- Le neurone évalue l'ensemble de la stimulation reçue.
- Si elle est suffisante, il est excité : il transmet un signal (0 ou 1) le long de l'axone.
- L'excitation est propagée jusqu'aux autres neurones qui y sont connectés via les synapses

Sur la figure suivante on présente une similitude entre neurones biologique et artificiel :

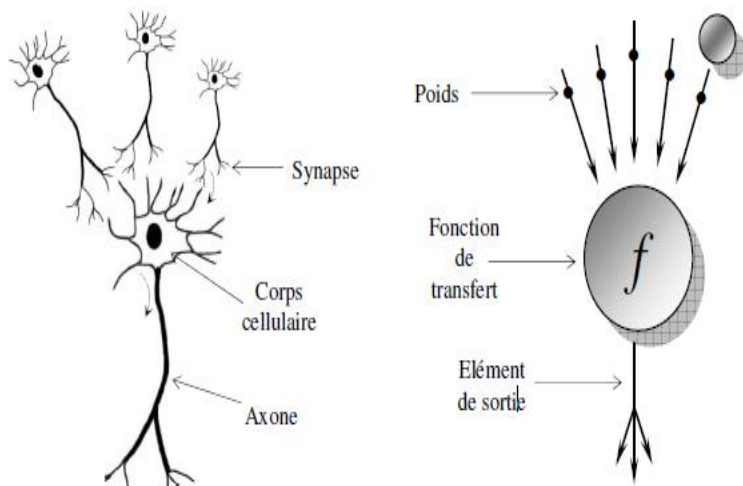


Figure III.2. Similitude entre neurones biologique et artificiel

III. Neurone formel :

Le neurone formel est une modélisation mathématique qui reprend les principes du fonctionnement du neurone biologique, en particulier la sommation des entrées.

Il possède des entrées qui peuvent être les sorties d'autres neurones, ou des entrées de signaux extérieurs ; la valeur de la sortie résulte du calcul de la somme des entrées pondérées par des coefficients dits poids de connexions et du calcul d'une fonction non linéaire dite fonction d'activation de cette somme pondérée (Voir la figure III.3).

Le choix d'une fonction d'activation se révèle être un élément constitutif important dans les réseaux de neurones, Il existe plusieurs types de fonctions d'activation, certaines sont linéaires, exponentielles, à seuil, gaussiennes mais les plus utilisées sont non linéaires, et en particulier la fonction sigmoïde et la tangente hyperbolique [DAM.05]

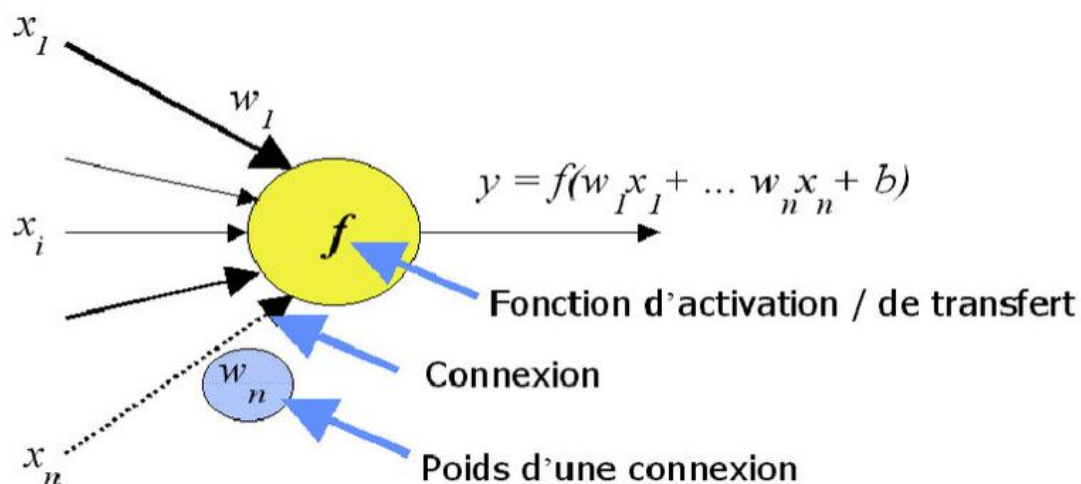


Figure III.3 : Schématisation de la fonction d'activation de la somme pondérée

IV. Modélisation mathématique du neurone biologique :

Un réseau de neurones artificiels est un ensemble de neurones formels associés en couches et fonctionnant en parallèle. IL est basé sur un modèle simplifié de neurone qui permet certaines fonctions du cerveau, comme la mémorisation associative, l'apprentissage par l'exemple, mais le neurone artificiel est loin de posséder toutes les capacités du neurone biologique.

Dans un réseau de neurones chaque couche fait un traitement indépendant des autres et transmet le résultat de son analyse à la couche suivante.

L'information donnée au réseau va donc se propager couche par couche, de la couche d'entrée à la couche de sortie, en passant soit par aucune, une ou plusieurs couches intermédiaires. Il est à noter qu'en fonction de l'algorithme d'apprentissage, il est aussi possible d'avoir une propagation de l'information à reculons. Chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante.

Par analogie avec le neurone biologique, un neurone artificiel reçoit l'information provenant des entrées x_i ($i = 1, 2, \dots, n$) par l'intermédiaire des connexions dont on affecte à chacune d'elles un poids w (en anglais weights) pondérant l'information reçue, appelé aussi poids synaptique.

Elle fonctionne en deux étapes:

La première phase représente le prétraitement des données reçues en calculant le potentiel v_j du neurone j par la fonction suivante:

$$V_j = b_j + \sum_{i=1}^n W_{i,j} \cdot X_i$$

Où $W_{j,i}$ désigne le poids de la connexion liant le neurone j à l'entrée i , et b_j est un terme constant appelé biais qui peut être considéré comme le poids d'une entrée.

Les variables x_i désignent les entrées, la sortie est notée y_j , le biais b_j

Les neurones que nous allons utiliser sont des neurones linéaires qui effectuent une somme pondérée des entrées. Dans la deuxième phase, une fonction de transfert f appelée également fonction d'activation calcule la valeur de l'état interne Y_j du neurone j à partir de la valeur du potentiel V_j .

Cette valeur désignera la sortie du neurone : $y_j = f(V_j)$

Le choix d'une fonction d'activation se révèle être un élément constitutif important dans les réseaux de neurones. Il existe plusieurs types de fonctions d'activation, certaines sont linéaires, exponentielles, à seuil, gaussiennes mais les plus utilisées sont non linéaires, et en particulier la fonction sigmoïde et la tangente hyperbolique

$$F(x) = \left(\frac{1}{1 + e^{-kx}} \right)$$

Où la valeur du paramètre K est généralement prise égale à 1.

IV.1.Apprentissage :

On appelle apprentissage de réseau de neurones, la procédure qui consiste à estimer les paramètres de réseau afin que celui-ci remplisse au mieux la tâche qui lui est affectée. Pour un réseau de neurones artificiel, l'apprentissage peut être considéré comme le problème de la mise à jour des poids des connexions au sein du réseau, afin de réussir la tâche qui lui est demandée. Donc l'apprentissage est la caractéristique principale des réseaux de neurones artificiels et il peut se faire de différentes manières :

- L'apprentissage supervisé
- L'apprentissage non supervisé
- Apprentissage renforcé

IV.1.1.l'apprentissage supervisé :

L'apprentissage supervisé : Dans ce type d'apprentissage, le réseau s'adapte par comparaison entre le résultat qu'il a calculé, en fonction des entrées fournies, et la réponse attendue en sortie. Le réseau va se modifier jusqu'à ce qu'il trouve la bonne sortie correspondant à une entrée donnée. Donc l'algorithme d'identification des paramètres du réseau va modifier ses poids jusqu'à ce que le résultat fourni par le réseau soit le plus proche possible de la sortie attendue. L'identification des poids du réseau est effectuée en optimisant un critère de performance du réseau de neurones.

