

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE MENTOURI DE CONSTANTINE
FACULTE DES SCIENCES DE L'INGENIEUR
DEPARTEMENT D'ELECTROTECHNIQUE

N° de série :.....
N° d'ordre :.....

MEMOIRE

Pour l'obtention du diplôme de
MAGISTER EN ELECTROTECHNIQUE

**OPTION : MODELISATION ET COMMANDE DES MACHINES
ELECTRIQUES**

Présenté par

:

BORNI ABDELHALIM

Ingénieur d'Etat en Electrotechnique

Thème

**ETUDE ET REGULATION D'UN CIRCUIT D'EXTRACTION DE
LA PUISSANCE MAXIMALE D'UN PANNEAU SOLAIRE**

Soutenu le: 05/05/ 2009

Devant le jury :

Président :	Benalla Hocine	Professeur	U. Mentouri Constantine
Rapporteur :	Bouزيد Aissa	Professeur	U. Mentouri Constantine
Examineurs:	Bentounsi Amar	Maître de conférences	U. Mentouri Constantine
	Chenni Rachid	Maître de conférences	U. Mentouri Constantine

A

Ma chère mère

Mon cher père

Mes sœurs et frères

Toute ma famille

Mes fidèles amies

Et mes très chers amis

Avant- Propos

Les travaux présentés dans ce mémoire ont été effectués au sein des laboratoires d'électrotechnique du département d'électrotechnique, faculté des sciences de l'ingénieur de l'université de Mentouri Constantine, sous la direction conjointe du monsieur **Aissa Bouzid** professeur au département d'électrotechnique de l'université de Mentouri Constantine, à qui je présente l'expression de ma profonde gratitude pour tous les conseils et les encouragements qu'il m'a prodigués pendant toute la durée de ce travail.

Mes remerciements les plus sincères sont adressés à monsieur **Benalla Hocine**, professeur au département d'électrotechnique de l'université de Mentouri Constantine, pour l'honneur qu'il m'a fait en acceptant la présidence du jury de ce mémoire.

Mes vifs remerciements vont aussi à monsieur **Bentounsi Amar**, maître de conférences au département d'électrotechnique de l'université de Mentouri Constantine pour l'intérêt qu'il a porté à ce travail en me faisant l'honneur de participer à ce jury.

Je suis très reconnaissant également à monsieur **Rachid Chenni**, maître de conférences au département d'électrotechnique de l'université de Mentouri Constantine pour l'intérêt qu'il a bien voulu porter à ce travail en acceptant de siéger dans ce jury.

Que monsieur Zarour Laid, maître Assistant au département d'électrotechnique de l'université de Mentouri Constantine qui m'a aidé dans ce travail.

A toutes les personnes (dont le nombre est très élevé pour les citer toutes ici), qui ont contribué de près ou de loin, directement ou indirectement à l'aboutissement à ce travail, je les remercie tous, particulièrement ma famille et tous mes amis.

Enfin, je ne pourrais terminer ces remerciements sans une pensée à l'ensemble de mes enseignants qui sont à l'origine de tout mon savoir.

G, E : l'éclairement réel [W/m^2]

G_{REF} : l'éclairement à condition de référence [W/m^2]

T : température de cellules [degré Kelvin]

$T_{C,REF}$: température de cellules, à condition de référence [degré Kelvin]

m_{ISC} : Coefficient de la température du courant de court circuit [ampères/degré]

V : La tension de sortie [volts]

I : Le courant inverse de saturation (A).

g : Le facteur de qualité

q : La constante de charge d'électron, 1.602×10^{-19} C

k : La constante de Boltzmann, 1.381×10^{-23} J/K

I_{SC} : courant de court circuit du panneau solaire (A).

V_{OC} : tension à vide du panneau solaire [volts]

I_{MP} : le courant d'optimisation (A).

V_{MP} : la tension d'optimisation [volts]

η : le rendement du panneau

FF : facteur de forme

I_g : le courant de sortie du générateur photovoltaïque (A).

I_{scg} : le courant de court circuit du générateur photovoltaïque (A).

I_D : le courant de la diode [ampères]

I_0 : le courant de saturation [ampères]

I_{0g} : le courant de saturation du générateur photovoltaïque (A).

V_{th} : la tension thermique [volts]

V_{thg} : la tension thermique du générateur photovoltaïque [volts]

I_L : le courant photonique de la cellule (A).

$I_{L,ref}$: le courant photonique sous condition de référence (A).

I_d : Courant direct sous obscurité de la jonction (A).

I_0 : Courant inverse de la jonction (A).

I_g : Courant de sortie de générateur solaire (A).

I_{0g} : Courant de circuit ouvert de générateur solaire (A).

I_{scg} : Courant de court circuit de générateur solaire (A).

I_c : Courant électrique (A).

N_p : Nombre de module en parallèle.

N_s : Nombre de module en série.

R_s : Résistance série (Ω).

R_{sg} : Résistance série du générateur solaire (Ω).

V : Tension de la sortie de la cellule.

V_j : Tension au niveau de la jonction.

D : rapport cyclique de la commande du hacheur.

dD : variation du rapport cyclique

X : variable linguistique.

u : l'univers de discours.

R : la règle de la logique floue

W^k : la matrice des poids pour la couche k d'un réseau au temps t .

W_j^k : le vecteur correspondant à la colonne j de W^k

W_i^k : le vecteur- rangée correspondant à la ligne i de W^k

$W_{i,j}^k$: l'élément (i,j) de $W(t)$ (i désigne toujours une ligne et j une colonne).

b^k : le vecteur des biais pour la couche k d'un réseau au temps t .

b_i^k : l'élément i de b^k

P : un vecteur stimulus présente à l'entrée d'un réseau au temps t .

p_i : l'élément i de P .

n^k : le vecteur des niveaux d'activation pour la couche k d'un réseau au temps t .

n_i^k : l'élément i de n^k .

d : un vecteur cible pour les sorties désirées d'un réseau au temps t (rapport cyclique).

d_i : l'élément i de d .

$\{(p_1,d_1),(p_2,d_2),\dots,(p_Q,d_Q)\}$: un ensemble de Q associations stimulus/cible pour l'apprentissage supervise.

$e(t) = d(t)-D(t)$: un vecteur mesurant l'erreur entre les sorties désirées (cible) et les sorties calculées d'un réseau au temps t .

e_i : l'élément i de $e(t)$.

M : le nombre de couches d'un réseau.

S : le nombre de neurones sur la couche k d'un réseau.

Q : le nombre d'associations pour l'apprentissage.

R : la dimension du stimulus d'entrée.

$f^k(n^k) = d^k$: le vecteur des sorties de la couche k ,telles que calculées par la fonction de transfert f appliquée sur chacun des $n_i^k, i = 1, \dots, S$.

$f^k(n_i^k) = d_i^k$: l'élément i de $f^k(n^k)$.

$m(x)$: fonction d'appartenance.

x : valeur de sortie du contrôleur flou.

P_{pv} : puissance de sortie du générateur photovoltaïque.

V_{pv} : tension de sortie du générateur photovoltaïque.

I_{pv} : courant de sortie du générateur photovoltaïque.

RLF: Réglage par Logique Floue

RNA: Réseaux des Neurons Artificielle

INTRODUCTION GENERALE	5
CHAPITRE UN	
<i>ETAT DE L'ART DU GÉNÉRATEUR PHOTOVOLTAÏQUE</i>	
I.1 INTRODUCTION.....	7
I.2 RAYONNEMENT SOLAIRE.....	7
I.2.1 MESURE DE RAYONNEMENT.....	12
I.3 CONVERSION PHOTOVOLTAÏQUE.....	13
I.3.1 L'EFFET PHOTOVOLTAÏQUE.....	13
I.3.2 LE PRINCIPE CONVERSION PHOTOVOLTAÏQUE	14
I.3.3 LA CELLUL SOLAIRE	14
I.3.3.1. LES TYPES DES CELLULES	14
I.4 MODELE A PARAMETRES CONSTANTES.....	15
I.4.1 EVALUATON DES PARAMETERS.....	16
I.4.2 MODULE PHPTOVOLTAÏQUE... ..	17
I.4.2.1 CARACTERISTIQUE D'UN MODULE SOLAIRE	18
I.4.3 ASSOCIATION EN PARALLELE ET SERIE MIXTE.....	19
I.4.4 EFFET DE L'ECLAIREMENT.....	22
I.4.5 INFLUENCE DE LA TEMPERATURE	23
I.4.6 INFLUENCE LA RESISTANCE SERIE.....	23
I.4.7 INFLUENCE DU FACTEUR DE QUALITE.....	24
I.4.8 GENERATEUR PHOTOVOLTAÏQUE.....	25
I.4.8.1 AVENTAGE ET INCOVENIIENTS DE GENERATEUR POTOVOLTAÏQUE.....	26
I.5 AVENIRE DU PHOTOVOLTAÏQUE.....	26
I.6 CONCLUSION.....	27
CHAPITRE DEUX	
OPTIMISATION PAR LA METHODE ERTERBER ET OBSERVER (P&O)	
II.1 NTRODUCTION.....	28
II.2 TYPES DU REGULATEURS POUR ALIMENTATION.....	29
II.2.1 BOOST.....	29
II.2.2 BUCK.....	30
II.2.3 BUCK- BOOST.....	30

II.2.4 FLYBACK.....	31
II.2.5 FORWARD.....	31
II.2.6 CONFIGURATION CHOISIE.....	32
II.2.6.1 HACHEUR DEVOLTEUR.....	32
II.2.6.2 HACHEURE SUR VOLTEUR.....	34
II.3 TECHNIQUE DE COMMANDE MLI.....	35
II.4 ETUDE DU MPPT.....	35
II.4.1 OPTIMISATION DU SYSTEME DE PANNEAU SOLAIRE.....	35
II.4.2 SUIVI DE LA PUISSANCE MAXIMALE DU GENERATEUR PHOTOVOLTAIQUE.....	36
II.4.3 POINT DE FONCTIONNEMENT D'UN PANNEAU SOLAIRE.....	36
II.4.4 QUELQUES TYPES D'ALGORITHMES DE TRACKING.....	37
II.4.4.1 ALGORITHME PERTURBER ET OBSERVER.....	38
II.4.4.2 ALGORITHME A TENSION CONSTANTE (CONSTANT VOLTAGE MPPT).....	40
II.4.4.3 ALGORITHME ACCROISSEMENT DE LA CONDUCTIBILITE (INC-MPPT).....	42
II.4.4.4 ALGORITHME CAPACITE PARASITE (PC).....	44
II.4.4.5 ALGORITHME TRACKING AVEC MODEL E BASE (MODEL BASED MPPT).....	45
II.5 RESULTAT DE SIMULATION.....	46
II.6 CONCLUSION.....	47

CHAPITRE TROIS

OPTIMISATION PAR LA METHODE DE LA LOGIQUE FLOUE

III.1 INTRODUCTION.....	48
III.2 RAPPELS DES PRINCIPES DE LA LOGIQUE FLOUE.....	48
III.2.1 ENSEMBLES FLOUS.....	48
III.2.2 VARIABLES LINGUISTIQUES.....	50
III.2.3 OPERATEURS SUR LES ENSEMBLES FLOUS.....	51
III.2.4 FONCTIONS D'APPARTENANCE.....	52
III.2.5 PROPOSITIONS FLOUES.....	53
III.3 RAISONNEMENT EN LOGIQUE FLOUE.....	54
III.3.1 IMPLICATION FLOUE.....	54
III.3.2 MODUS PONENS GENERALISE.....	54
III.3.3 MODUS TOLLENS GENERALISE.....	54
III.4 REGLAGE ET COMMANDE PAR LA LOGIQUE FLOUE.....	55
III.5 CONTROLER FLOU.....	55

III.5.1	BASE DES REGLES.....	56
III.5.2	LOGIQUE DE PRISE DE DECISION (INFERENCE FLOUE).....	57
III.5.3	INTERFACE DE FUZZIFICATION.....	57
III.5.4	INTERFACE DE DEFUZZIFICATION.....	58
III.6	APPLICATION DE LA LOGIQUE FLOUE AU CONTROLE D'UN PANNEAU SOLAIRE.....	59
III.6.1	REGULATEUR DE TYPE DE MAMDANI.....	59
III.6.2	LOI DE COMMANDE.....	61
III.6.3	OPTIMISATION A CINQ CLASSES.....	61
III.6.4	OPTIMISATION D'UN PANNEAU SOLAIRE	63
III.6.5	RESULTATS DE SIMULATION.....	65
III.7	CONCLUSION	66

CHAPITRE QUATRE

OPTIMISATION PAR LA METHODE DE RESEAUX DE NEURONES

IV.1	INTRODUCTION.....	67
IV.2	DEFINITION.....	67
IV.3	FONDEMENT BIOLOGIQUE.....	68
IV.3.1	BASES BIOLOGIQUE.....	68
IV.3.2	CONSTITUTION DU NEURONE BIOLOGIQUE.....	68
IV.3.2.1	LA CURPS CELULAIRE.....	68
IV.3.2.2	LES DENDRITES.....	69
IV.3.2.3	L'AXONE.....	69
IV.4	MODULISATION MATHÉMATIQUE DU NEURONE BIOLOGIQUE.....	69
IV.4.1	LE NEURONE ARTIFICIEL.....	69
IV.4.2	FONCTION D'ACTIVATION.....	71
IV.5	CLASSIFICATION DES RESEAUX DE NEURONES.....	71
IV.5.1	ARCHITECTURE DES RESEAUX DE NEURONES.....	71
IV.5.1.1	RESEAUX DE NEURONES MULTICOUCHE CLASSIQUE.....	71
IV.5.1.2	RESEAUX DE NEURONES A CONNEXIONS LOCALE	72
IV.5.1.3	RESEAUX DE NEURONES DYNAMIQUES (RECURRENT).....	73
IV.5.1.4	RESEAUX DE NEURONES A CONNEXIONS COMPLEXES.....	74
IV.5.1.5	RESEAUX DE NEURONES A ARCHITECTURE EVOLUTIVE.....	74
IV.5.2	PROCESSUS D'APPRENTISSAGE.....	74
IV.5.2.1	PAR CORRECTION D'ERREUR.....	75

IV.5.2.2 APPRENTISSAGE SUPERVISE.....	76
IV.5.2.3 APPRENTISSAGE NON SUPERVISE	77
IV.5.2.4 APPRENTISSAGE PAR RENFORCEMENT	77
IV.5.2.5 APPRENTISSAGE HYBRIDE	77
IV.6 REGLE D'APPRENTISSAGE.....	78
IV.6.1 PRINCIPE DE LA RETRO PROPAGATION	78
IV.6.2 CLCULE DES SENSIBILITES.....	80
IV.7 ALGORITHME DE LA RETRO PROPAGATION (D'ENTRAINEMENT).....	82
IV.8 OPTIMIISATION DU SYSTEME PHOTOVOLTIQUE PAR RESEAUX DE NEURONES.....	82
IV.9 RESULTATS DE SIMULATION.....	85
IV.10 CONCLUSION.....	86
CONCLISION GENERALE.....	87
BIBLIOGRAPHIE	
ANNEXEX	

INTRODUCTION GENERALE

Les sources d'énergie fossiles, obtenues de notre environnement, tendent à diminuer avec une rapidité relative due à leurs utilisations irrationnelles par l'humanité. La diminution des sources de pétrole, du gaz naturel et des sources naturelles de charbon mène à faire des efforts pour trouver de nouvelles sources d'énergie pour permettre une réduction de l'utilisation de ces sources naturelles de combustible. C'est le souci majeur des tous les pays industrialisés du monde [1,2].