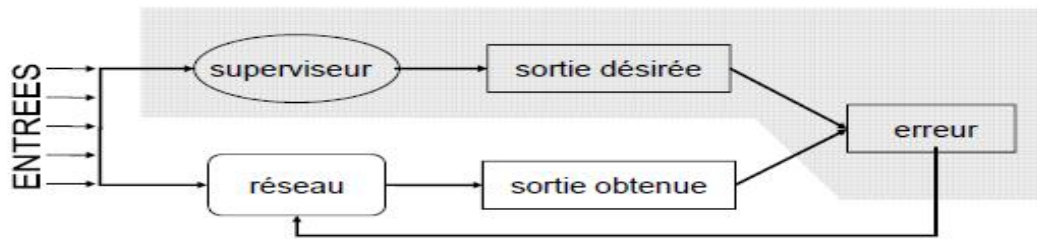


Figure III.4 : Schéma d'apprentissage supervisé

IV.1.2. l'apprentissage non supervisé :

L'apprentissage non supervisé : Dans ce réseau, contrairement à l'apprentissage précédent, on présente une entrée au réseau et on le laisse évoluer librement. Le réseau s'auto organise pour extraire lui-même les données et les regrouper automatiquement. Il est réalisé à l'aide des informations locales contenues dans les poids synaptiques et dans l'activation de neurones élémentaires.

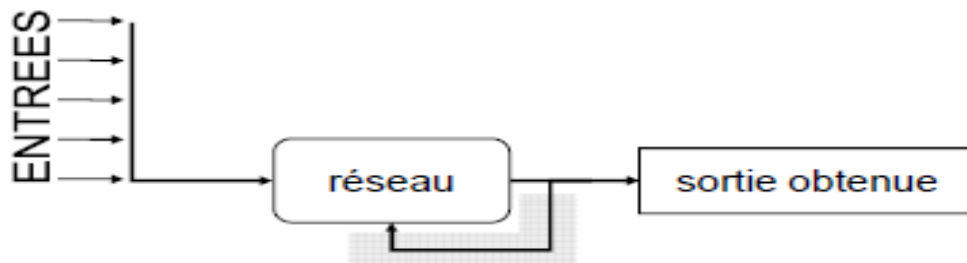


Figure III.5 : Schéma d'apprentissage non supervisé

IV.1.3. Apprentissage renforcé :

Il est utilisé quand une information en retour sur la qualité de la performance est fournie, mais que la conduite souhaitée du réseau n'est pas complètement spécifiée par un professeur. Donc l'apprentissage est moins dirigé que l'apprentissage supervisé. Contrairement à l'apprentissage non supervisé où aucun signal de retour n'est donné, le réseau à apprentissage renforcé peut utiliser le signal de renforcement pour trouver les poids les plus désirables quand c'est nécessaire

V. Règles d'apprentissage :

La méthode d'ajustement des poids du réseau pendant l'apprentissage peut être choisie dans une gamme variée d'algorithmes, dont voici les plus connus :

- La règle de *Hebb* (ou règle de corrélation)
- La règle de *WidrowHoff*
- La règle delta
- L'algorithme de rétropropagation de l'erreur (ou la règle delta généralisée)
- Apprentissage compétitif

VI. Architecture évolutive des réseaux de neurones :

Comme leur nom l'indique, les réseaux de neurones sont organisés autour d'un ensemble de neurones interconnectés de manière à former un système avec une ou plusieurs entrées et une ou plusieurs sorties. Sur le plan architectural, on distingue deux grands types :

- les réseaux de neurones bouclés : constituent un système dynamique à temps discret, régi par une (ou plusieurs) équation(s) aux différences non linéaires, résultant de la composition des fonctions réalisées par chacun des neurones et des retards associés à chacune des connexions ;
- les réseaux de neurones non bouclés : réalisent une (ou plusieurs) fonctions algébriques des entrées, par composition des fonctions réalisées par chaque neurone.

Les réseaux de neurones non bouclés sont des objets statiques, utilisés principalement pour effectuer des tâches d'approximation des fonctions non linéaires, de modélisation de processus statiques non linéaires, alors que les réseaux de neurones bouclés sont utilisés pour effectuer des tâches de modélisation des systèmes dynamiques, de commande de processus. Dans le problème de la surveillance, on utilise les réseaux de neurone non boucle, qui fait appelle principalement à une base des données pour l'apprentissage et des sorties qui correspond a des mondes fonctionnements du système. Le principe d'une telle application est de trouver une relation entre les variables d'entrées et les variables de sortie. Parmi ces réseaux le perceptron multicouches, les réseaux a fonction de base radiale et carte d'auto organisatrice.

VI.1. Le perceptron multicouche :

Le perceptron est un modèle de réseau de neurones avec algorithme d'apprentissage créé par *Frank Rosenblatt* en 1958

L'architecture du réseau de neurones artificiel la plus étudiée est le réseau de neurones multicouche (**Figure III.2**)

Le perceptron multicouche est un réseau comportant plusieurs couches, chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante (excepté pour les couches d'entrée et de sortie), et il n'y a pas de connexions entre les cellules d'une même couche. La topologie d'un tel réseau est formée de plusieurs couches de neurones :

- Une couche en entrée qui représente les entrées auxquelles sont transmises les données à traiter en provenance d'une source extérieure au réseau.
- Une ou plusieurs couches cachées effectuant le traitement spécifique du réseau, ces neurones n'ont aucun lien avec l'extérieur et sont appelés neurones cachés.
- Une couche en sortie qui délivre les résultats.

Il suit un apprentissage supervisé, et fait intervenir un algorithme d'apprentissage rétro-propagation du gradient de l'erreur ; c'est un algorithme itératif ayant pour objectif de trouver le poids des connexions minimisant l'erreur quadratique moyenne commise par le réseau sur l'ensemble d'apprentissage. L'utilisation de l'algorithme rétro-propagation reste discutable dans la mesure où sa convergence n'est pas prouvée. Son utilisation peut conduire à des blocages dans un minimum local de la surface d'erreur. L'apprentissage est supervisé, c'est-à-dire que l'on présente au réseau une forme

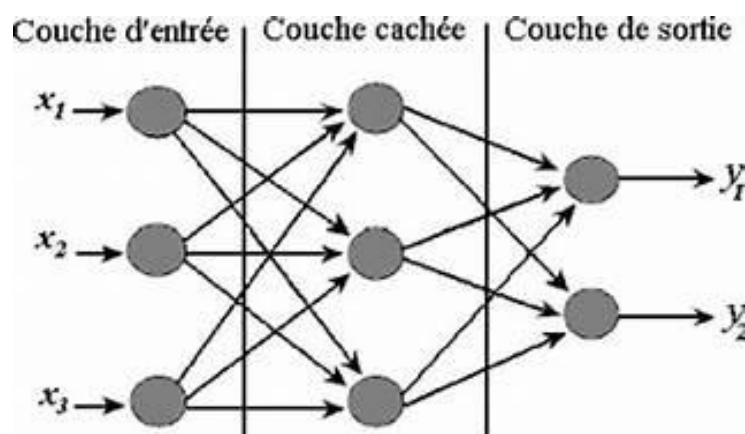


Figure III.6 : Le perceptron multicouche

VI.2. Les réseaux à fonction de base radiale :

L'architecture est la même que pour le perceptron multicouche cependant, les fonctions de base utilisées ici sont des fonctions gaussiennes. Les réseaux à fonction de base radiale seront donc employés dans les mêmes types des problèmes que le perceptron multicouche à savoir, en approximation et en classification.

La structure du réseau est constituée d'une couche d'entrée, une autre de sortie et une couche cachée de N unités qui sont caractérisées par une fonction d'activation de type gaussien. Un avantage du réseau à fonction radiale est que sa phase d'apprentissage est plus rapide que celle du perceptron multicouche. En théorie, le réseau à fonction de base radiale est capable, tout comme le perceptron multicouches, d'effectuer une approximation proche de n'importe quelle transformation non linéaire. La principale différence entre les deux est la nature de la fonction d'activation des neurones de la couche cachée.

VI.3. Les cartes auto organisatrice de Kohonen :

La carte auto-organisatrice est un ensemble structuré d'unités de traitement (neurones), qui sont disposées en une seule couche de laquelle émane une topologie définie par une notion de voisinage des cellules.