Dans ce contexte, l'énergie solaire apparaît comme une source importante telle que la quantité d'énergie solaire qui arrive à la surface de la terre dans un jour est dix fois plus grande que celle consommée.

A travers l'effet photovoltaïque, l'énergie contenue dans la lumière solaire peut être convertie directement à énergie électrique [1,2].

Les premières installations photovoltaïques utilisées au sol datent de 1956 et ont été conçues pour les applications dans des sites isolés, principalement dans les pays en voie de développement où les réseaux de distribution d'énergie sont généralement restreints aux grands centres urbaines.

Les grands avantages sont que cette source est inépuisable, offre une grande sécurité d'utilisation et elle est propre [1, 8,9].

Les principales utilisations de l'électricité photovoltaïque sont l'éclairage, le froid, les communications, la recharges des batteries, le pompage,...etc..

Il y a trois types des systèmes photovoltaïques [1]:

- 1- les systèmes autonomes.
- 2- les systèmes hybrides.
- 3- les systèmes connectés au réseau électrique.

A cause de la nature non linéaire du système photovoltaïque, il est difficile et compliqué de commander ce système par les régulateurs standard ; ces derniers nécessitent plusieurs simplifications et linéarisations du système, ce qui nous mène loin de la réalité de notre vrai système. Aussi, c'est pourquoi on a présenté dans ce mémoire, une comparaison des techniques d'optimisation des systèmes photovoltaïques connectés aux charges telles que celle par algorithmes Perturbés et Observés (**P&O**), par régulateur à logique floue et, par régulateur à réseaux de neurones.

Le mémoire est subdivisé en quatre chapitres :

Dans le chapitre I, on va présenter l'état de l'art et le cahier de charge de notre générateur photovoltaïque. La caractérisation du modèle de la photopile paraît intéressante. L'influence des différents paramètres climatiques et autres sur les caractéristiques $I(V)$ et $P(V)$ a été abordée. Enfin on a présenté une synthèse d'assemblage des panneaux et une spécification des différentes zones de fonctionnement ainsi que les avantages et inconvénients de l'énergie photovoltaïque.

Le deuxième chapitre est consacré à la présentation de différents hacheurs et la définition de point maximale de la puissance pour chaque variation de l'éclairement, ainsi que la définition de quelques algorithmes de « tracking » qui ont été proposés dans la littérature [11]. Ensuite quelques résultats de simulation obtenus par l'optimisation du système photovoltaïque par l'algorithme P&O sont présentés.

Dans le troisième chapitre, nous présentons l'application de la technique de la logique floue au système photovoltaïque. On expose d'abord les concepts de base de la logique floue liés aux problèmes de commande, puis l'optimisation par régulateur flou est étudiée lorsque les variables d'entrée sont décrites par cinq classes. Enfin les résultats d'optimisation de la puissance du générateur photovoltaïque sont présentés.

Dans le quatrième chapitre, nous présentons l'application de la technique des réseaux de neurone sur le système photovoltaïque. Au début, on expose les concepts de base des réseaux de neurone liés aux problèmes de commande, ainsi que quelques définitions sur l'architecture des réseaux de neurones et l'algorithme d'apprentissage. Ensuite des résultats d'optimisation du panneau solaire par réseau de neurone seront présentés et discutés.

Ainsi, l'objectif du présent travail est de développer un contrôleur à base de P&O en introduisant la logique floue et les réseaux de neurones pour commander le convertisseur intermédiaire qui permettra au générateur photovoltaïque de délivrer sa puissance maximale pour n'importe quel éclairement et température et ce continûment, d'une manière rapide et précise et cela sans chercher à modéliser avec exactitude notre système photovoltaïque.

Une conclusion générale résume le travail réalisé et des perspectives sont proposées.

I.1. INTRODUCTION

Le soleil reste jusqu'à présente la plus importante source d'énergie malgré la distance considérable qui le sépare de la terre ($150 * 10^6$ de kilomètres). La puissance émise par le soleil sous forme de rayonnement est estimé à $90 * 10^{15}$ GW, alors que la couche terrestre n'arrive à recevoir que $180 * 10^6$ GW. Arrivant à la terre, le rayonnement solaire subit de considérable modifications, dues principalement aux phénomènes d'absorption et de diffusion. De là, on introduit la notion de l'éclairement comme étant la densité de puissance reçue par une surface soumise à un flux lumineux, dans les conditions atmosphériques optimales. Cette densité de puissance atteinte 1 kW/m^2 pour un site situé au niveau de la mer.

L'Algérie dispose d'environ 3200 heures d'ensoleillement par an, bénéficiant d'une situation climatique favorable à l'application des techniques solaires. [1]

Cette énergie est disponible en abondance sur toute la surface terrestre, et malgré une atténuation importante lorsqu'elle traverse l'atmosphère, la quantité qui reste est encore assez importante quand elle arrive au sol. On peut ainsi compter sur 1000 W/m^2 crête dans les zones tempérées et jusqu'à

1400 W/m^2 lorsque l'atmosphère est faiblement polluée.

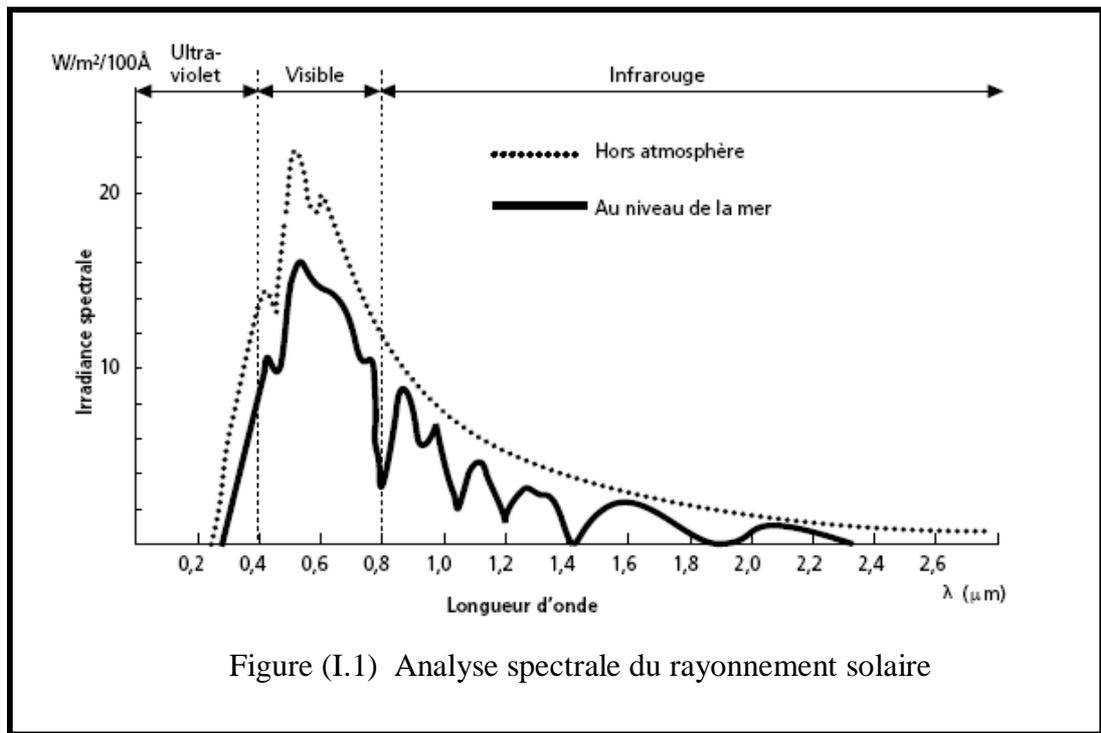
I.2. RAYONNEMENT SOLAIRE [1, 8,9]

Le soleil émet un rayonnement électromagnétique compris dans une bande de longueur d'onde variant de $0,22 \mu\text{m}$ à $10 \mu\text{m}$. La figure (I.1) représente la variation de la répartition spectrale énergétique.

L'énergie associée à ce rayonnement solaire se décompose approximativement ainsi :

- 9% dans la bande des ultraviolets ($<0,4 \mu\text{m}$),
- 47% dans la bande visible ($0,4$ à $0,8 \mu\text{m}$),
- 44% dans la bande des infrarouges ($>0,8 \mu\text{m}$).

L'atmosphère terrestre reçoit ce rayonnement à une puissance moyenne de $1,37$ kilowatt au mètre carré (kW/m^2), a plus ou moins 3 %, selon que la terre s'éloigne ou se rapproche du soleil dans sa rotation autour de celui-ci. L'atmosphère en absorbe toutefois une partie, de sorte que la quantité d'énergie atteignant la surface terrestre dépasse rarement 1200 W/m^2 . La rotation et l'inclinaison de la terre font également que l'énergie disponible en un point donné varie selon la latitude, l'heure et la saison. Enfin, les nuages, le brouillard, les particules atmosphériques et divers autres phénomènes météorologiques causent des variations horaires et quotidiennes qui tantôt augmentent, tantôt diminuent le rayonnement solaire et le rendent diffus.

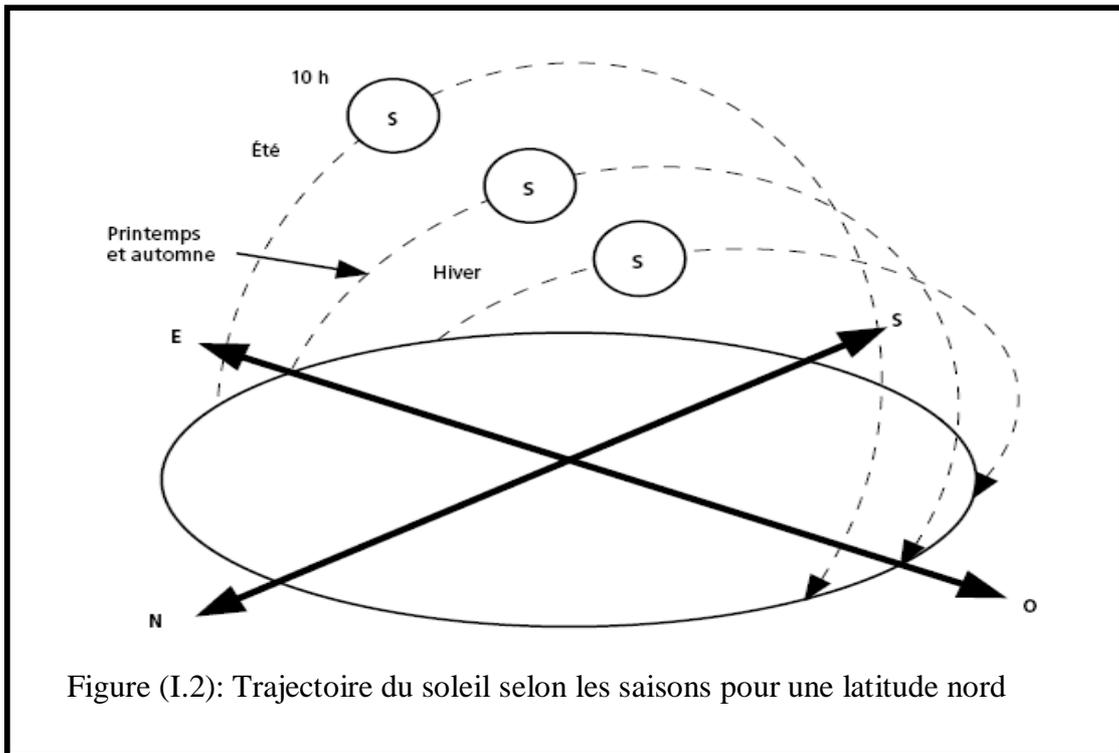


L'utilisation du rayonnement solaire comme source d'énergie pose donc un problème bien particulier. En effet, le rayonnement solaire n'est pas toujours disponible ; en outre, on ne peut ni l'emmagasiner ni le transporter. Le concepteur d'un système qui emploie le rayonnement solaire comme source d'énergie doit donc déterminer la quantité d'énergie solaire disponible à l'endroit visé et le moment où cette énergie est disponible [1,8].

Il faut d'abord comprendre l'effet de la rotation (moment de la journée) et de l'inclinaison (saison de l'année) de la terre sur le rayonnement solaire.

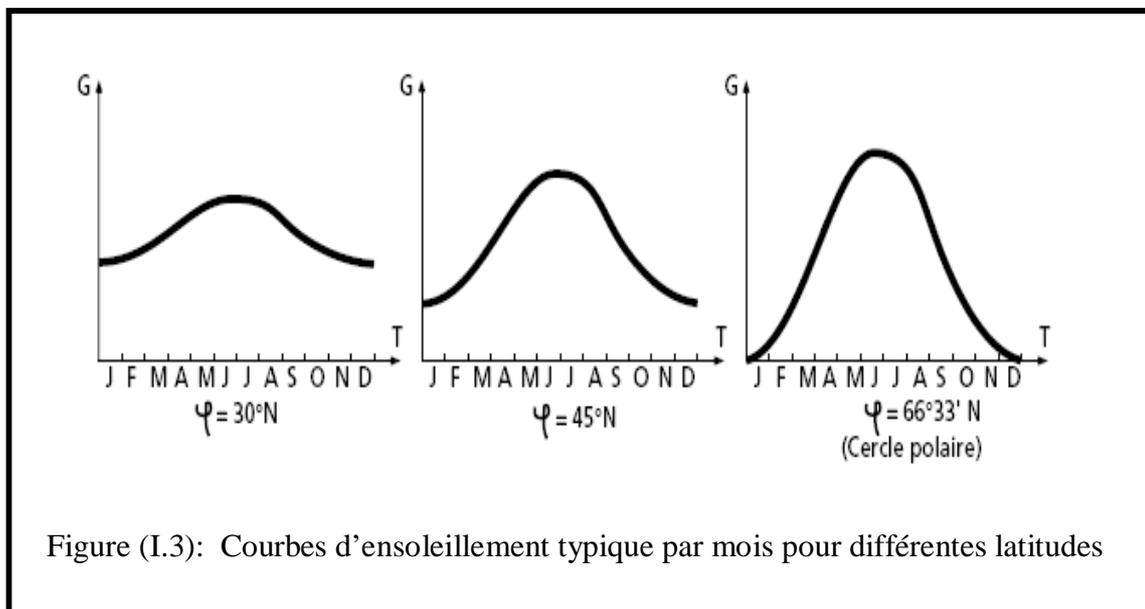
L'absorption atmosphérique est plus faible lorsque le soleil se trouve à son point le plus haut dans le ciel, c'est-à-dire plein sud dans l'hémisphère nord et plein nord dans l'hémisphère sud¹. En effet, la distance que doit parcourir le rayonnement dans l'atmosphère est plus courte lorsque le soleil est directement au-dessus de l'endroit visé. C'est le «midi solaire», moment où le rayonnement solaire direct est le plus intense. Comme le soleil est plus haute et que les journées sont plus longues en été, la quantité totale d'énergie reçue sur un plan horizontal y est plus grande qu'en hiver.

La figure (I.2) illustre ce phénomène, en reproduisant la trajectoire du soleil dans le ciel au cours des quatre saisons de l'année [1,8].

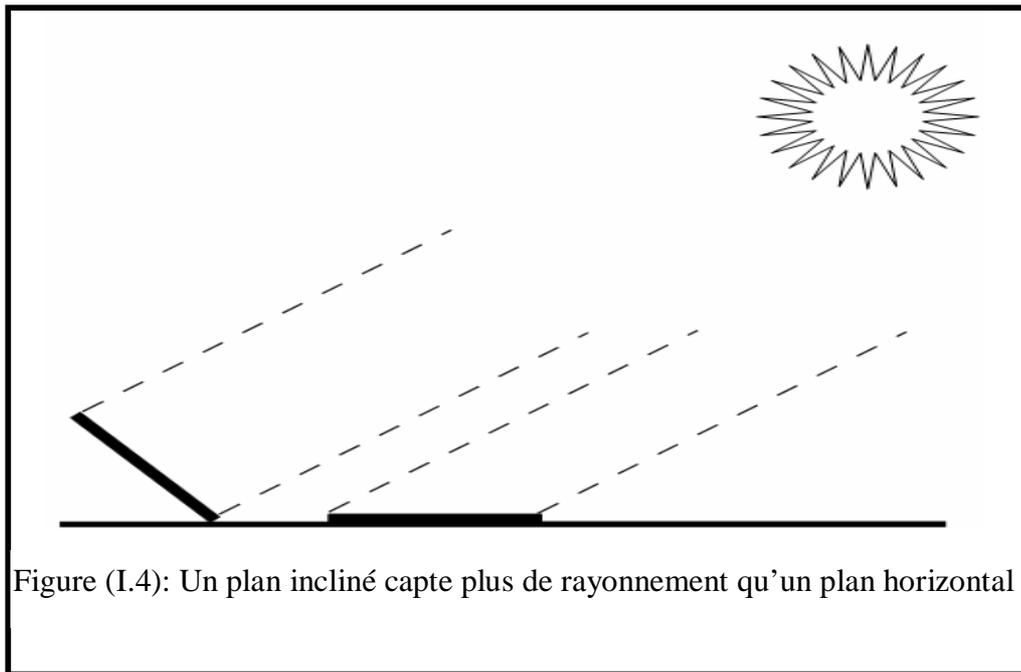


La latitude a aussi un effet important : les journées estivales s'allongent à mesure qu'on s'éloigne de l'équateur, et le soleil est plus bas au midi solaire.

Les journées d'hiver sont également plus courtes, et le soleil encore plus bas qu'à l'équateur. Autrement dit, l'intensité maximale (à midi) et la quantité totale de rayonnement solaire (G) sur un plan horizontal diminuent à mesure qu'augmente la latitude (figure I.3) [8,9].

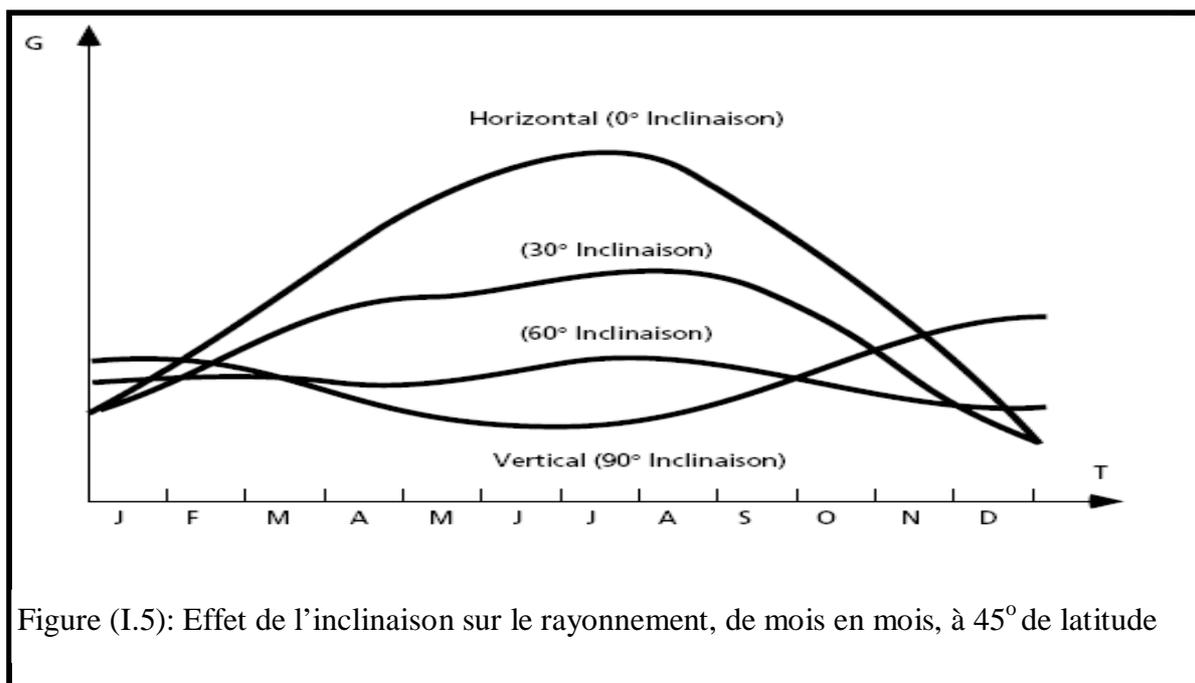


Inversement, le rayonnement atteint son intensité maximale lorsque le plan est perpendiculaire aux rayons du soleil, donc l'intensité du rayonnement solaire sur un plan quelconque augmente quand on l'incline vers le soleil figure (I.4) [1, 2,8].



On maximise par conséquent la quantité d'énergie solaire directe captée quand on change constamment l'inclinaison du plan pour le maintenir à angle droit avec les rayons du soleil. Si le plan est fixe, la quantité d'énergie reçue sera moindre, car les rayons du soleil le frapperont de biais la majorité du temps. La figure (I.5) montre l'effet de l'angle d'inclinaison sur le rayonnement direct frappant un plan, de mois en mois, à 45° de latitude. Lorsque l'inclinaison est égale à environ 35° par rapport à l'horizontale, le plan capte à peu près la même quantité d'énergie solaire toute l'année.

Le rayonnement annuel capté est au maximum lorsque le plan est incliné à un angle égal à la latitude [8,9].



Les phénomènes atmosphériques, telles les conditions météorologiques (nébulosité, poussières, humidité, etc.) et la couverture du sol, ont une influence encore plus marquée sur le rayonnement solaire effectivement reçu à la surface de la terre.

- La vapeur d'eau et les particules en suspension dans l'air diminuent le rayonnement solaire direct atteignant la surface terrestre, en le réfléchissant ou en l'absorbant. Cette diminution s'ajoute à celle qui est attribuable à l'atmosphère même.

- Le couvert nuageux, la brume et l'atmosphère même dispersent également la lumière, de sorte qu'une partie du rayonnement semble venir de tous les coins du ciel et non pas directement du soleil. Cette lumière diffuse est ce qu'on appelle le rayonnement diffus.

- La couverture saisonnière du sol, comme la glace et la neige, réfléchit le rayonnement solaire et augmente par conséquent le rayonnement qui frappe un plan, particulièrement si celui-ci est très incliné. La mesure de la quantité d'énergie solaire disponible tient donc davantage de la statistique que de la géométrie. Néanmoins, il est possible de représenter l'allure des courbes correspondant à une variation de l'ensoleillement en fonction des saisons et en fonction des heures pour différentes saisons.

Ces courbes permettront d'évaluer approximativement l'énergie solaire disponible [1, 2,9].

L'ombre projetée par les accidents du terrain (collines ou montagnes), par les immeubles et par les arbres peut également diminuer le rayonnement solaire frappant un plan quelconque, particulièrement un plan incliné, surtout en hiver lorsque le soleil est bas dans le ciel. Pour les installations photovoltaïques, ce phénomène est particulièrement important parce que les cellules photovoltaïques et les modules sont branchés en série. L'obstruction d'une cellule peut causer une forte diminution de l'énergie produite et peut amener un phénomène de point chaud (*hot spot*), la cellule ombragée agissant comme récepteur et dissipant une certaine quantité d'énergie produite par les autres cellules [9,8]. Ces considérations seront discutées un peu plus loin.

En résumé, on peut dire que l'intensité du rayonnement solaire est extrêmement variable suivant :

- la localisation géographique du site (spécialement par rapport à sa latitude),
- la saison,
- l'heure,
- les conditions météorologiques (nébulosité, poussière, humidité...),
- l'altitude du lieu.

Il est possible de représenter l'allure des courbes correspondant aux variations de l'ensoleillement selon différents paramètres (figure I.6) [9,8].

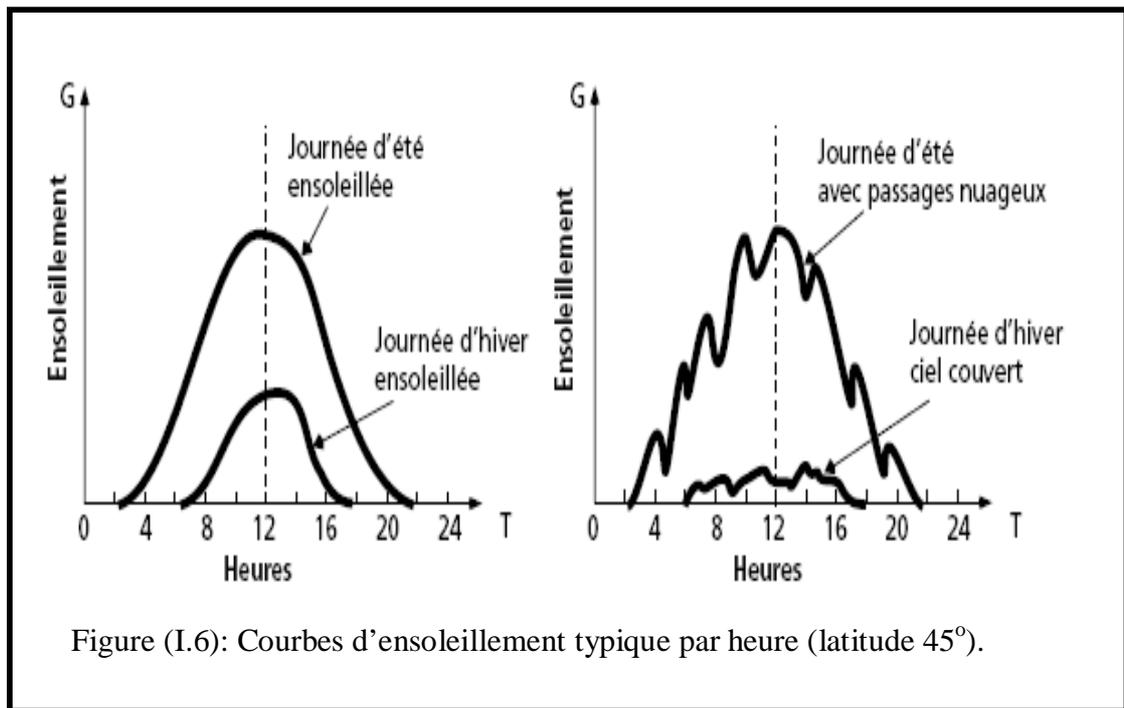


Figure (I.6): Courbes d'ensoleillement typique par heure (latitude 45°).

I.2.1. MESURE DE RAYONNEMENT SOLAIRE

L'ensoleillement (G) correspond à l'intensité du rayonnement solaire reçu sur un plan à un moment donné. Il s'exprime habituellement en watts par mètre carré (W/m^2). Comme on l'explique à la section « La ressource solaire », l'ensoleillement varie de zéro, au lever du soleil, à sa valeur maximale, typiquement au midi solaire [1].

L'ensoleillement peut également exprimer la quantité d'énergie solaire captée sur un plan pendant un intervalle déterminé. Il s'exprime habituellement en kilowattheure par mètre carré (kWh/m^2), en « heure de soleil maximum », en mégajoule par mètre carré (MJ/m^2) ou en calorie par centimètre carré (cal/cm^2) pour l'intervalle déterminé, une journée ou une heure, par exemple.

$1 \text{ kWh}/\text{m}^2 \cdot \text{j} = 1 \text{ heure de soleil maximum } (1000 \text{ W}/\text{m}^2)/\text{jour}$

$$= 3,6 \text{ MJ}/\text{m}^2 \cdot \text{j}$$

$$= 86 \text{ cal}/\text{cm}^2 \cdot \text{j}$$

Les valeurs quotidiennes d'ensoleillement sont habituellement présentées sous forme de moyennes mensuelles pour différentes latitudes et inclinaisons à des endroits précis (afin de rendre compte de l'effet de conditions météorologiques différentes). Le plus souvent, on exprime l'ensoleillement en « heures de soleil maximum », c'est-à-dire par le nombre équivalent d'heures par jour où l'éclairement est en moyenne de $1000 \text{ W}/\text{m}^2$. Ainsi, un ensoleillement de six heures de soleil maximum indique que le rayonnement reçu au cours d'une journée est le même que si le soleil avait brillé pendant six heures à $1000 \text{ W}/\text{m}^2$. Les heures de soleil maximum est un indice utile pour le dimensionnement des systèmes photovoltaïques, car ces systèmes sont habituellement évalués en Watt crête (Wc), c'est-à-dire sous un éclairement de $1000 \text{ W}/\text{m}^2$ [2,8].

Il y a quatre types de rayonnement [1,9] :

- **RAYONNEMENT DIRECT** : rayonnement reçu directement du soleil. Il peut être mesuré par un pyréliomètre.
- **RAYONNEMENT DIFFUS** : rayonnement provenant de toute la voûte céleste. Ce rayonnement est dû à l'absorption et à la diffusion d'une partie du rayonnement solaire par l'atmosphère et à sa réflexion par les nuages. Il peut être mesuré par un pyranomètre avec écran masquant le soleil.
- **RAYONNEMENT SOLAIRE REFLECHI** ou l'albédo du sol : le rayonnement qui est réfléchi par le sol ou par des objets se trouvant à sa surface. Cet albédo peut être important lorsque le sol est particulièrement réfléchissant (eau, neige).
- **RAYONNEMENT GLOBAL** : la somme de tous les rayonnements reçus, y compris le rayonnement réfléchi par le sol et les objets qui se trouvent à sa surface. Il est mesuré par un pyranomètre ou un solarimètre sans écran.

À noter que certains capteurs solaires concentrent le rayonnement solaire afin d'augmenter le rendement du capteur par rapport à une surface donnée. Ces capteurs à concentration ne peuvent utiliser que le rayonnement direct provenant du soleil. Dans les endroits avec une forte proportion d'ensoleillement diffus, ces capteurs ne peuvent pas fonctionner efficacement car l'ensoleillement diffus ne peut être concentré en un point [1,2].

I.3. CONVERSION PHOTOVOLTAÏQUE [1,9]

La possibilité de transformer directement l'énergie lumineuse, et en particulier le rayonnement solaire en énergie électrique est apparue en 1954 avec la découverte de l'effet photovoltaïque. Cet effet utilise les propriétés quantiques de la lumière permettant la transformation de l'énergie incidente en courant électrique dont la cellule solaire ou photopile, est l'élément de base de cette conversion photovoltaïque.

I.3.1. L'EFFET PHOTOVOLTAÏQUE

L'effet photovoltaïque est un processus de transformation de l'énergie émise par le soleil, sous forme de photons, en énergie électrique à l'aide de composant semi-conducteur appelé cellule solaire [7,9].

L'effet photovoltaïque ne peut se produire que s'il existe une barrière de potentiel dans le semi-conducteur avant qu'il ne soit éclairé. Une telle barrière existe, par exemple, à l'interface entre deux volumes dopés différemment c'est à dire où l'on a introduit deux types différents d'impuretés à concentration différente, par exemple de type P-N. Si ce matériau est éclairé, les charges électriques, rendus mobiles par la lumière (l'effet photoélectrique), seront séparées par la barrière avec d'un côté les charges positives et de l'autre côté les charges négatives [2,9].