Ce sont des réseaux à apprentissage non-supervisé qui établissent une carte discrète, ordonnée typologiquement, en fonction de patterns d'entrée. Le réseau forme ainsi une sorte de treillis dont chaque nœud est un neurone associé à un vecteur de poids. La distance euclidienne est calculée entre chaque entrée et vecteur de poids. Par la suite, le vecteur de poids ayant une distance minimale, ainsi que certains de ses voisins, vont être modifiés]. *La figure III.7* illustre un tel réseau dans sa configuration la plus courante, le cas bidimensionnel. A chaque neurone sont associés des coordonnées (x, y) indiquant sa position sur la carte, ainsi qu'un vecteur de poids synaptiques

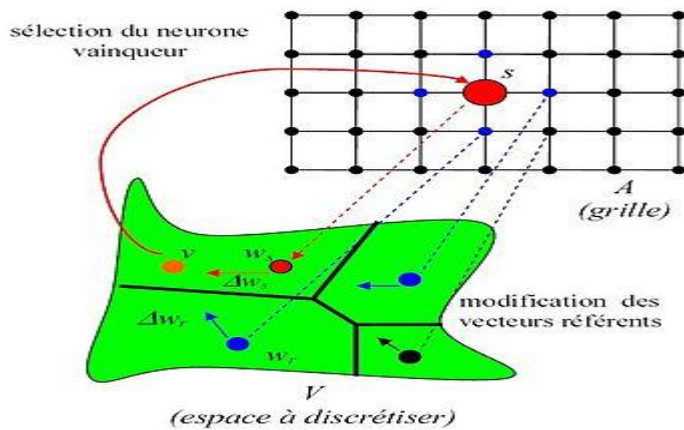


Figure III.7 : La carte auto organisatrice à deux dimensions de Kohonen

VII. les réseaux de neurones et l'énergie renouvelable :

Par analogie avec les réseaux de neurones biologiques, les réseaux de neurones artificiels tentent de reproduire les caractéristiques les plus importantes du comportement biologique, à savoir l'apprentissage, la généralisation.

La généralisation peut être définie par la capacité d'élargir les connaissances acquises après apprentissage à des données nouvellement rencontrées par le réseau de neurones. On peut distinguer deux types de généralisation : locale et globale.

Dans l'approche locale, chaque neurone est associé à une région d'activation localisée dans l'espace des données. Seule une partie des neurones participe donc à la réponse du réseau. Deux types d'architectures neuronales possèdent cette particularité : le réseau à fonction de base radiale et la carte de *Kohonen*.

Par contre, dans l'approche globale, l'ensemble des neurones du réseau participe à l'élaboration de la sortie du réseau. C'est le cas des réseaux de neurones de type Perceptron Multi Couches.

Les techniques de surveillance par réseaux de neurones sont fondées sur l'existence d'une base de données d'apprentissage. Le principe d'une telle application est de trouver une relation entre des variables d'entrée et des variables de sortie.

Selon la nature de ces données en sortie, il existe deux types d'applications.

Le premier type est une application d'approximation des fonctions, qui consiste à estimer une sortie mesurée de l'équipement.

Le deuxième type d'application considère le problème de la surveillance comme un problème de reconnaissance des formes. Dans le premier cas, les réseaux de neurones sont utilisés en tant qu'approximante universelle et fournissent un modèle sous la forme d'une boîte noire du système. Ceci n'est autre que de l'identification des processus industriels. Comme pour les méthodes à base de modèle. Dans le deuxième cas la forme à reconnaître est caractérisée par l'ensemble des données et les classes d'appartenance représentant les différents modes. Le réseau de neurones doit nous fournir une réponse qui nous renseigne sur l'état de fonctionnement de l'équipement.

L'algorithme de rétro propagation s'avère capable de résoudre un grand nombre de problèmes de reconnaissance des formes et a donné lieu à beaucoup d'applications. Cet algorithme souffre néanmoins de nombreux défauts, parmi lesquels :

- Une des limitations importantes est le temps de calcul : l'apprentissage est très long ;
- Une grande sensibilité aux conditions initiales, c'est-à-dire à la manière dont sont initialisés les poids des connexions ;
- De nombreux problèmes sont dus à la géométrie de la fonction d'erreur : minimums locaux ;
- Le problème de dimensionnement du réseau. Un mauvais choix de la structure peut dégrader considérablement les performances du réseau.

Le modèle perceptron multicouche se caractérise par une généralisation globale, qui lui confère de mauvaise propriété en classification et donc le rend moins intéressant pour une utilisation en surveillance.

Le réseau à fonction de base radiale et la carte de *kohonen* sont caractérisés par une généralisation locale. Étant donnée que l'objectif de notre étude est d'affecter une donnée d'entrée de réseau à une classe, donc on ne connaît pas à priori la sortie de réseau (l'apprentissage est non supervisé). Le réseau à fonctions radiales utilise un apprentissage supervisé, donc pour notre problème nous avons choisi, la carte de *kohonen*. Les notions de neurone vainqueur et de voisinage permettent un apprentissage rapide et efficace. La carte de *kohonen* permettrait à la fois de désigner les classes voisines entre elles et de comprendre la disposition de ces classes dans l'espace d'entrée. La section suivante sera consacré à la présentation de cette architecture.

VIII. Propriétés et limites des réseaux de neurones :

-Les propriétés fascinantes des réseaux de neurones L'intérêt porté aujourd'hui aux réseaux de neurones tient sa justification dans les quelques propriétés suivantes:

VIII.1 La capacité d'adaptation :

La capacité d'adaptation se manifeste dans les réseaux de neurones par la capacité d'apprentissage qui permet au réseau de tenir compte de nouvelles contraintes ou de nouvelles données. Cette capacité présente un intérêt déterminant pour les problèmes évolutifs.

VIII.2 La capacité de généralisation :

La capacité de généralisation se traduit par la capacité d'un système à apprendre et à retrouver, à partir d'un ensemble d'exemples, des règles sous-jacentes ou à mimer des comportements qui permettent de résoudre un problème.

VIII.3 Le parallélisme :

Cette notion se situe à la base de l'architecture des réseaux de neurones considérés comme un ensemble d'entités élémentaires qui travaillent simultanément. Le parallélisme permet une rapidité de calcul supérieure mais exige de penser et de poser différemment les problèmes à résoudre.

IX. Limites d'utilisation des réseaux de neurones :

Ces sont tout d'abord d'ordre technique et sont dues aux difficultés que nous rencontrons pour utiliser le parallélisme inhérent aux réseaux de neurones. Ainsi, la plupart des réseaux sont simulés sur des machines séquentielles, ce qui entraîne des temps de calculs importants .De plus, l'un des principaux reproches fait aux réseaux de neurones ne tient de leur incapacité à expliquer les résultats qu'ils fournissent. Les réseaux se présentent comme des boîtes noires dont les règles de fonctionnement sont inconnues. La qualité de leurs performances ne peut être mesurée que par des méthodes statistiques, ce qui amène une certaine méfiance de la part des utilisateurs potentiels.

X .Procédure de construction d'un réseau de neurones :

La procédure de conception d'un réseau de neurone peut être résumée en six étapes :

- 1.** La collecte d'une base de données.

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

XI . Conclusion :

Un réseau de neurones est un ensemble de cellules interconnectées par des liens ajustables.

Cette propriété lui permet de trouver une représentation interne d'un problème donné, le réseau grâce à cette représentation, est capable de reproduire la sortie appropriée pour une entrée qui lui est présentée. Les propriétés des réseaux de neurones ont permis à ces derniers de trouver une large utilisation dans divers domaines d'application tels que, la reconnaissance de formes, le traitement de signal, la robotique, le traitement de l'information, l'optimisation combinatoire, etc...

Rappelons que pour valider l'adaptation d'un problème donné à une solution neuronale, il est nécessaire :

- 1.** que le problème présente certaines caractéristiques parmi les suivantes :
 - a.** Les règles qui permettraient de résoudre le problème sont inconnues ou très difficiles à expliquer ou à formaliser. Cependant, nous disposons d'un ensemble d'exemples qui correspondent à des entrées du problème et aux solutions qui leur sont données par des experts,
 - b.** Le problème fait intervenir des données bruitées,
 - c.** Le problème peut évoluer,
 - d.** Le problème nécessite une grande rapidité de traitement,
 - e.** Il n'existe pas de solutions technologiques courantes.
- 2.** de pouvoir disposer d'un nombre suffisant de données pour assurer à la fois l'apprentissage et la vérification des performances du réseau,
- 3.** d'étudier la nature des données qui peuvent nécessiter un prétraitement.

Toutefois, l'expertise, à la fois dans le domaine d'application et dans les réseaux de neurones, est nécessaire pour la réussite de la modélisation connexionniste et de sa mise en œuvre.

Dans le prochain chapitre nous allons appliquer l'algorithme de réseaux de neurone multi couche pour la poursuite du MPP et nous allons le simuler avec **Matlab simulink** puis comparer les résultats obtenues avec d'autres méthodes étudiées.