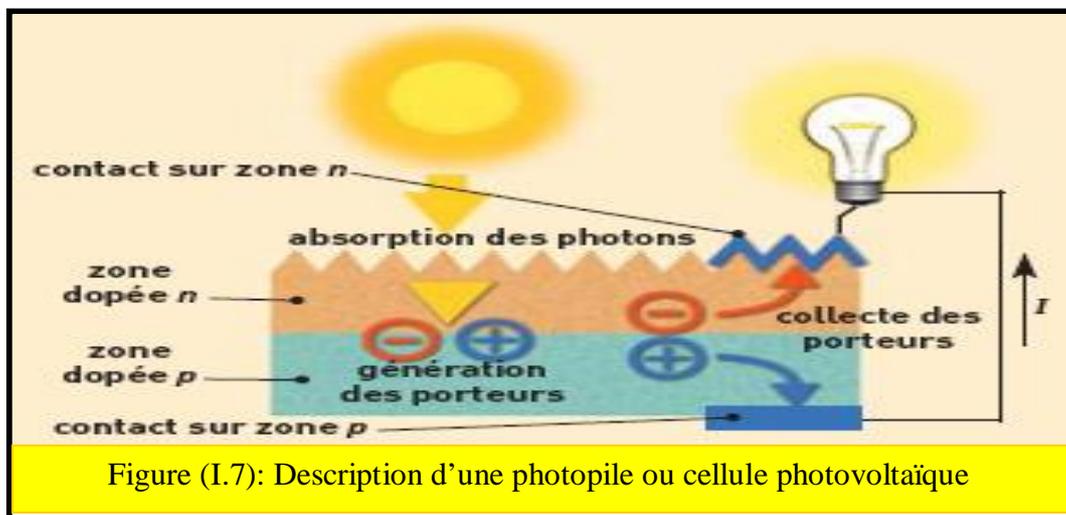
Parmi les matériaux semi-conducteurs les plus utilisés on trouve le silicium, le germanium, le sulfure de Gallium et l'arséniure de Gallium.

I.3.2. LE PRINCIPE DE CONVERSION PHOTOVOLTAÏQUE

➤ Comment fonctionne une cellule solaire photovoltaïque?

L'effet photovoltaïque utilisé dans les cellules solaires permet de convertir directement l'énergie lumineuse des rayons solaires en électricité par le biais de la production et du transport dans un matériau semi-conducteur de charges électriques positives et négatives sous l'effet de la lumière. Ce matériau comporte deux parties, l'une présentant un excès d'électrons et l'autre un déficit en électrons, dites respectivement dopée de type n et dopée de type p. Lorsque la première est mise en contact avec la seconde, les électrons en excès dans le matériau n diffusent dans le matériau p.

La zone initialement dopée n devient chargée positivement, et la zone initialement dopée p chargée négativement. Il se crée donc entre elles un champ électrique qui tend à repousser les électrons dans la zone n et les trous vers la zone p. Une jonction (dite p-n) a été formée [1, 2,9]. En ajoutant des contacts métalliques sur les zones n et p, une diode est obtenue. Lorsque la jonction est éclairée, les photons d'énergie égale ou supérieure à la largeur de la bande interdite communiquent leur énergie aux atomes, chacun fait passer un électron de la bande de valence dans la bande de conduction et laisse aussi un trou capable de se mouvoir, engendrant ainsi une paire électron - trou. Si une charge est placée aux bornes de la cellule, les électrons de la zone n rejoignent les trous de la zone p via la connexion extérieure, donnant naissance à une différence de potentiel le courant électrique circule [8, 9,10], voir la figure (I.7).



I.3.3. LA CELLULE SOLAIRE

On appelle cellule solaire un convertisseur qui permet la conversion de l'énergie solaire en énergie électrique. La photopile ou cellule solaire est l'élément de base d'un générateur photovoltaïque [1,2].

I.3.3.1. LES TYPES DES CELLULES

Il existe trois grand types de silicium : mono cristallin, poly cristallin et amorphe.

- CELLULE AU SILICIUM MONO-CRISTALLIN

Pour ce genre d'applications technologiques, le silicium pur est obtenu à partir de la silice de quartz ou de sable par transformation chimique métallurgique.

Le silicium a un rendement électrique et une durée de vie de l'ordre de deux fois celle du silicium amorphe, mais il est nettement plus cher [1,2].

-CELLULE AU SILICIUM POLY-CRISTALLIN

Le silicium poly-cristallin est un matériau composé de cristaux juxtaposés obtenus par moulage. Ce matériau est moins coûteux (que le mono-cristallin). Les cellules carrées ou rectangulaires sont faciles à utiliser.

-CELLULE AU SILICIUM AMORPHE

Le silicium absorbe le rayonnement solaire jusqu'à 100 fois mieux qu'en état cristallin ; les cellules sont constituées par des couches très minces [1,9].

I.4. MODELE A PARAMETRES CONSTANTS [1, 2, 7,9]

Le modèle à quatre paramètres est un modèle largement utilisé; il a été étudié par Townsend et Beckmann [1,9]. Ce modèle traite la cellule photovoltaïque comme une source de courant, dépendante de l'éclairement, connectée en parallèle avec une diode et en série avec une résistance série R_s .

Les quatre paramètres apparaissant dans l'équation de la caractéristique $I(V)$ sont : le courant photonique I_L , la résistance série R_s , et deux caractéristiques de la diode I_0 et g . Ces paramètres ne sont pas des quantités mesurables et ne sont pas généralement inclus dans les données des fabricants. Par conséquent, ils doivent être déterminés à partir des systèmes des équations $I(V)$ pour différents points de fonctionnement (donnés par les fabricants).

D'après la loi de Kirchhoff, le courant de sortie de la cellule est :

$$I = I_L - I_D \quad (\text{I, 6})$$

Le courant photonique lié à l'éclairement, à la température et au courant photonique mesuré aux conditions de référence est donné par :

$$I_L = \left(\frac{G}{G_{REF}} \right)^{\frac{1}{m}} \left(I_{L,REF} + m_{ISC} (T_C - T_{C,REF}) \right) \quad (\text{I, 7})$$

où

$I_{L,REF}$ = le courant photonique sous condition de référence [A]

G, G_{REF} = l'éclairement réels et à la condition de référence [W/m²]

$T, T_{c,REF}$ = température de cellules, réelles et à la condition de référence [K°]

m_{ISC} = coefficient de la température du courant de court circuit [ampères/degré]

Le courant de la diode est donné par l'équation de Shockley :

$$I_D = I_0 \left[\exp \left(\frac{q(V + I R_s)}{g k T_c} \right) - 1 \right] \quad (I, 8)$$

avec

V = la tension de sortie [V]

I = le courant inverse de saturation [A]

g = le facteur de qualité

R_s = la résistance série [Ω]

q = la constante de charge d'électron, $1.602 \cdot 10^{-19}$ C

k = la constante de Boltzmann, $1.381 \cdot 10^{-23}$ J/K

$$I_0 = I_{0,REF} \left(\frac{T_c}{T_{c,REF}} \right)^3 \exp \left[\left(\frac{q e_G}{k A} \right) \left(\frac{1}{T_{c,REF}} - \frac{1}{T_c} \right) \right] \quad (I, 9)$$

La caractéristique I (V) est décrite ainsi par :

$$I = I_L - I_0 \left[\exp \left(\frac{q(V + I R_s)}{g k T_c} \right) - 1 \right] \quad (I, 10)$$

Le facteur de qualité g mesure l'imperfection de la cellules, il est lié au facteur d'accomplissement par $g = A \times NCS \times NS$, où NCS est le nombre des cellules reliées en série par module.

Un module est défini comme un groupe de cellules, habituellement encapsulé pour la protection, lorsqu'il est délivré par le fabricant; NS est le nombre de modules reliés en série.

Les quatre paramètres inconnus sont I_L, I_0, g et R_s ou avec précision les paramètres au conditions de référence. Alors que R_s et g sont supposés être constants, I_L est en fonction de l'éclairement et de la température de la cellules et I_0 est en fonction de la température

I.4.1. EVALUATION DES PARAMETRES [6,7]

Le fabricant fournit généralement : la tension à vide (circuit ouvert) $V_{OC,REF}$, le courant de court circuit $I_{SC,REF}$ et la tension et le courant à la puissance maximale $V_{MP,REF}$ et $I_{MP,REF}$. Le procédé à suivre pour les trois paramètres $I_{0,REF}$, $I_{L,REF}$ et g_{REF} est en forçant le passage de la courbe $I(V)$ par ces trois points. Ceci est obtenu en formant un système de trois équations. Comme il sera montré, ce système peut être simplifié et une solution explicite est possible.

Les relations pour les points donnés sont :

- Au court circuit : $I=I_{SC}$ $V=0$
- Au circuit ouvert : $I=0$ $V = V_{OC}$
- à la puissance maximale : $I=I_{MP}$ $V=V_{MP}$

En substituant ces expressions successivement dans l'équation (I.8), le système d'équations obtenu est :

$$I_{sc,ref} = I_{L,ref} - I_{0,ref} \left[\exp\left(\frac{qI_{sc,ref}R_s}{gkT_{c,ref}}\right) - 1 \right] \tag{I, 11}$$

$$I_{L,ref} = I_{0,ref} \left[\exp\left(\frac{qV_{oc,ref}}{gkT_{c,ref}}\right) - 1 \right] \tag{I, 12}$$

$$I_{MP,REF} = I_{L,REF} - I_{0,ref} \left[\exp\left(\frac{q(V_{MP,REF} + I_{MP,REF}R_s)}{gkT_{c,ref}}\right) - 1 \right] \tag{I, 13}$$

La substitution de l'équation (I.12) dans l'équation (I, 13) nous donne le terme γ :

$$g = \frac{q(V_{MP,REF} + I_{MP,REF}R_s - V_{OC,REF})}{kT_{C,REF} \ln\left(1 - \frac{I_{MP,REF}}{I_{SC,REF}}\right)} \tag{I, 14}$$

Le schéma d'une cellule solaire peut se présenter sous diverses variantes. La configuration la plus usuelle est la suivante.

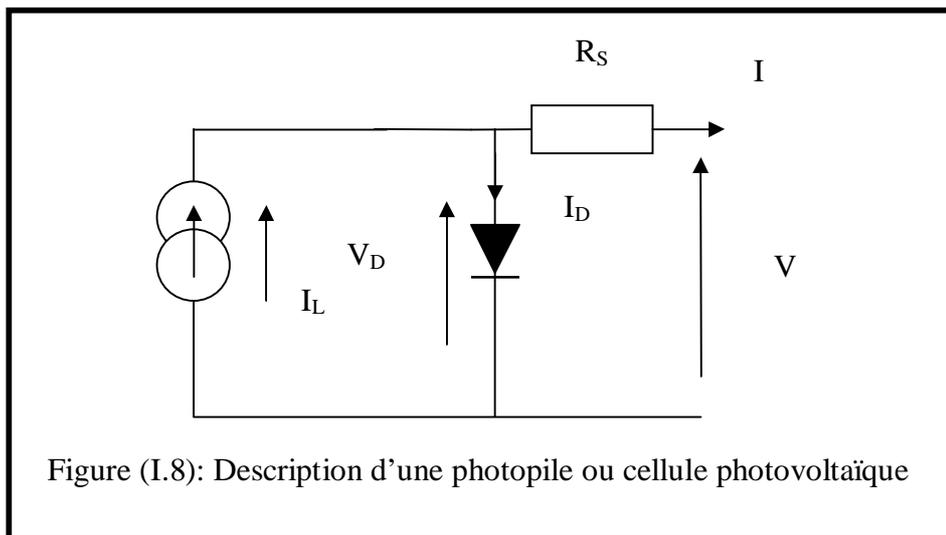


Figure (I.8): Description d'une photopile ou cellule photovoltaïque

I.4.2. MODULE PHOTOVOLTAÏQUE

Afin d'augmenter la tension d'utilisation, les cellules PV sont connectées en série. La tension nominale du module est habituellement adaptée à la charge, les modules ont généralement 36 cellules. De plus, la

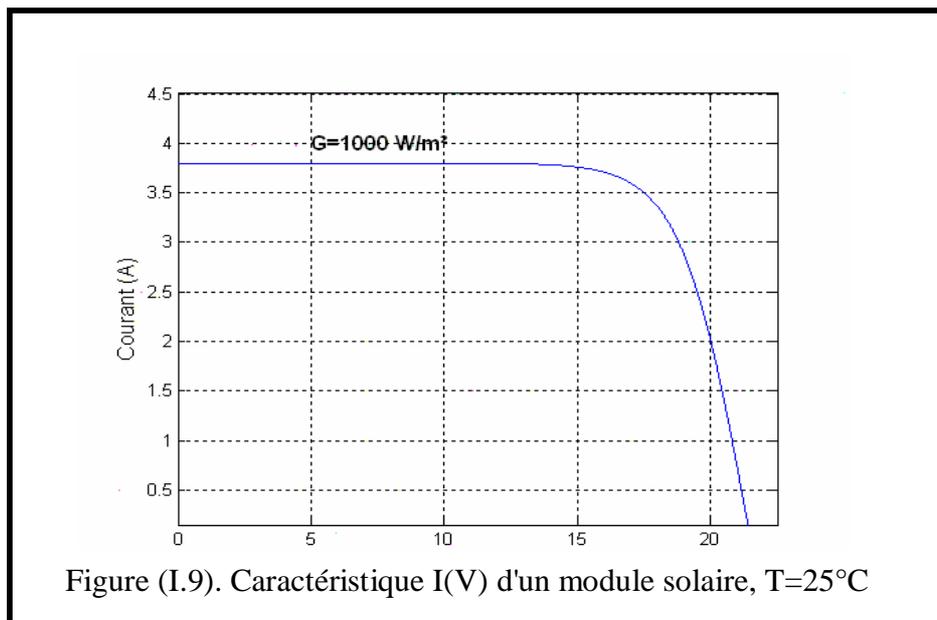
fragilité des cellules au bris et à la corrosion exige une protection envers leur environnement et celles-ci sont généralement encapsulées sous verre ou sous composé plastique. Le tout est appelé un module photovoltaïque.

Les modules peuvent également être connectés en série et en parallèle afin d'augmenter la tension et l'intensité d'utilisation. Toutefois, il importe de prendre quelques précautions car l'existence de cellules moins efficaces ou l'occlusion d'une ou plusieurs cellules (dus à de l'ombrage, de la poussière, etc.) peuvent endommager les cellules de façon permanente.