CHAPITRE : IV

SIMULATION DE LA COMMANDE MPPT PAR RÉSEAUX DE NEURONES

I. Introduction :

La Deep Learning Toolbox offre de nombreuses architectures et fonctions d'apprentissage qui permettent de modéliser en toute simplicité des systèmes complexes non linéaires à l'aide de systèmes artificiels. Les applications de la Deep Learning Toolbox permettent de concevoir, d'effectuer l'apprentissage, de visualiser et simuler le réseau de manière interactive pour ensuite générer le code MATLAB équivalent et ainsi automatiser le processus.

La Deep Learning Toolbox prend en charge l'apprentissage supervisé, non supervisé et renforcé grâce à des architectures telles que le perceptron, le perceptron multicouche, la base radiale, les cartes auto-organisées, les réseaux concurrentiels, etc.....

Ce chapitre, à pour objectif la modélisation et la simulation d'un système photovoltaïque adapté par un hacheur survolteur « boost » avec une commande MPPT. Il existe plusieurs commandes pour la recherche de la puissance maximale d'un module photovoltaïque, nous proposons la méthode du réseau de neurone artificielle «*RNA*» que nous allons comparer avec la technique classique perturbation et observation «*P & O*» et la méthode incrémentation de la conductance «*C-INC*» .

Toutes les opérations de simulation sont faites par le logiciel **MATLAB**

II. Description du système étudié :

Pour réaliser cette simulation, nous avons choisi un groupe des modules photovoltaïques siemens SM 110-24. Les caractéristiques électriques du module photovoltaïque sont données dans le tableau (IV.1):

Puissance maximale $P_{\max}$	110 Wc
Courant de court-circuit I_{cc}	3.45 A
Tension de circuit ouvert V_{oc}	43.5 V
Température de coefficient de V_{oc}	-0.34 V/K
Température de coefficient de I_{cc}	0.04% A/K
Optimum operating current (I_{mpp})	3.15 A
Optimum operating voltage (V_{mpp})	35 V

Tableau (IV.1) : Caractéristiques électriques du module photovoltaïque SIEMENS SM 110-24

Les caractéristiques ($I-V$) et ($P-V$) du module photovoltaïque utilisés dans cette étude sont montres dans le chapitre I. Le générateur n'impose ni le courant ni la tension de fonctionnement, c'est la charge elle-même qui les fixe.

- Pour garder la quantité d'énergie débitée par le générateur à la valeur maximale, il faut forcer le système à fonctionner au maximum de la caractéristique P-V du générateur. Le choix de cette puissance dépend de la caractéristique qu'on souhaite obtenir .On souhaite dans notre étude avoir une tension de 220 V à la sortie.

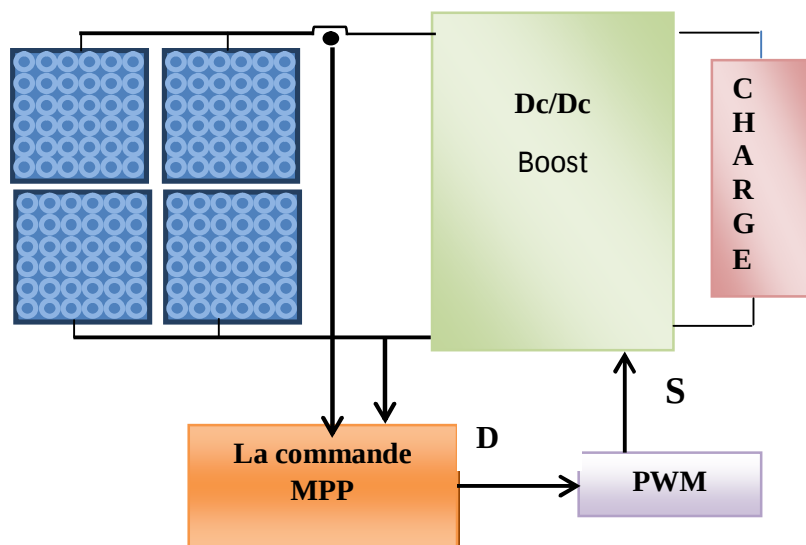


Figure (IV.1) Structure globale de l'optimisation par réseau de neurone

- Dans notre cas nous avons utilisé quatre modules photovoltaïques deux en série et deux en parallèles dont les caractéristiques (P,V) et (V,I) sont montrés dans les figures IV.2. et IV.3 suivantes :

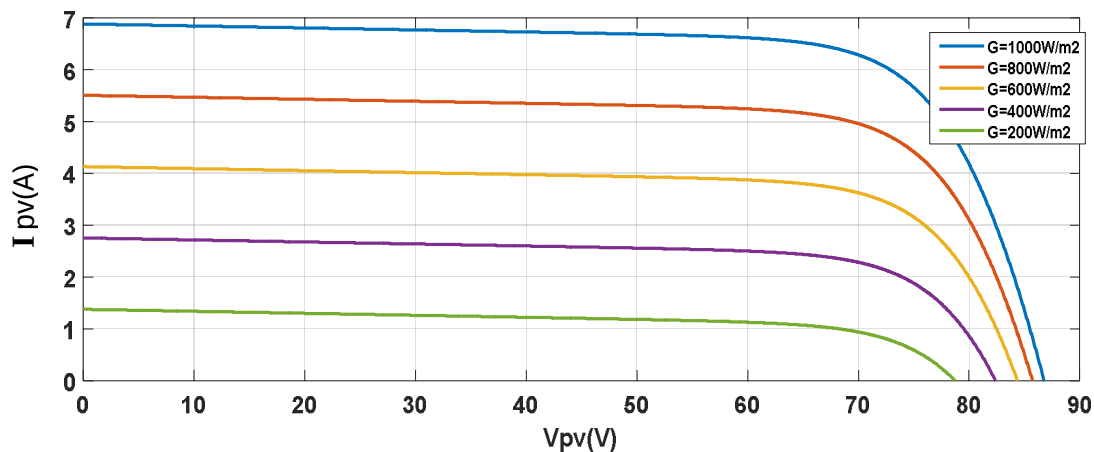
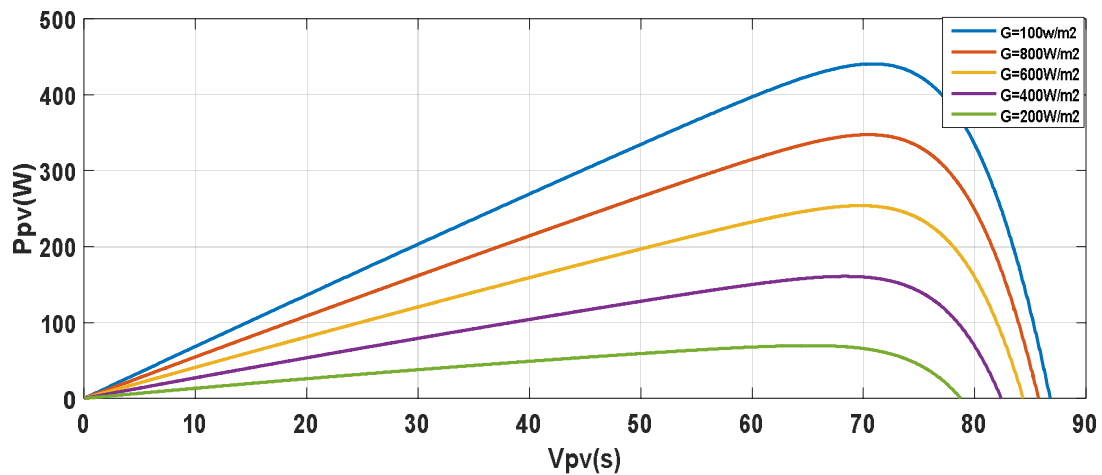


Figure (IV.2) : la caractéristique $I=f(V)$ en fonction de l'éclairement du générateur photovoltaïque



Figure(IV.3) : la caractéristique $I=f(V)$ en fonction de l'éclairement du générateur photovoltaïque

Afin de développer le contrôleur neuronal MPPT nous avons exploité les résultats de simulation obtenus par la méthode P&O. Pour cela nous avons établi le schéma de simulation suivant :

- Par contre l'application de C-INC présente des avantages, le MPP oscille autour de 438w, et 440w mais il présente un temps de réponse très élevé par rapport à P&O (0.25s).