I.4.2.1. CARACTERISTIQUE D'UN MODULE SOLAIRE

- CARACTERISTIQUE COURANT - TENSION I(V)

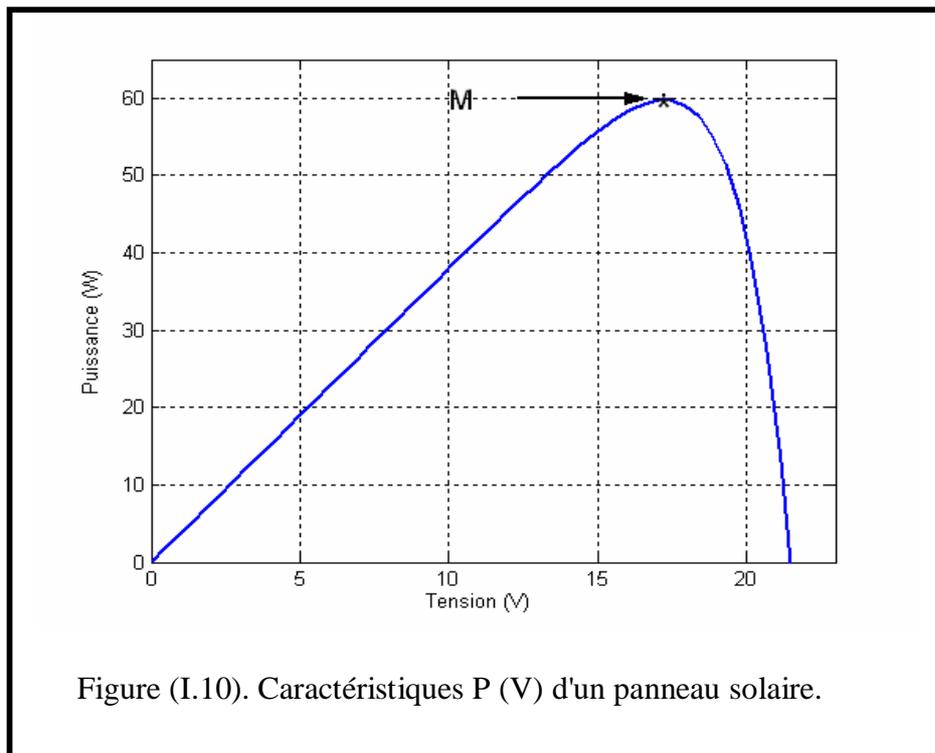
C'est une caractéristique fondamentale du module solaire type MSX60 d'un nombre de cellule ($N_s=36$) définissant cet élément comme générateur. Elle est identique à celle d'une jonction P-N avec un sens bloqué, mais décalé le long de l'axe du courant d'une quantité directement proportionnelle à l'éclairement. Elle se trace sous un éclairement fixe et une température constante (figure I.9).



CARACTERISTIQUE PUISSANCE - TENSION (P-V)

La puissance débitée par le module photovoltaïque dépend du point de fonctionnement de cette dernière ; c'est le produit de l'intensité de courant et de la tension entre ses bornes (Figure I.10).

Le point « M » représente la puissance maximale débitée par le module.



- LE RENDEMENT

Ce facteur définit le taux de conversion de l'énergie lumineuse en énergie électrique, il représente le rapport de la puissance fournie rapportée à celle du rayonnement incident :

$$h = \frac{I \times V}{G \times A_1} \quad (1.7)$$

Ce rendement varie généralement entre 8 à 13% pour le silicium mono-cristallin, entre 7 à 11% pour le poly-cristallin et entre 4 et 9% pour la cellule au silicium amorphe [1,2].

I.4.3. ASSOCIATION EN PARALLELE SERIE MIXTE (SERIE ET PARALLELE)

-Un module des cellules connecté en parallèle est suffisant pour augmenter le courant du générateur en, associe 'Np' modules en parallèle comme montrer dans les figures (I.11) et (I.12).

- pour obtenir une augmentation de la tension du générateur en, associe 'Ns' modules en série comme Le montrent les figures précédentes.

Afin d'obtenir des puissances de quelques kW, sous une tension convenable, il est nécessaire d'associer les modules en panneaux et de monter les panneaux en rangées de panneaux série et parallèle pour former ce que l'on appelle un générateur photovoltaïque Figure (I.11).

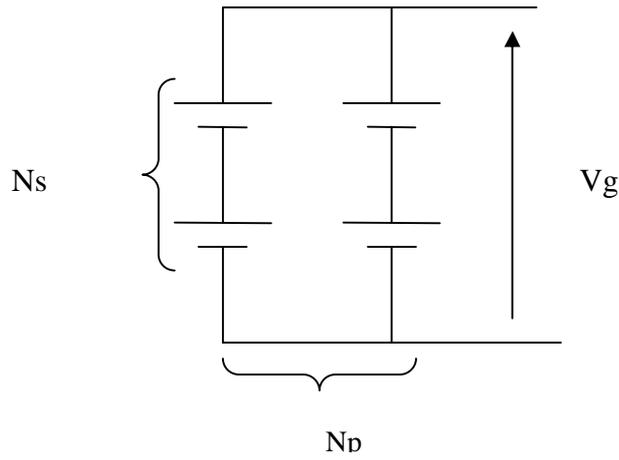


Figure (I.11). Schéma de connexion des cellules solaires en série et parallèle.

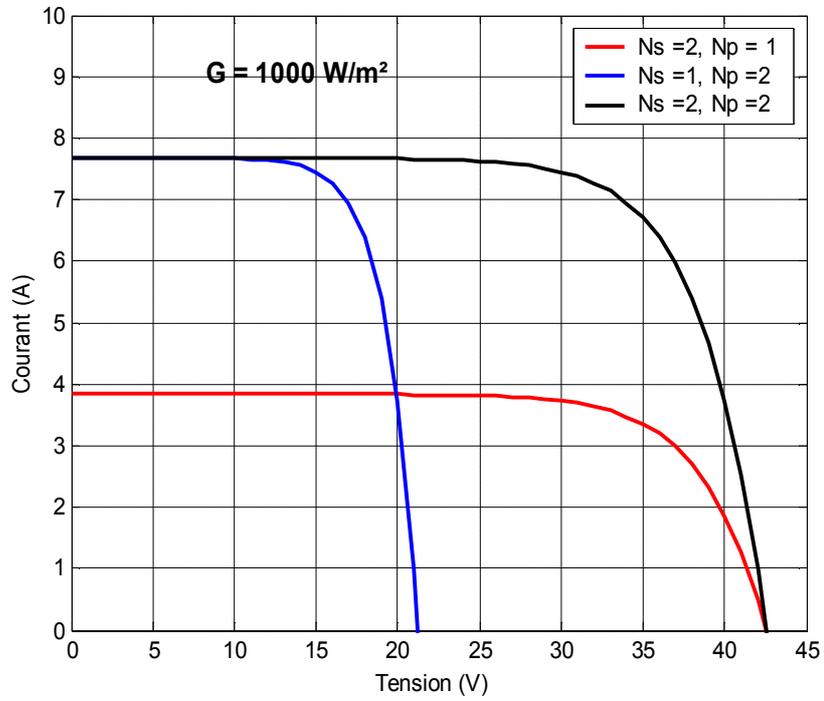


Figure (I.12) : Groupement des panneaux.

-FACTEUR DE FORME [1,9]

C'est un facteur de performance des cellules solaires ; plus il s'approche de l'unité, plus les cellules sont meilleures. Il compare la puissance maximale délivrée (P_{op}) au produit de court-circuit (I_{cc}) et de la tension à circuit- ouvert (V_{oc}).

$$FF = \frac{V_{op} \times I_{op}}{V_{oc} \times I_{cc}} \tag{1.8}$$

-ZONES DE FONCTIONNEMENT DU MODULE SOLAIRE

La caractéristique fondamentale du générateur photovoltaïque donnée pour un éclairement et une température donnée, n'impose ni le courant ni la tension de fonctionnement; seule la courbe $I(V)$ est fixée. C'est la valeur de la charge aux bornes du générateur qui va déterminer le point de fonctionnement du système photovoltaïque. La figure (I.13) représente trois zones essentielles :

- La zone (I) : où le courant reste constant quelle que soit la tension, pour cette région, le générateur photovoltaïque fonctionne comme un générateur de courant.
- La zone (II) : correspondant au coude de la caractéristique, la région intermédiaire entre les deux zones précédentes, représente la région préférée pour le fonctionnement du générateur, où le point optimal (caractérisé par une puissance maximale) peut être déterminé.
- La zone (III) : qui se distingue par une variation de courant correspondant à une tension presque constante, dans ce cas le générateur est assimilable à un générateur de tension.

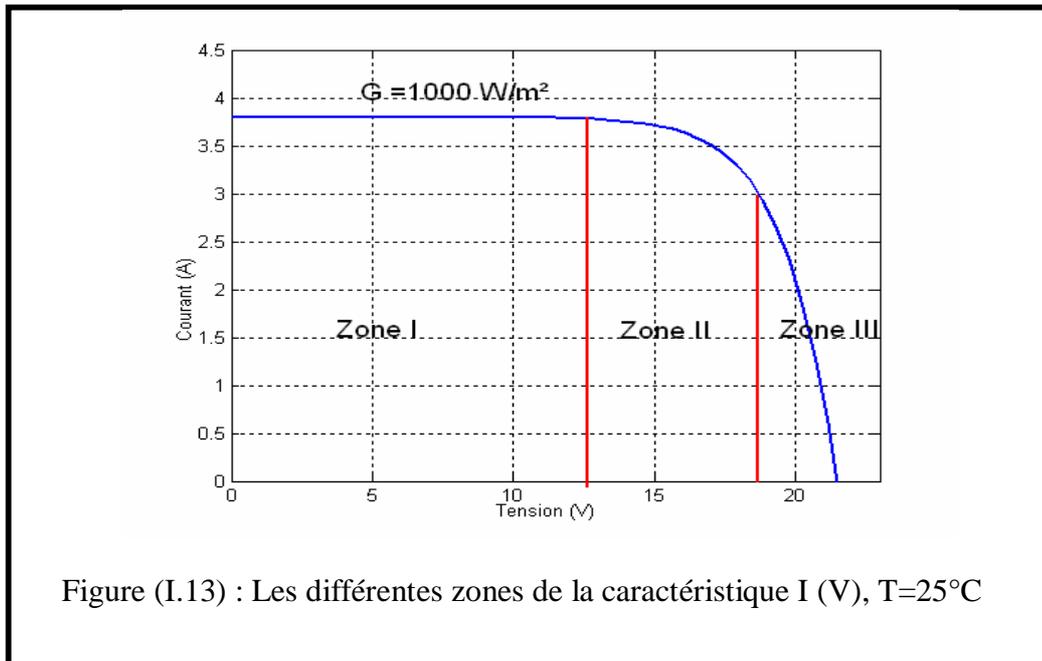
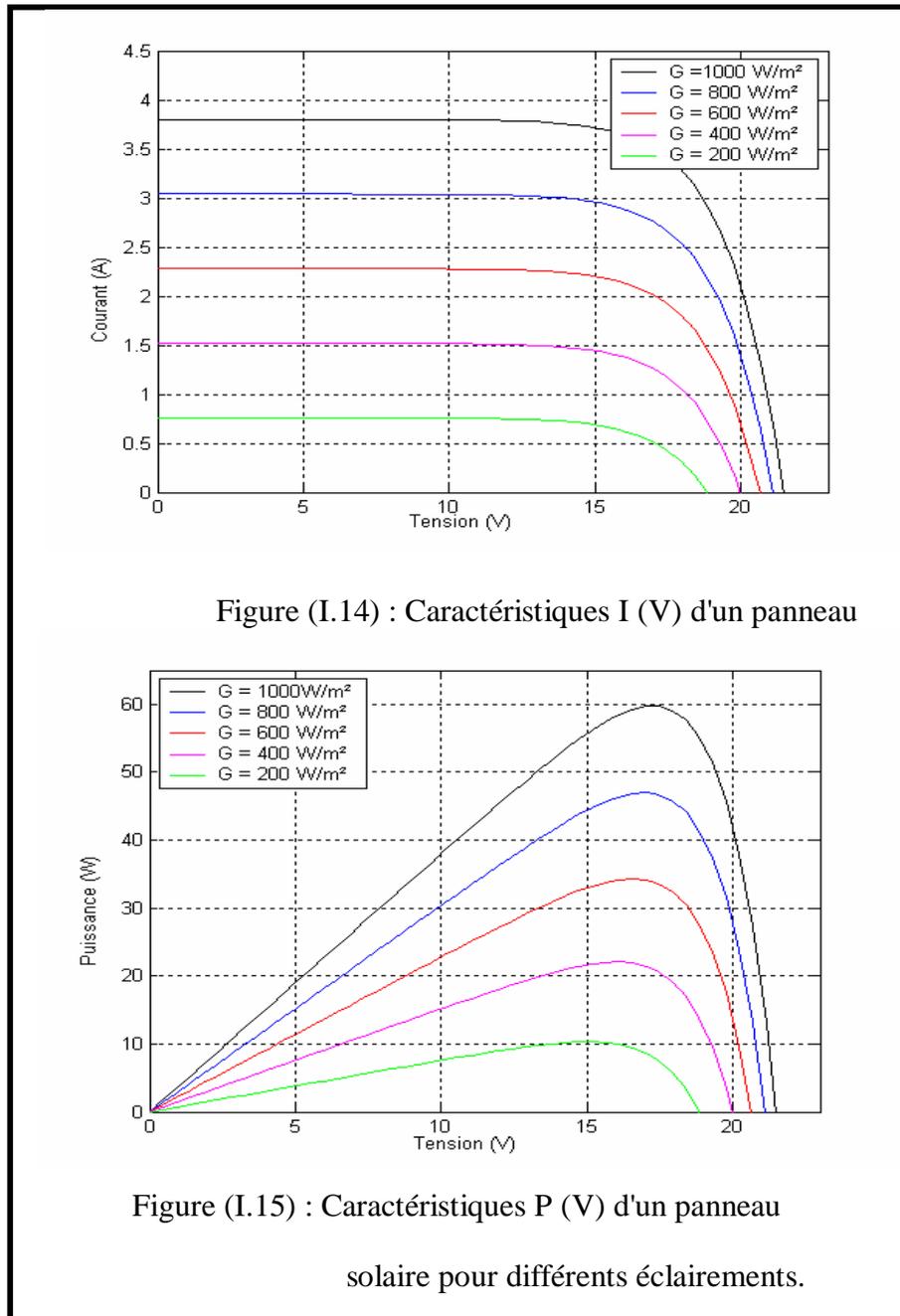


Figure (I.13) : Les différentes zones de la caractéristique $I(V)$, $T=25^\circ\text{C}$

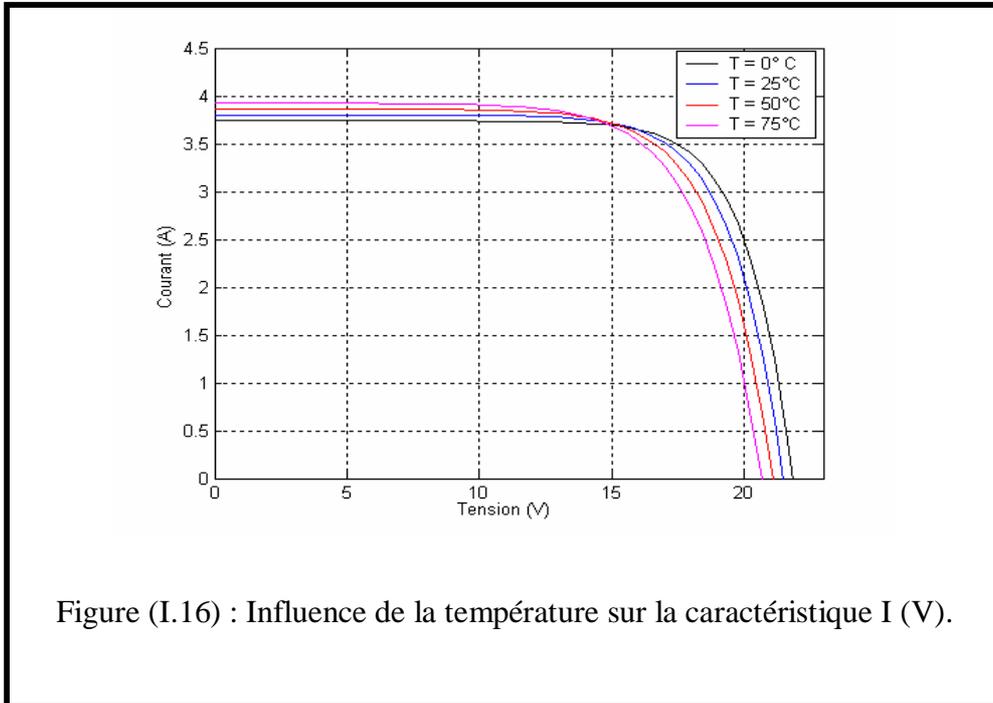
I.4.4. EFFET DE L'ECLAIREMENT

L'augmentation de l'éclairement provoque une augmentation ou le générateur fonctionne comme un générateur de courants, mais il'ya une légerment d'augmentation pour la tension en circuit ouvert .Ce faisceau de courbes se trace à température constante, et est illustre un tracé correspondant à une température $T_c = 25^\circ\text{C}$ sur la figure (I.14).



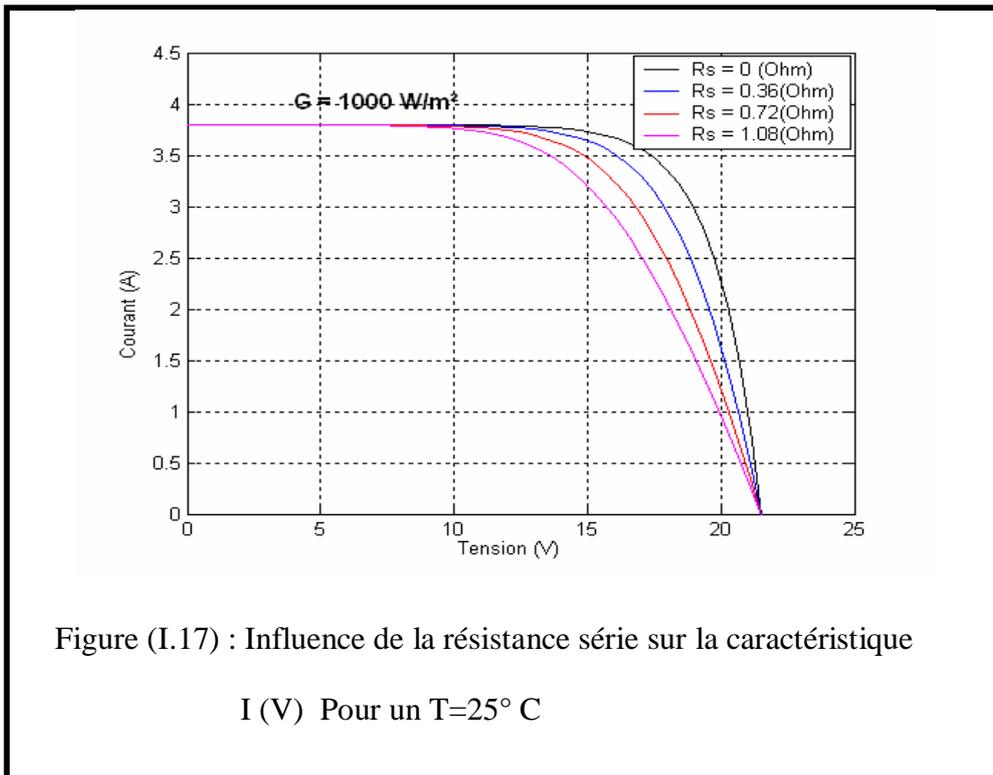
I.4.5. INFLUENCE DE LA TEMPERATURE

La température est un paramètre important dans le comportement des cellules. La figure (I.16) montre que l'augmentation de la température entraîne une diminution nette de la tension de circuit ouvert et une augmentation du courant de court circuit, ainsi qu'une diminution de la puissance maximale (une variation 20° C entraîne une diminution de 10 watts de la puissance maximale).



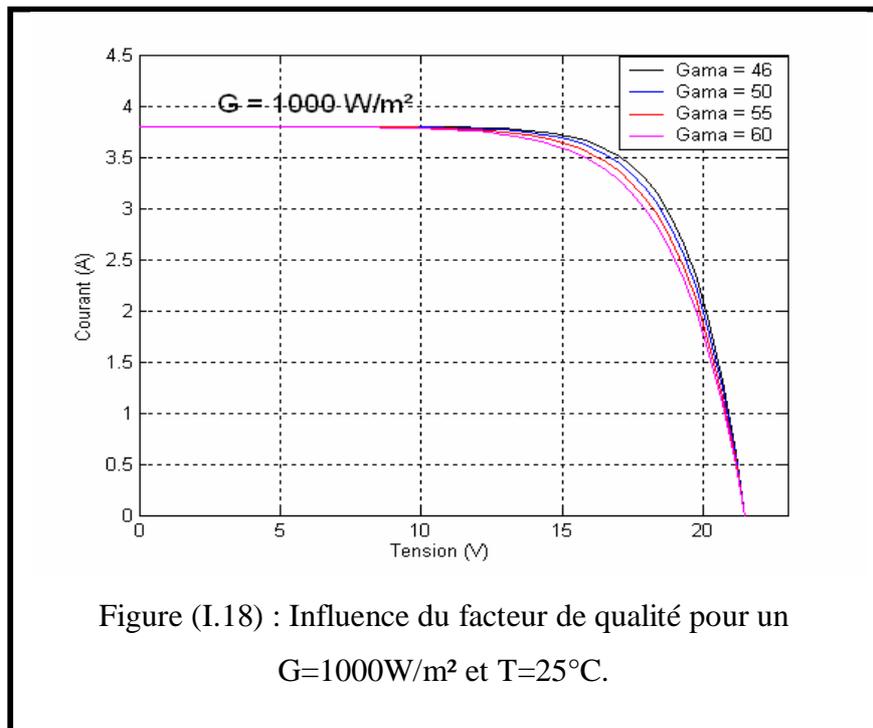
I.4.6 INFLUENCE LA RESISTANCE SERIE.

La résistance série agit sur la pente de la caractéristique dans la zone où la photodiode se comporte comme un générateur de tension, et lorsqu'elle est élevée, elle diminue la valeur de courant de court-circuit. Figure (I.17).



I.4.7. INFLUENCE DU FACTEUR DE QUALITE

L'augmentation du facteur d'idéalité de la diode influe inversement sur la zone ou le point de puissance maximale et cela se traduit par une baisse de puissance au niveau de la zone de fonctionnement.



I.4.8. GENERATEUR PHOTOVOLTAÏQUE [6,7]

Le générateur photovoltaïque est une matrice formée de N_s module en série et de N_p rangés en parallèles sa caractéristique **courant –tension** est données par

$$I_g = I_{scg} - I_{0g} \left[\exp \left(\frac{V + R_{sg} \cdot I}{g} \right)^{\frac{1}{n}} - 1 \right] \quad (1.9)$$

Avec

$$I_{scg} = N_p \cdot I_{sc} \quad (1.10)$$

$$I_{0g} = N_p \cdot I_0 \quad (1.11)$$

$$g = N_s \cdot g_c \quad (1.12)$$

$$R_{sg} = \frac{N_s}{N_p} \cdot R_s \quad (1.13)$$

La tension thermique g et le courant I_0 sont respectivement identifiés par.

$$g = \frac{V_{0p} + R_s \cdot I_{0p} - V_{0c}}{\log \left(1 - \frac{I_{0p}}{I_{sc}} \right)} \quad (1.14)$$

$$I_0 = \left(I_{sc} - I_{0p} \right) \exp \left(- \frac{V_{0p} + R_s \cdot I_{0p}}{g} \right) \quad (1.15)$$

-FONCTIONNEMENT OPTIMAL DU GENERATEUR [1,9]

Dans les conditions données, c'est au point de puissance maximale que l'on exploite au mieux la puissance crête installée. c'est pourquoi ce point est souvent qualifié de point de puissance optimale , terme traduisant mieux le caractérisé relatif aux conditions d'éclairement et de température de la puissance fournie ,l'utilisation du générateur étant le plus souvent considérée comme optimal en ce point. Ce point est alors noté (V_{opt} , I_{opt})

Le point fonctionnement (V_p , I_p) du générateur est défini par l'intersection de sa caractéristique électrique avec celle de la charge. Seule une charge dont la caractéristique passe par le point (V_{opt} , I_{opt}) permet d'en extraire la puissance optimale disponible dans conditions considérées et l'impédance statique optimale de charge vaut alors $R_{opt} = V_m/I_m = V_{opt}/I_{opt}$.

Etant donné que ce point dépend totalement des conditions telles que l'éclairement G et le température T , il en est de même de l'impédance de charge optimal.

L'utilisation optimale du générateur consiste alors à ce que sa charge conserve à chaque instant les valeurs optimales R_{opt} lorsque les conditions varient : il y a donc lieu d'effectuer en permanence l'adaptation d'impédance nécessaire.

I.4.8.1. AVANTAGES ET INCONVENIENTS DE L'ENERGIE PHOTOVOLTAÏQUE [1,9]

Malgré les avantages qu'elle présente, l'énergie photovoltaïque présente certains inconvénients qui peuvent être résumés comme suit :

- LES AVANTAGES

La technologie photovoltaïque présente un grand nombre d'avantages à savoir :

- une haute fiabilité – elle ne comporte pas de pièces mobiles – qui la rend particulièrement appropriée aux régions isolées. D'où son utilisation sur les engins spatiaux.
- le caractère modulaire des panneaux photovoltaïque permet un montage simple et adaptable à des besoins énergétiques divers. Les systèmes peuvent être dimensionnés pour des applications de puissance allant du milliwatt au Mégawatt.
- le coût de fonctionnement est faible vu les entretiens réduits et ils ne nécessitent ni combustible, ni personnel hautement spécialisé.
- Enfin, 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 par l'occupation de l'espace pour les installations de grande dimensions.

- LES INCONVENIENTS

- 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 (la limite théorique pour une cellule au silicium est de 28%).
- les générateurs photovoltaïques ne sont compétitifs par rapport aux générateurs diesel que pour des faibles demandes d'énergie en région isolée.

I.5. AVENIR DU PHOTOVOLTAÏQUE [1, 8,9]

Source d'énergie 100% propre et faible pour des usages très variés, elle figurera à l'avenir parmi les principales sources mondiales. Son handicap majeur reste un coût encore élevé comparée aux sources conventionnelles et aux filières renouvelables. Ce coût diminue de 10% par an, et pour accélérer cette baisse, les autorités nationales et internationales doivent engager une politique de soutien à long terme de la filière photovoltaïque. C'est précisément l'objectif des programmes lancés depuis quelques années dans plusieurs pays industrialisés. Dans notre pays, l'application du PV reste encore modeste. La première utilisation a été dans le domaine des télécommunications. Après, certains puits dans les hauts plateaux ont

été équipés par des systèmes de pompes PV. A nos jours, quelques dizaines de villages sahariens de la région de Tamanrasset et Adrar jouissent des avantages de cette source d'énergie.

I.6. CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons étudié l'état de l'art et le cahier de charge de notre générateur photovoltaïque. La caractérisation du modèle de la cellule photovoltaïque paraît intéressante, l'influence des différents paramètres climatiques et autres sur les caractéristiques $I(V)$, $P(V)$ a été abordée. Enfin une synthèse d'assemblage des panneaux et une spécification des différentes zones de fonctionnement ont été décrites ainsi que les avantages et inconvénients de l'énergie photovoltaïque.

II.1 INTRODUCTION

Le soleil peut servir de source d'énergie pour faire chauffer de l'eau, réaliser des fours solaires etc...., mais il peut aussi contribuer à la création d'électricité. En effet, on peut convertir cette énergie solaire en électricité grâce à des panneaux solaires. Le panneau solaire sert de source, et par l'intermédiaire d'une régulation de tension ou de courant, il alimente une charge. Dans ce cas-ci, on bénéficie de la présence d'une batterie qui prend le relais des panneaux solaires lorsque ceux-ci ne sont plus éclairés et donc ne peuvent plus donner d'électricité. Le système de régulation sert à adapter l'énergie puisée au soleil pour qu'elle convienne à la charge et réponde à toutes les exigences voulues [12].

Voici le schéma de base d'un système utilisant l'énergie solaire comme source d'électricité :

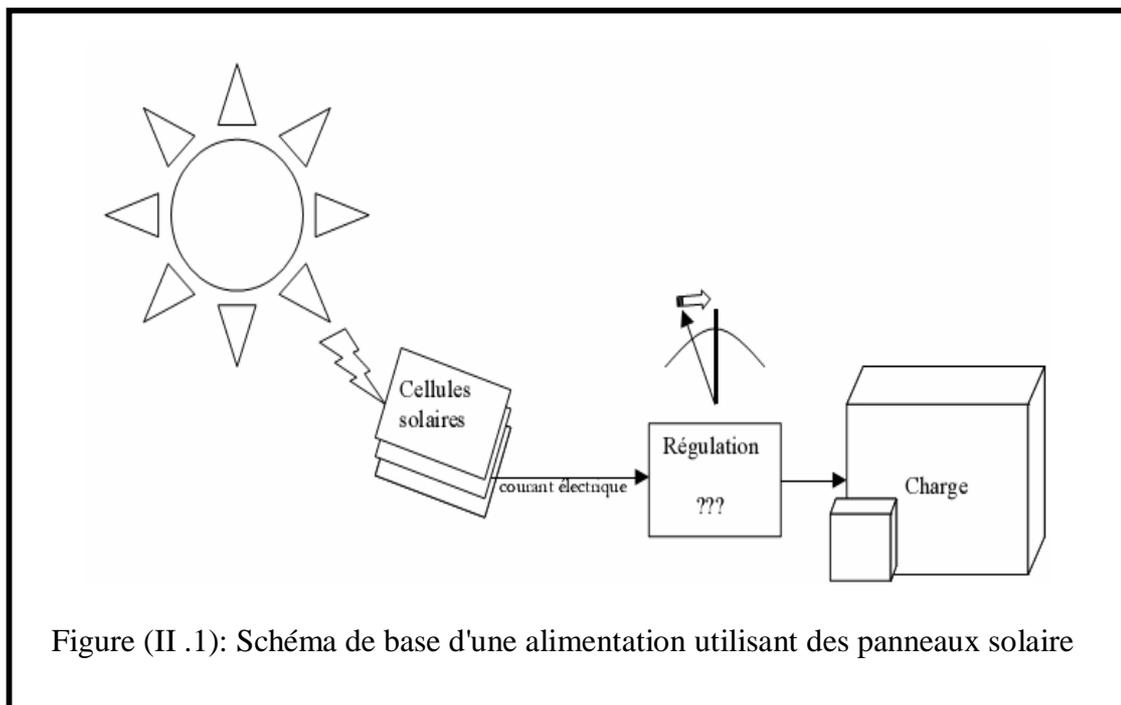
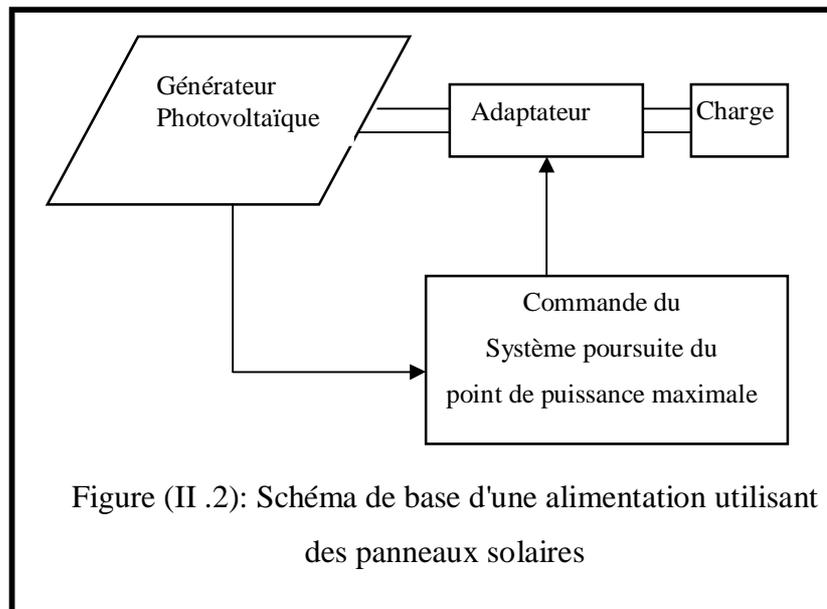


Figure (II .1): Schéma de base d'une alimentation utilisant des panneaux solaire

On peut voir cela sous forme de blocs, ce qui se rapproche déjà plus d'une approche électrique des phénomènes. Schéma de base d'un système Panneaux solaires – Régulation - Charge.