Alors nous proposons d'appliquer les réseaux de neurones afin d'améliorer la commande MPPT (le temps de réponse et les oscillations)

III. Étude du système solaire avec contrôleur MPPT à base de réseaux de neurones artificielle

II.1 Fonctionnement sous des conditions constantes :

La procédure de conception d'un réseau de neurone peut être résumée en ces étapes :

- La collecte d'une base de données ;: ces données constituent l'entrée du réseau de neurones, et par conséquent c'est elle qui détermine à la fois la taille du réseau et les performances du système., dans notre travail, on a une seule variable d'entrées (Ppv) et une seule sortie qui est le rapport cyclique' D'
- Le choix de l'architecture du réseau de neurones (nombre de couches cachées, nombre de neurones dans ces couches,...), on a construit un réseau de neurones multicouches avec:
 - une couche d'entrée à deux neurones,
 - une couche cachée à 15 neurones
 - une couche de sortie à un neurone.
 - Pour la fonction de transfert de la couche d'entrée et de celle de sortie ainsi que la couche cachée, on a utilisé la fonction sigmoïdal
- Entraînement du réseau de neurones sur les bases d'apprentissage et de validation.
On a effectué un apprentissage automatique jusqu'à l'obtention d'une erreur quadratique très petite.
- Mesure des performances du réseau de neurone sur la base de test.

Nous allons exploiter les résultats de rapport cyclique pour approximer la sortie du réseau de neurones.

Puissance P	D
0	0.6
440	0.655
441	-0.042
400	0.642
441	0.385
430	0.624
430	0.642
440	0.65
430	0.66
430	0.67

Tableau (IV.2): *une partie des puissances du panneau et le rapport cyclique correspondant*

L'entrée du réseau de neurones est une puissance ,la sortie est le rapport cycliqueD. On a effectué un apprentissage sur 100 données à l'aide du logiciel Matlab jusqu'à l'obtention d'une erreur quadratique très petite

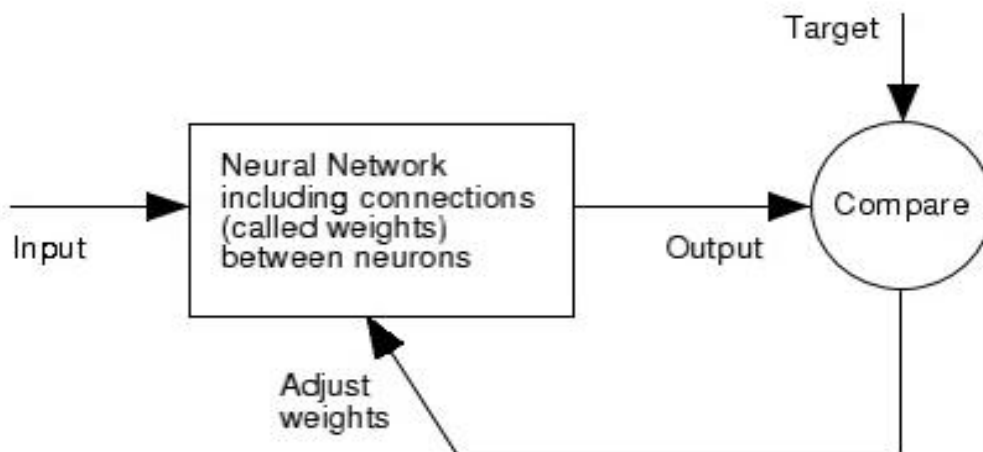


Figure (IV.6) :retro propagation

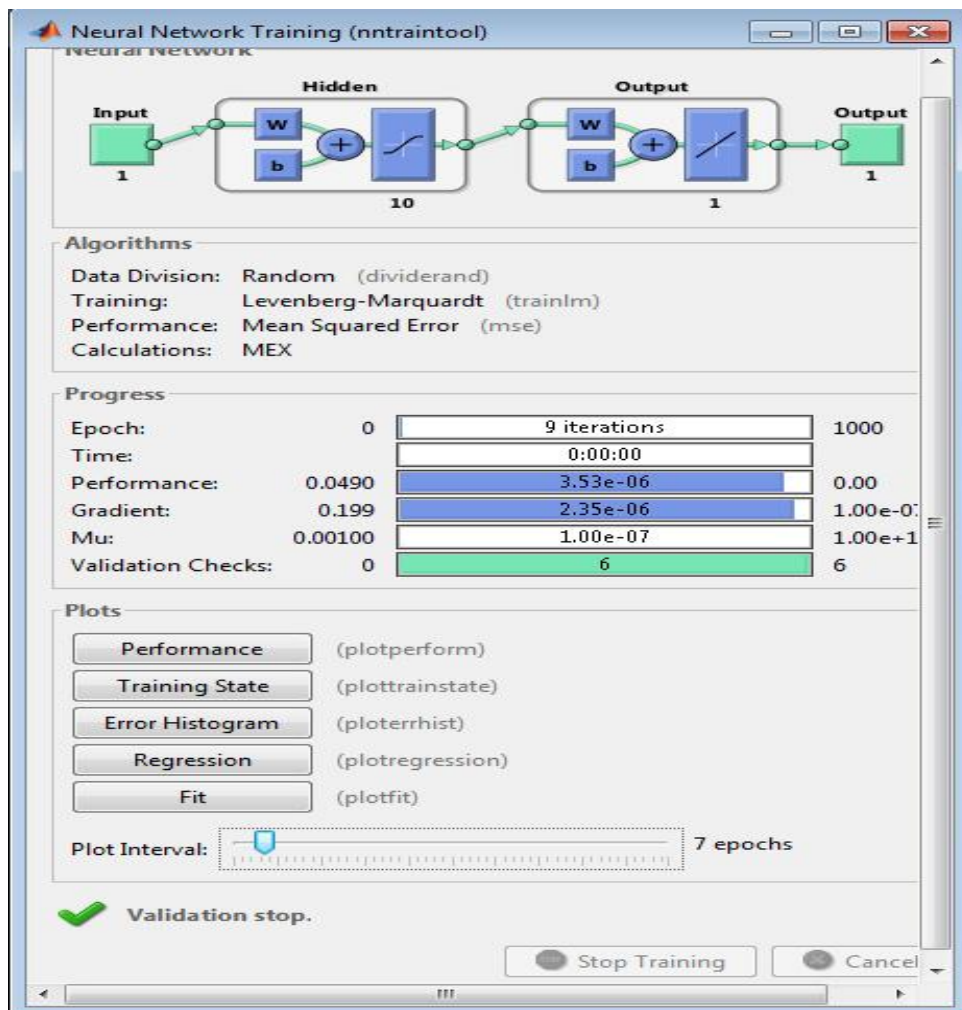


Figure (IV.7) : Formation ANN avec MATLAB

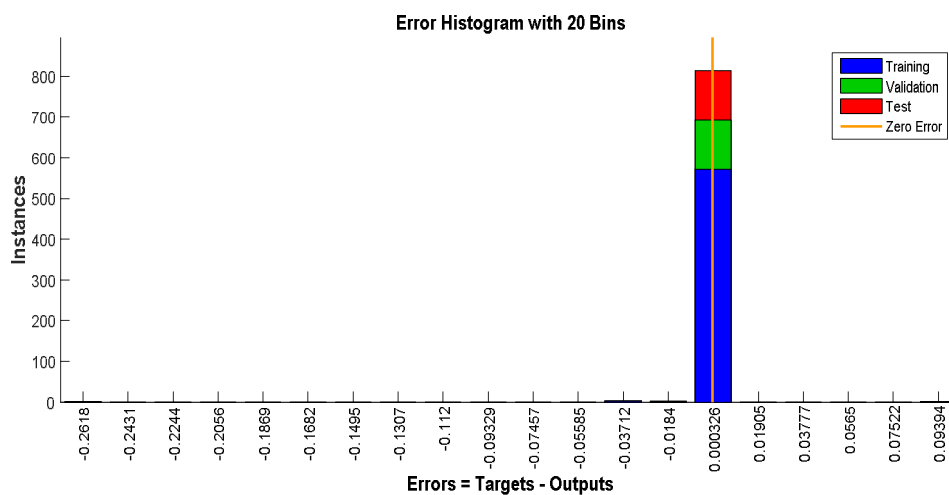


Figure (IV.8) :le calcul de l'erreur

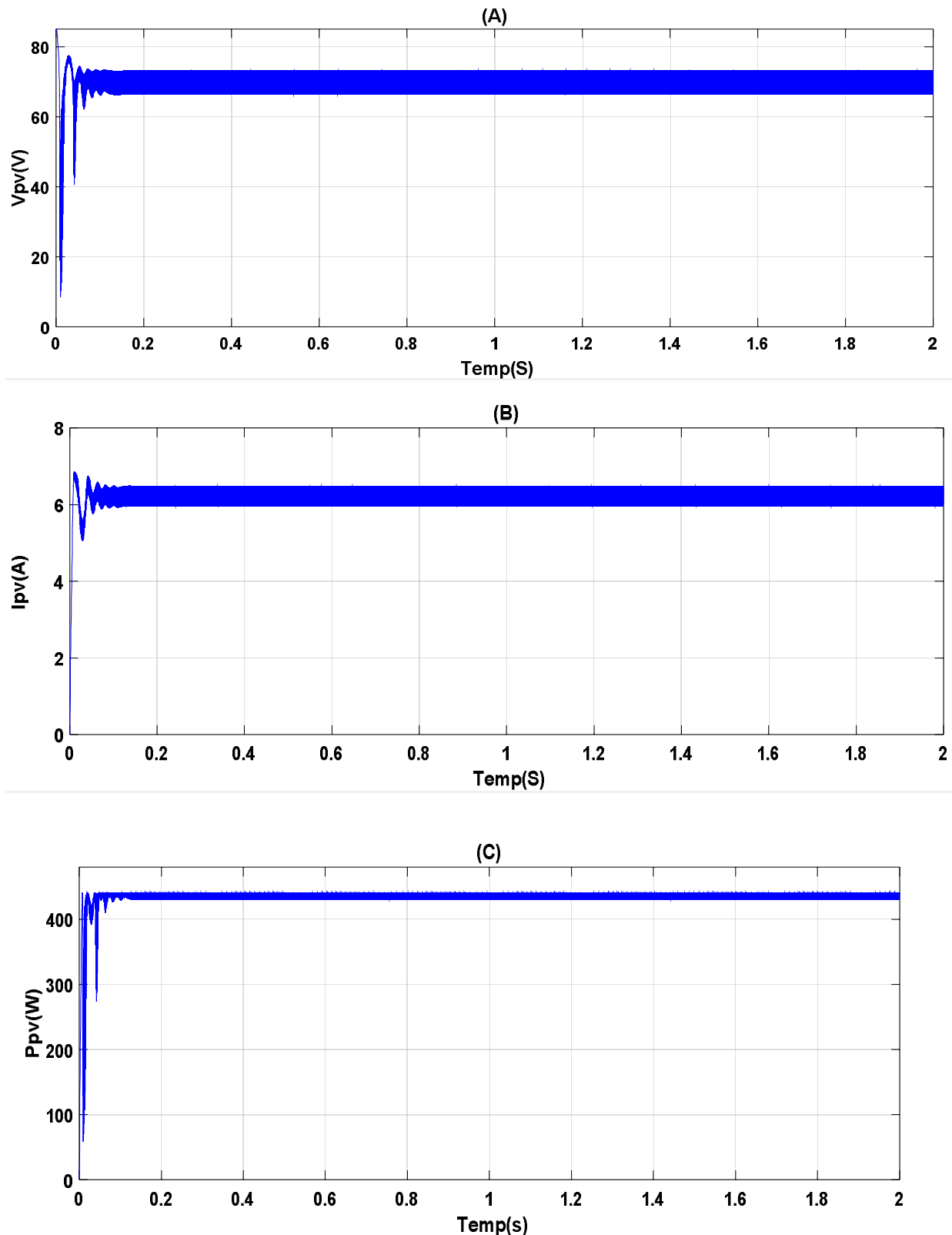


Figure (IV.11) : Les résultats de simulation avec les réseaux de neurones
 (A) La tension, (B) le courant, (C) la puissance

II.2.Comportement du système face à un changement de l'éclairement :

Le générateur photovoltaïque subit des variations de l'éclairement représentées sur **la figure (IV.12)** ,suite à cette variation avec la même procédure dans le cas du fonctionnement sous des conditions constantes , nous avons représenté la puissance à l'entrée ainsi que le courant à la sortie.