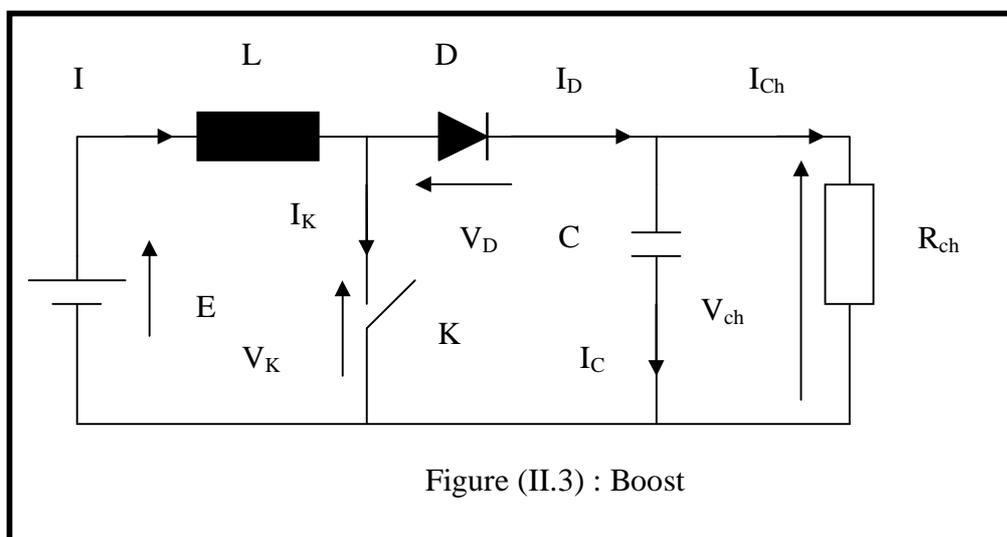
II.2 TYPES DU REGULATEURS POUR ALIMENTATION

Il existe différentes topologies ou schémas de base pour réaliser des alimentations telles que boost, buck, buck-boost, flyback, etc. Nous avons repris ici les différences principales entre ces topologies. Chacune a ses particularités et nous allons essayer de synthétiser les principales caractéristiques de quelques types différents d'alimentations.

II.2.1 BOOST

Le boost tire son nom du mot anglais qui veut dire augmenter, passer de quelque chose de petit à quelque chose de plus grand, ici la tension. C'est un circuit élévateur. Il se compose principalement d'une self, d'un switch, d'une diode de roue libre et d'une capacité et on verra sur les autres schémas que ces composants représentent la base de nombreuses alimentations. Parfois un transformateur viendra se greffer sur le schéma comme pour le flyback dont nous parlerons juste après [12, 22,23].

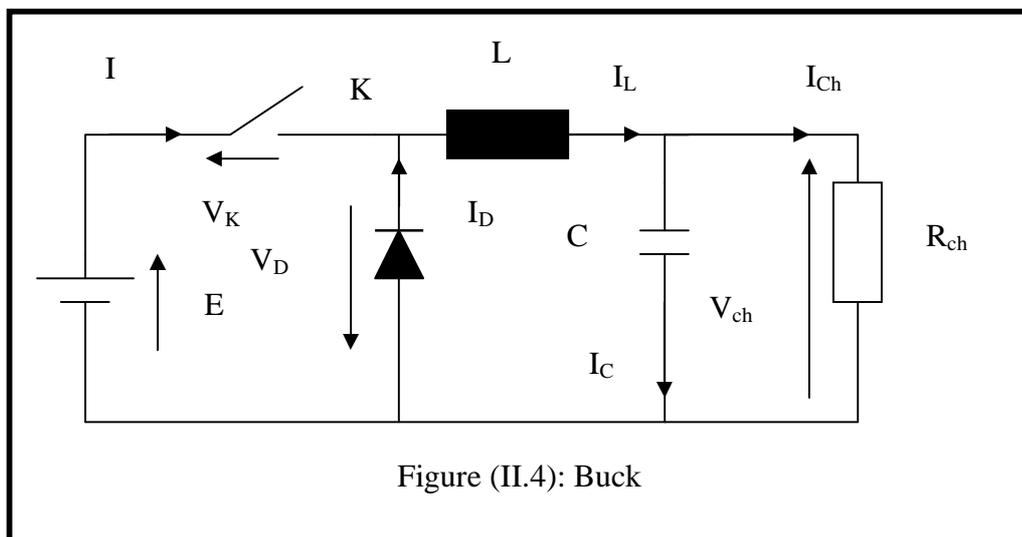
Le schéma d'un boost est le suivant :



L'interrupteur K (switch) est en parallèle et la diode en série. La capacité C sert à stabiliser la tension de sortie. Quand K est fermé, la self est en charge grâce à la source de tension E. Lorsque K est ouvert, la tension sur L est de $(V_{ch}(\text{environ}) - E)$ et en fonction du temps qu'on laissera K ouvert et fermé (en d'autres termes, en fonction de son duty-cycle), la tension de sortie variera proportionnellement à ce facteur. De plus, elle sera plus grande que la tension E ; ce qui conforte l'appellation de cet hacheur parallèle qui est boost [12, 22,23].

II.2.2 BUCK

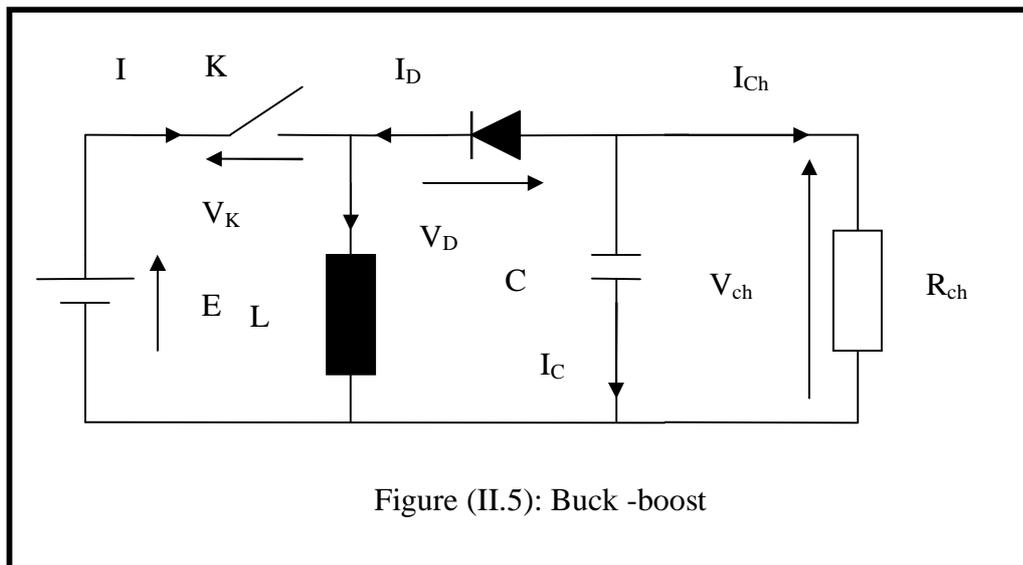
Le schéma de base de ce type figure(II.4) ici le Switch est en série, la diode est en parallèle et la self est toujours en série. La capacité de sortie est toujours là et remplit toujours la même fonction. On peut voir sur le timing la largeur du temps ON et OFF en fonction du facteur D, duty-cycle.



II.2.3 BUCK - BOOST

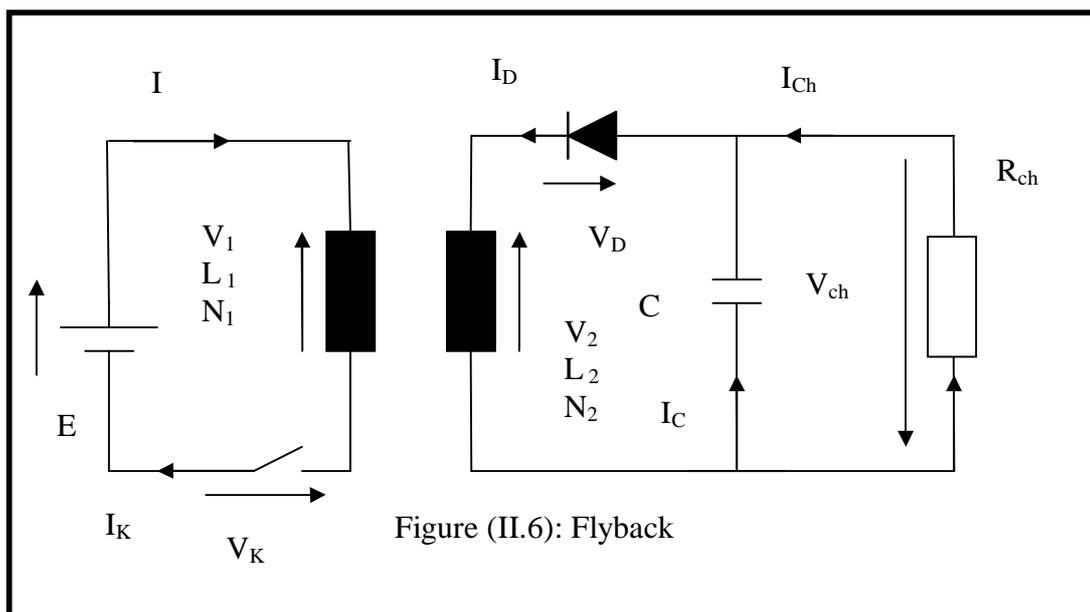
La configuration en buck boost se rapproche du buck mais ici, la diode et la self sont inversées et la diode est mise dans l'autre sens.

Quand K est fermé on charge toujours la self et lorsque ce switch s'ouvre, la self tire le courant à travers la diode D [12, 22,23].



II.2.4 FLYBACK

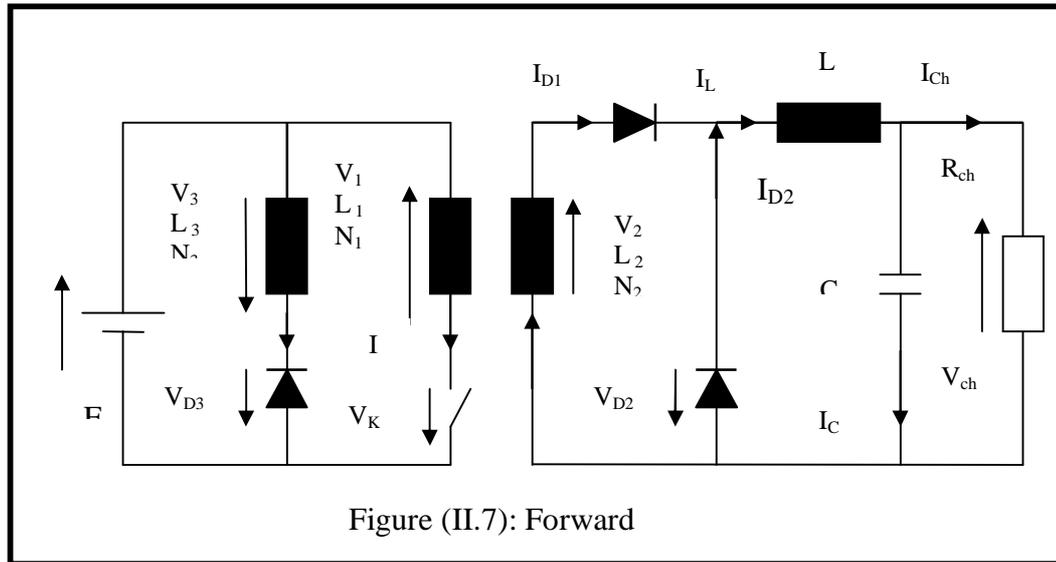
Il s'agit en fait d'un buck modifié. En effet, il suffit de remplacer la self d'un buck par un transformateur câblé comme ci-dessous. Les deux enroulements sont enroulés en sens inverses. [12, 22,23].



II.2.5 FORWARD

Ce montage est un peu plus complexe que les autres mais peut s'expliquer sans difficultés. Ici, contrairement au flyback, les deux enroulements du transformateur son même sens. Le troisième enroulement sert à assurer un chemin au flux lorsque le commun produit. Lorsque K est fermé, une tension $E \cdot (N_2/N_1)$ apparaît au secondaire du transformateur et si celle-ci est plus importante que V_{ch} , alors D1 conduit. Quand le switch est ouvert, D2 permet de fermer le

circuit avec la self et D3 de fermer celui avec E et le troisième enroulement disposé en sens inverse aux deux autres [12,22,23].



II.2.6 CONFIGURATION CHOISIE

Pour réaliser l'alimentation à découpage, nous avons choisi une topologie buck.

Un buck permet de passer d'une tension plus élevée vers une tension moins élevée.

Un buck se base sur quatre éléments majeurs :

- Une bobine (self)
- Un interrupteur (Switch)
- Une diode de roue libre
- Un condensateur de capacité finale suffisamment grande.

II.2.6.1 HACHEUR DEVOLTEUR

Ce nom est lié au fait que la tension moyenne de sortie est inférieure à celle de l'entrée. Il comporte un interrupteur à amorçage commandé (transistor, bipolaire, transistor MOS ou IGBT...) et un interrupteur à blocage spontané (diode) [16, 22,23].

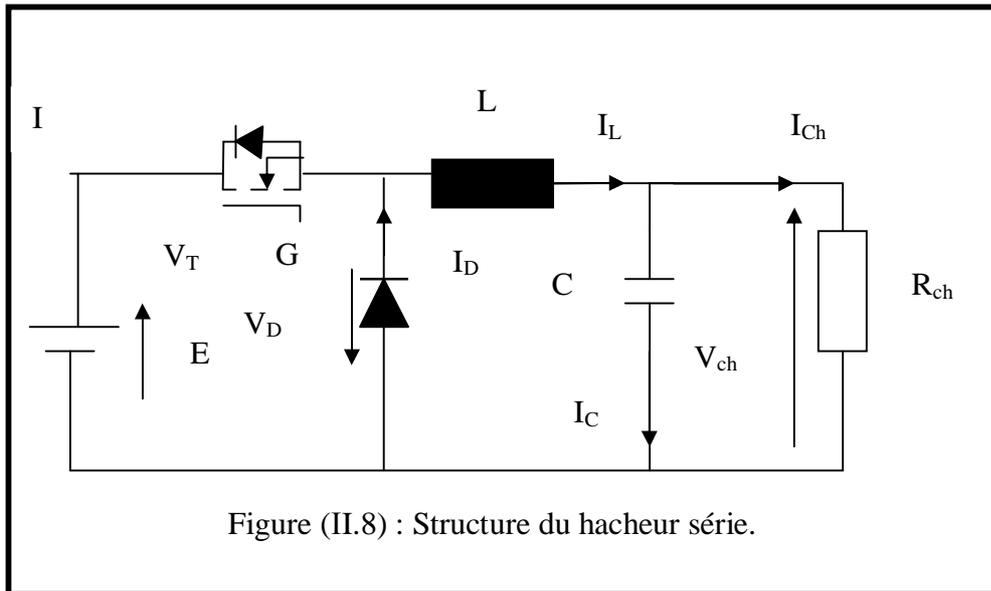


Figure (II.8) : Structure du hacheur série.