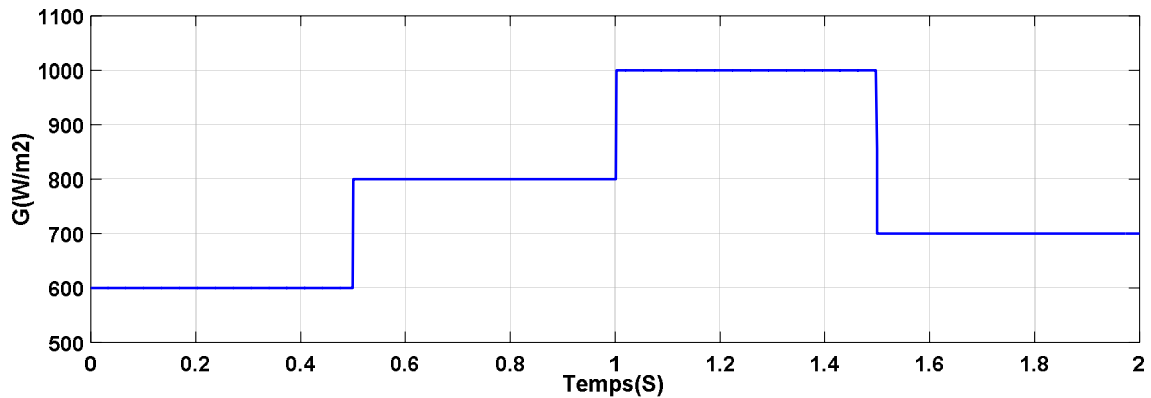


Figure (IV.12) . Variation de l'éclairement en fonction du temps

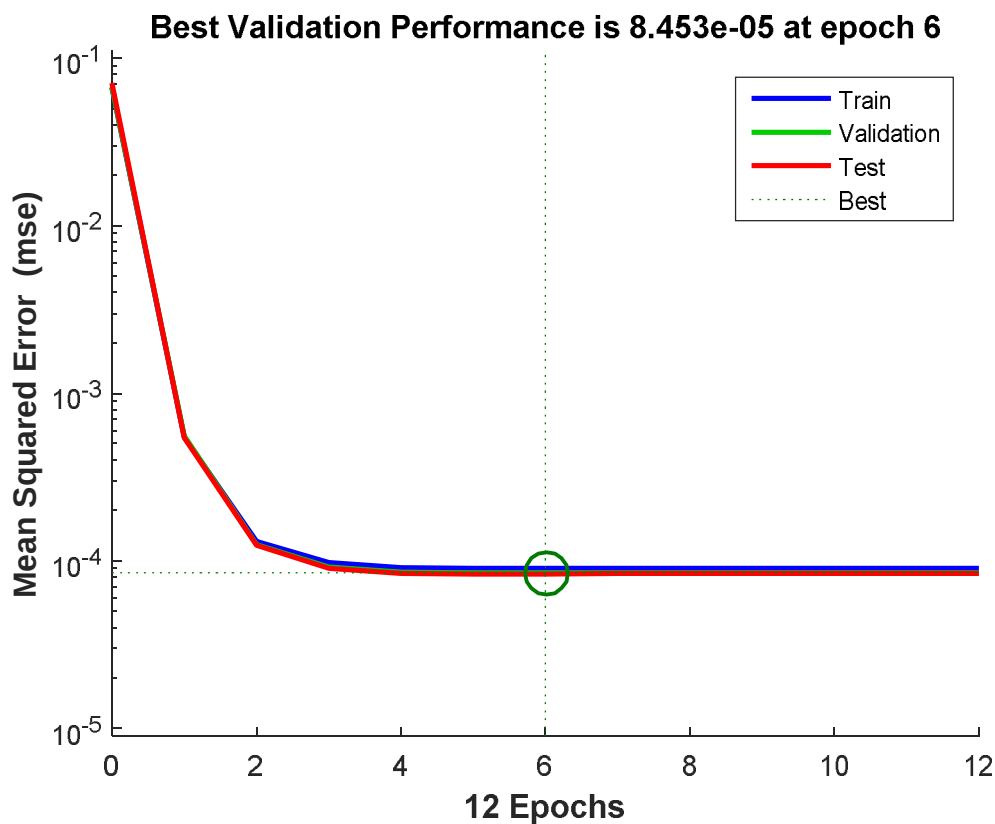


Figure (IV.13) :Validation des performances

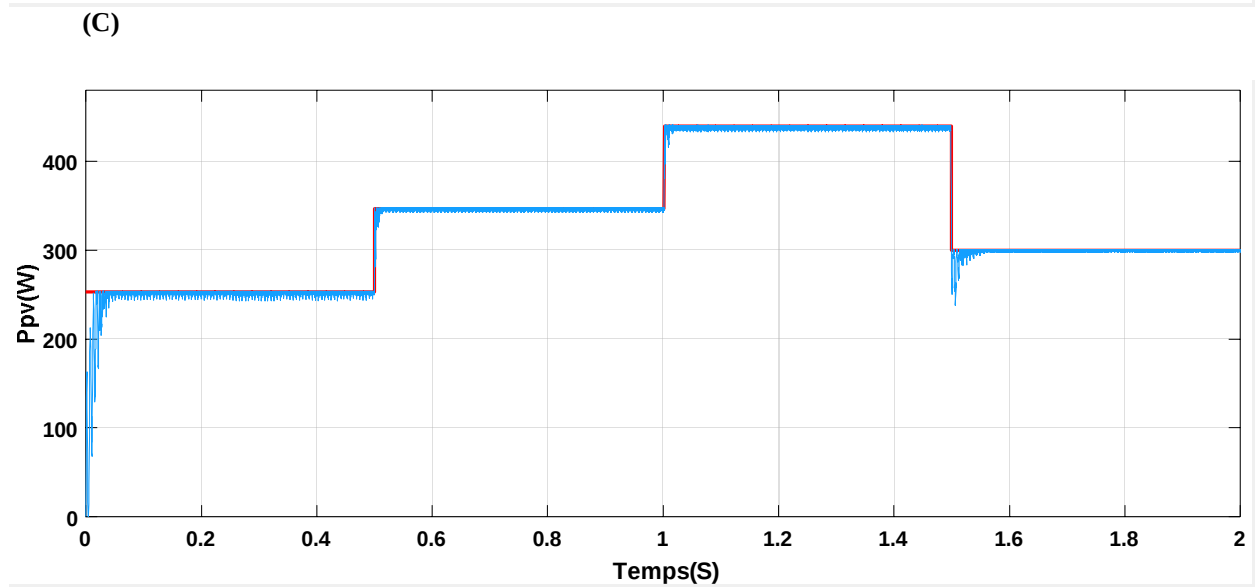
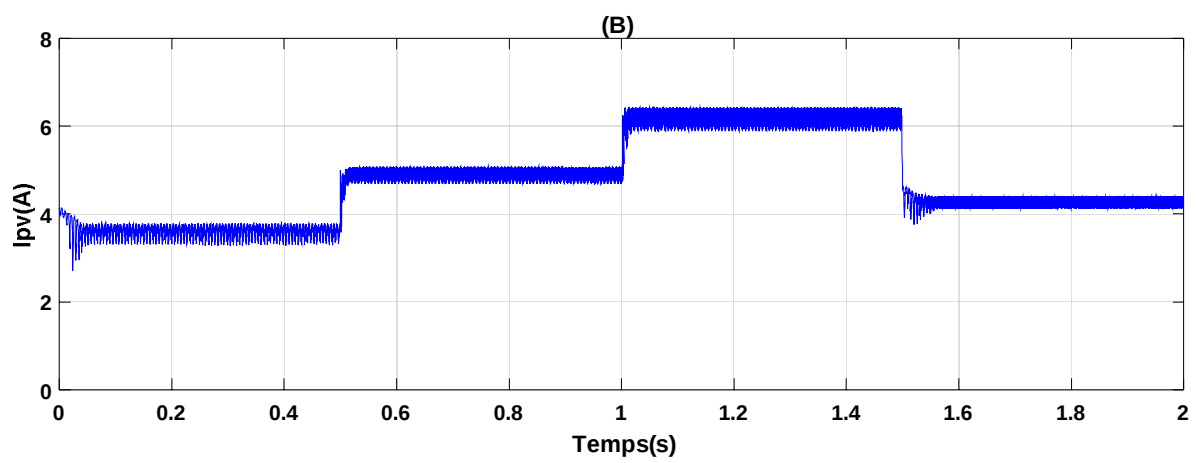
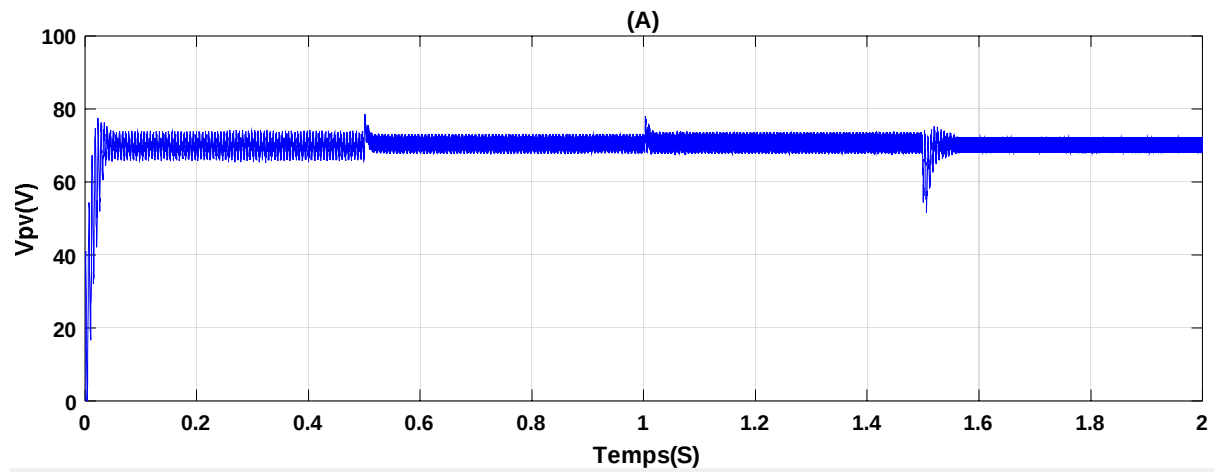


Figure (IV.14) : Les résultats de simulation avec les réseaux de neurones
(A) La tension, (B) le courant(c)la puissance

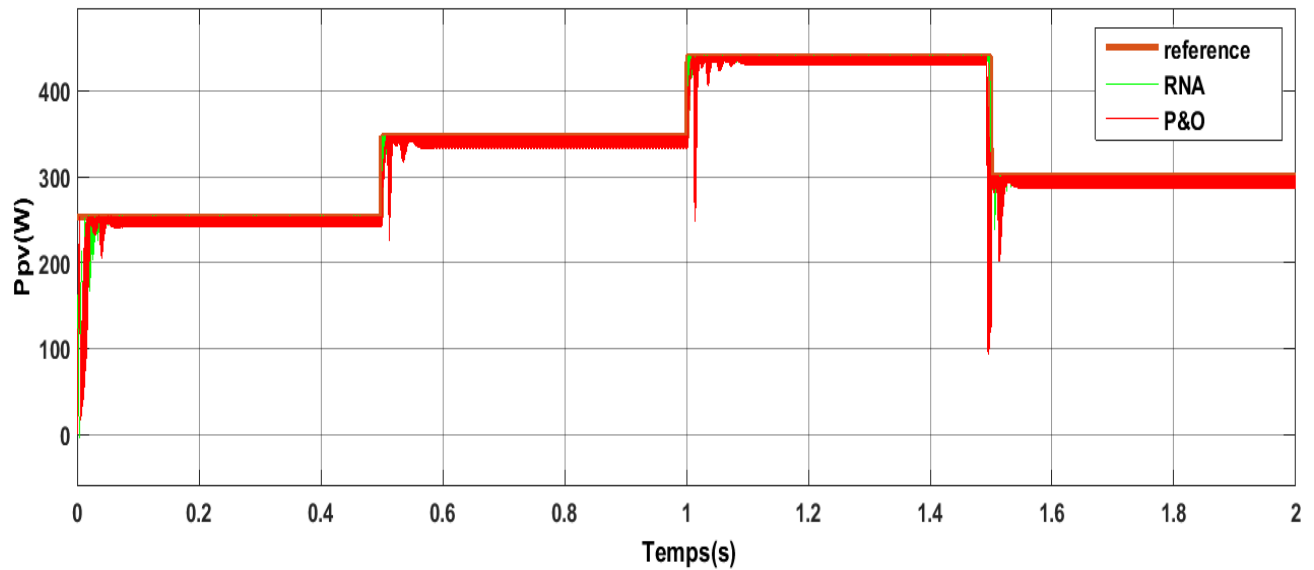


Figure (IV.15) : Les résultats de comparaison entre les deux simulations de la puissance

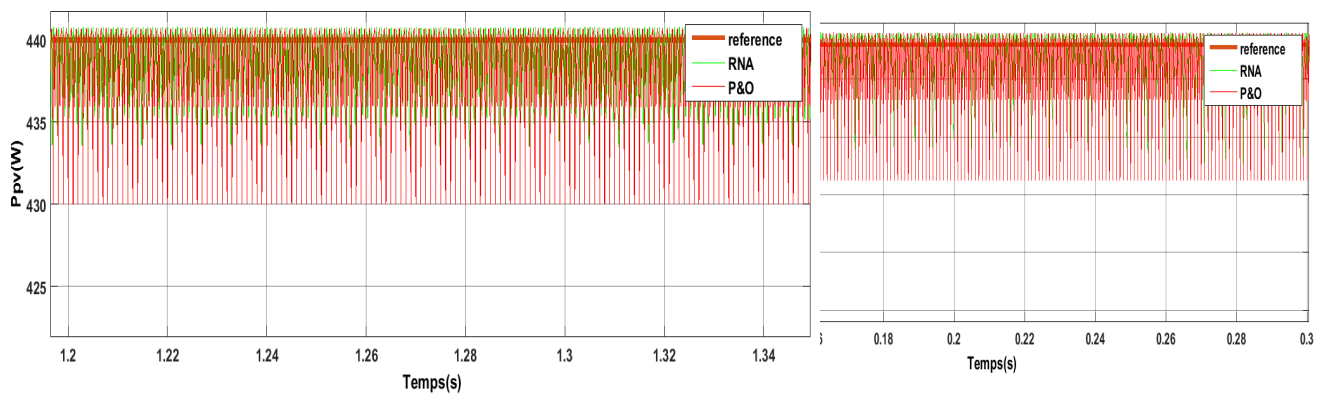


Figure (IV.16) : Zoom sur une partie de la puissance

IV. Interprétation des résultats :

Les résultats de simulation illustrés sur les figures IV.14 et figures IV.15 représentent les allures de puissance délivrée par le GPV, 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

V. Conclusion:

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

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

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

Les réseaux de neurones avec leurs capacités de s'adapter à des situations inconnues par le biais de l'apprentissage, ont permis une génération automatique des règles d'intelligence artificielle qu'on peut utiliser dans divers domaines y compris l'énergie.

Conclusion générale

Pour assurer le développement nous avons besoins de l'énergie, mais pour assurer le développement, faire reculer les frontières de la pauvreté et laisser en héritage un environnement viable aux générations futures, nous avons besoins de promouvoir les énergies renouvelables.

Le travail que nous avons présenté a pour objet de mettre au point un banc d'essai-test photovoltaïque. Le but est d'augmenter le rendement de la conversion d'énergie. Pour se faire, nous sommes passés par une étude théorique des énergies renouvelables et leurs principes de fonctionnement et en particulier l'énergie solaire photovoltaïque

La seconde étape a pour objectif le système photovoltaïque, la commande MPPT et les différents algorithmes pour la recherche de point de puissance maximale. Pour cela, nous avons utilisé Simulink de Matlab®, qui nous a permis de simuler les méthodes '**P&O**' '**Inc.-Cond.**'. Ces techniques ont été testées à l'état stable et lors des changements des conditions atmosphériques (ensoleillement, température) lents ou brusques..Pour mieux améliorer le rendement de ses panneaux nous avons introduit dans le troisième chapitre la poursuite du MPP à base de réseaux de neurones artificiels. dans le quatrième chapitre nous avons appliqué cette méthode sur un panneau solaire SIEMENS SM110-24 et nous avons simulé le réseau obtenu. Sur Matlab® Simulink dans des conditions constantes et variables de température et de rayonnement

Les résultats sont appréciables. La maximisation de la production photovoltaïque, compte tenu du caractère fluctuant de la source PV considérée, passe par le développement de commandes de types MPPT performantes, à hauts rendements, en particulier lors de changements brusques d'ensoleillement et de température .

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

RECOMMANDATIONS- ET PERSPECTIVES :

Vu l'importance des énergies renouvelables dans le développement socio-économique des populations et sa participation à la réduction de la pauvreté la promotion de ces formes d'énergie est nécessaire. Il paraît opportun de formuler les recommandations suivantes

- identifier et de caractériser tout le potentiel national en source d'énergie renouvelable ;

- promouvoir les projets de mise en exploitation de ces sources renouvelables ;
- diversifier les sources d'énergie et surtout renouvelable dans la généralisation du projet, c'est-à-dire utiliser l'énergie photovoltaïque dans les structures situées dans la région saharienne de notre pays l Algérie ;
- Améliorer le rendement des panneaux photovoltaïque en utilisant d autre algorithme tel que la logique flou, la logique neuro-flou (ANFIS).....

DOCUMENTATIONS :

[1] Calcul de l'MPPT par réseaux de neurone pour un système photovoltaïque présenté par HARENDI AMINE. et ARBAOUI ALI à l'université KASDI MERBAH OUARGLA

[2] Modélisation et Commande MPPT d'un système photovoltaïque autonome en utilisant les réseaux de neurones artificiels publié par B.BENDIB#1, F. KRIM#2, H. BELMILI#3T, MED. F. ALMI#4 au 2ème Séminaire International sur les Energies Nouvelles et Renouvelables

[3] Modélisation et commande du système photovoltaïque par les réseaux de neurones présenté par :RAKZA BADREDDINE et OUANAS SOUHILA à l'université MOHAMED BOUDIAF - M'SILA

[4] Modélisation et simulation d'un système photovoltaïque présenté par HANANOU FATIHA et ROUABAH AICHA à l'université KASDI MERBAH OUARGLA

[5] L'intelligence artificielle pour la poursuite du point de puissance maximum d'un Générateur photovoltaïque présenté par MOUFDI HADJAB au Research Center In Industrial Technologies et DJELID ASMA à l'université de M'SILA article USTB

[6]" Commande MPPT avancée d'un système de conversion d'énergie solaire photovoltaïque et thermoélectrique présenté par BELBOULA ABDELKADER à l'université HASSIBA BEN BOUALI de CHLEF

[7] Interconnexion d'un système photovoltaïque sur le réseau électrique présenté par ABDALLAH JELALI à l'université du QUÉBEC à Trois-Rivières

[8]Dimensionnement et commande d'un hacheur parallèle alimenté par une source photovoltaïque présenté par SEIF EDDINE NAFFOUTI University of BURGUNDY

[9] Modélisation et identification par les réseaux de neurones d'un système énergétique éolien à base d'une génératrice asynchrone présenté par M. BELATEL * et A. OUAZETA

[10] Modélisation et simulation d'un générateur photovoltaïque: Cas du module poly cristallin Ecoline LX-260P installé au dispensaire de SEVAGAN (TOGO) présenté par K. KETY 1, K.A. AMOU 1, K. SAGNA 1 *, K. TEPE 1,2, Y. LARE 1 et K. NAPO1 au Laboratoire sur L'Energie Solaire, Département de Physique.

[11]Interconnexion d'un système photovoltaïque sur le réseau électrique présenté par ABDALLAH JELALI à l'université du QUEBEC à Trois-Rivières

[12]Etude et conception d'une mini-centrale photovoltaïque pour l'alimentation d'une partie de l'installation électrique de la présidence de la république du BENIN présenté par CONRAD H.S. YOTTO à l' institut international d' ingénierie de L'eau et de l' environnement

REFERENCES INTERNET :

[13]- <http://www.archiexpo.fr/fabricant-architecture-design/module-photovoltaïque-1557.html> ; consulté le 21/04/11

[14]-<http://www.energiepropre.net/pvconcept.html> ; consulté le 03/05/11

[15]- <http://www.suite108.fr/contenant/bien-entretenir-sa-pelouse-a-15544> ; consulté le 19/04/2011

[16]-<http://www.aquasolar.com/modules-photovoltaïques.html> ; consulté le 25/02/2011

[17]-http://blog.pgconsultant.fr/public/equivalencekva_a.pdf ; consulté le 10 février 2011.

Résumé

Dans ce mémoire de fin d'étude, on présente une approche intelligente pour l'amélioration et l'optimisation des performances d'un système photovoltaïque, par la commande MPPT à base de réseaux de neurone artificiels

. Notre système est constitué d'un panneau photovoltaïque (PV), un convertisseur continu-continu du type Boost considéré comme un étage d'adaptation entre le PV et la charge pour permettre au système d'extraire le maximum de puissance du générateur photovoltaïque . La modélisation et la simulation du système effectuée avec Matlab/Simulink ont confirmé la meilleure performance de cette méthode basée sur réseaux de neurone artificiels .

Mots clés : commande MPPT, photovoltaïque, hacheur survolteur, logique floue-réseaux de neurone –perturbation et observations – incrémentation- perceptron