Le cycle de fonctionnement, de période de hachage T, comporte deux étapes. Lors de la première, on rend le MOSFET passant et la diode polarisée en inverse, est bloquée. Cette phase dure de 0 à DT, avec D compris entre 0 et 1, D : est appelé rapport cyclique.

Lors de la seconde, on bloque le MOSFET. La diode devient passante. Cette phase dure de DT à T.

On a :

$$V_C = V_{ch,moy} = \frac{Et_f}{T} = DE \quad \text{Avec } D = \frac{t_f}{T}, 0 < t < t_f \quad (II.1)$$

On en déduit facilement l'intensité dans la charge :

$$I_{Ch,moy} = \frac{V_C}{R} = \frac{DE}{R} \quad (II.2)$$

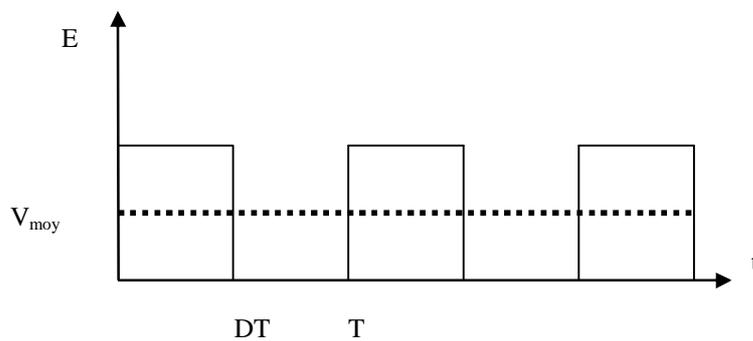


Figure (II.9) : tension de sortie

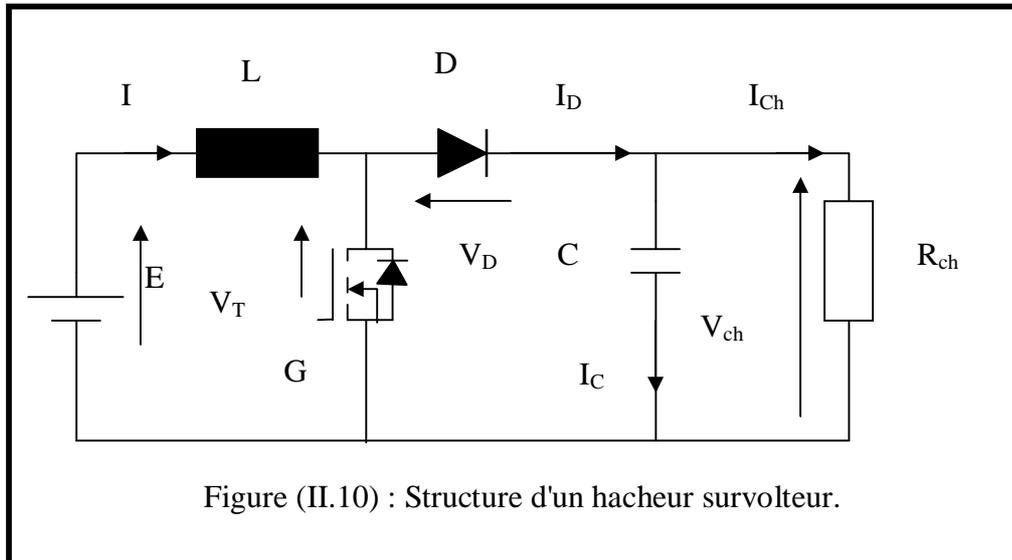
On en déduit la valeur moyenne de la tension aux bornes de la charge $V_{ch,moy} = DE$

Le hacheur série est équivalent à un transformateur non réversible à courant continu de

$$\text{rapport } D = \frac{t_f}{T}$$

II.2.6.2 HACHEUR SURVOLTEUR

Dans ce hacheur, la tension moyenne de sortie est supérieure à la tension d'entrée, d'où son nom. Cette structure demande un interrupteur commandé à l'amorçage et au blocage (bipolaire, Mos, IGBT...) et une diode (amorçage et blocage spontanés) [16, 22,23].



Le montage le plus simple consiste à mettre périodiquement en court-circuit l'inductance L pendant une durée $t_f = DT$ bien déterminée ; cette mise en court-circuit est assurée par un hacheur branché en parallèle avec la résistance.

Enfin une inductance L atténue l'ondulation du courant i_c débité par la source. Nous supposons que cette inductance est assez élevée pour que le courant i_c puisse être considéré comme constant ($i_c = I_c = Cte$).

$$\text{De } 0 \text{ à } t_f \quad V_{ch} = 0, i_{ch} = 0$$

$$\text{De } t_f \text{ à } T \quad V_{ch} = R.i_{ch} = R.I_{ch}$$

D'où:

$$V_{Ch,moy} \times T = R I_{ch,moy} (T - t_f) \tag{II.3}$$

$$\text{Soit:} \quad V_C = V_{ch,moy} = R(1 - D)I_{ch} = R I_{ch} \tag{II.4}$$

Ainsi peut-on conclure:

$$I_{Ch,moy} = \frac{V_C}{R} = \frac{E}{(1 - D)R} \tag{II.5}$$

II.3 TECHNIQUE DE COMMANDE MLI

La MLI permet de former chaque alternance de la tension de sortie à partir de plusieurs créneaux. Pour obtenir cela, on adopte certaine technique de commande de l'interrupteur du hacheur, comme le montre la figure ci-dessous. Pour valider le principe du hacheur en utilisant un hacheur survolteur (Fig.10), on constate que la puissance reste constante mais la tension de sortie de ce dernier va augmenter jusqu'à 62V pour un rapport cyclique $D = 0.5$, mais c'est le cas contraire pour le courant .

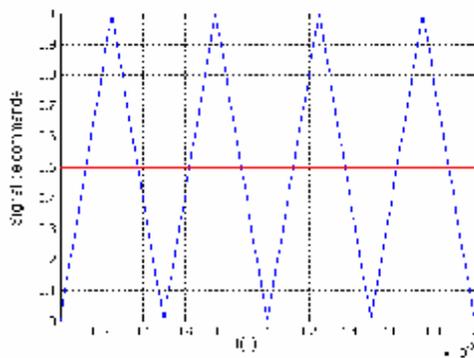


Figure (II.11): Commande MLI

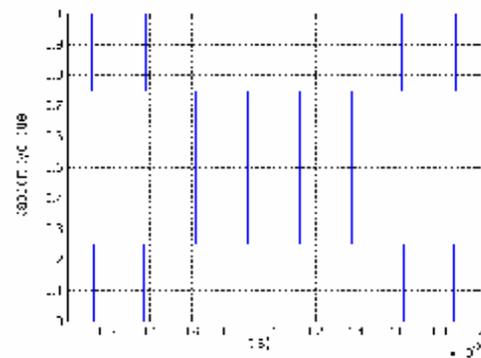


Figure (I.12): Signal de commande.

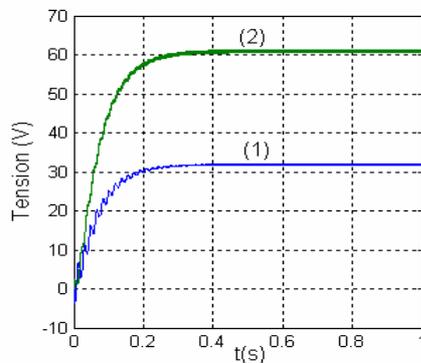


Figure (II.13) : Tension entrée- sortie du hacheur

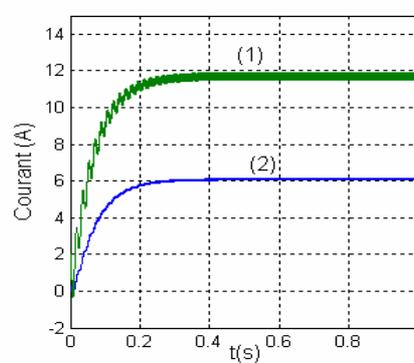


Figure (II.14): courant entrée - sorti du hacheur.

II.4 ETUDE DU MPPT

II.4.1 OPTIMISATION DU SYSTEME PANNEAU SOLAIRE

Ce chapitre traite de l'optimisation du fonctionnement du système solaire. À cet effet, l'alimentation du groupe hacheur avec charge (résistance) par un générateur photovoltaïque est complétée par l'intégration d'un dispositif de suivi de la puissance maximale. Nous allons

tout d'abord évoquer quelques méthodes de suivi de la puissance maximale, puis nous présentons la technique de commande adoptée pour la charge. Enfin, des simulations seront présentées tout en tenant compte de l'effet de changement des conditions météorologiques, à savoir l'ensoleillement et la température. Nous abordons ce chapitre par rappeler les principaux algorithmes de "tracking" de la puissance maximale du générateur solaire.

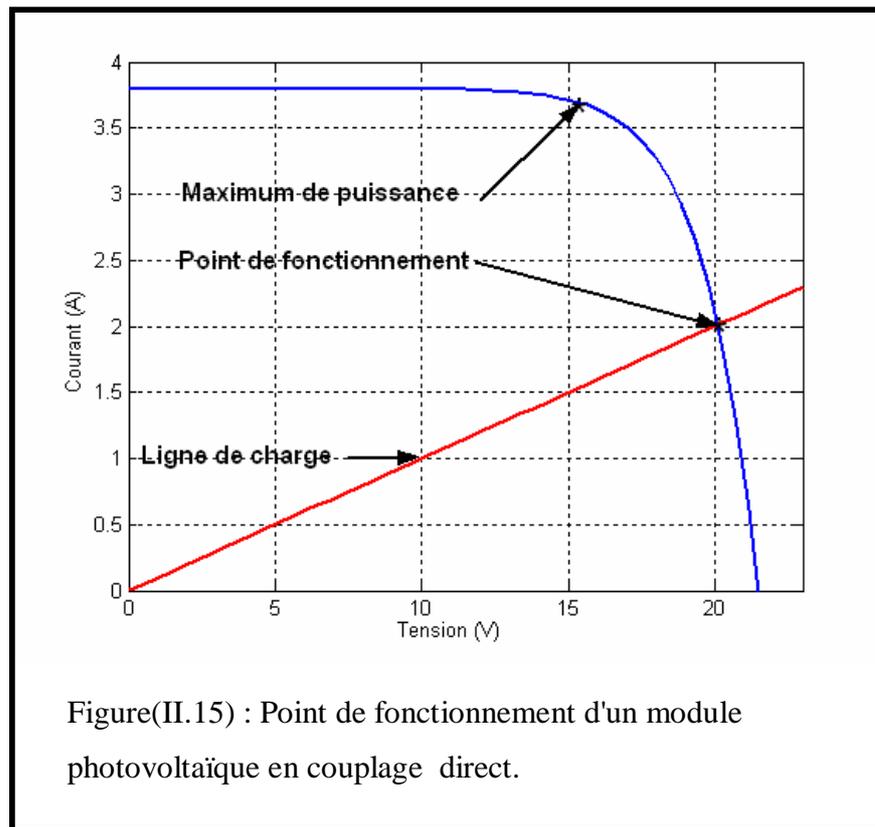
II.4.2 SUIVI DE LA PUISSANCE MAXIMALE DU GÉNÉRATEUR PHOTOVOLTAÏQUE

La puissance électrique produite par un panneau photovoltaïque dépend fortement de l'ensoleillement et à un degré moins important de la température des cellules. Ces deux variables influençant le comportement du système présentent des fluctuations quotidiennes et saisonnières. Pour ces raisons, le panneau photovoltaïque ne peut fournir une puissance maximale que pour une tension particulière et un courant bien déterminé ; ce fonctionnement à puissance maximale dépend de la charge à ses bornes. À cet effet et en fonction du type de cette charge, un dispositif de contrôle devra être intégré dans le circuit de commande du convertisseur (hacheur). Ce dernier doit être capable de faire fonctionner le panneau photovoltaïque à sa puissance maximale.

La méthode de suivi ou "Tracking" connue sous le nom MPPT (Maximum Power Point Tracking) est basée sur l'utilisation d'un algorithme de recherche du maximum de la courbe de puissance du panneau photovoltaïque. Contrairement au contrôle à tension fixe, le tracking n'est pas basé sur une valeur de référence prédéterminée mais il s'agit d'une recherche de la valeur de référence pour atteindre le maximum de la puissance sur la caractéristique courant-tension. À noter que le tracking joue un rôle très important parce qu'il maximise le rendement et réduit au maximum le coût.

II.4.3 POINT DE FONCTIONNEMENT D'UN PANNEAU SOLAIRE

Un panneau photovoltaïque, sous un ensoleillement constant et uniforme, a une caractéristique courant-tension de telle sorte que pour chaque ensoleillement il n'y a qu'un seul point de fonctionnement qu'on l'appelle le point de puissance maximale (MPP: Maximum Power Point). Pour ce dernier, le panneau fonctionne au rendement maximal et produit sa puissance maximale. Quand on lie une charge directement à un panneau photovoltaïque, ce point de fonctionnement n'est pas forcément le MPP mais sera l'intersection de la caractéristique courant-tension et la caractéristique de charge. Cette situation est représentée sur le schéma de la figure (II.15) qui suit.



Donc, en général le point de fonctionnement n'est pas au MPP du panneau photovoltaïque. Alors dans les couplages directs des charges, les panneaux photovoltaïques sont souvent sur dimensionnés pour assurer une puissance suffisante à fournir à la charge ; ceci conduit à un système excessivement cher. Pour surmonter ce problème, le tracking de la puissance maximale peut être utilisé pour maintenir le fonctionnement du panneau photovoltaïque à sa puissance maximale. Le MPPT fait ceci en contrôlant la tension ou le courant du générateur indépendamment de celle de la charge. L'emplacement du MPP dans la caractéristique courant-tension du panneau photovoltaïque n'est pas connu a priori. Cependant, en fonction de l'intelligence de l'algorithme de tracking, le MPP peut être localisé et suivi soit par des calculs de modèle ou par un algorithme de recherche. La situation est encore plus compliquée du fait que le MPP dépend d'une manière non linéaire de l'ensoleillement et de la température.

II.4.4. QUELQUES TYPES D'ALGORITHMES DE TRACKING

Plusieurs algorithmes de tracking ont été proposés par les chercheurs. L'algorithme "Perturber et observer" (P&O : Perturb-and-Observe) est bien connu et il continue à être la méthode la plus employée dans les modules MPPT commerciaux vu son rendement.

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 :

- Perturber et observer (P&O : Perturb-and-Observe)
- Tension constante (CV : Constant Voltage)
- Accroissement de la conductibilité (INC : INcremental Conductance)
- Capacité parasite (PC : Parasitic Capacitance)

Le rendement d'un module MPPT est défini comme suit :

$$h_{MPPT} = \frac{\int_0^t P_m(t).dt}{\int_0^t P_{max}(t).dt}$$

avec P_m , la puissance mesurée produite par les panneaux photovoltaïques sous le contrôle du MPPT et P_{max} , la puissance maximale qu'ils pouvaient produire sous la même température et le même ensoleillement [11].

II.4.4.1. ALGORITHME PERTURBER ET OBSERVER [14, 24, 25,29]

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 V_{pv} et I_{pv} respectivement; elle peut dépister le point maximum de puissance même lors des variations de l'éclairement et la température. Comme son nom l'indique, la méthode P&O fonctionne avec la perturbation de la tension V_{pv} et l'observation de l'impact de ce changement sur la puissance de sortie du panneau PV. La figure (II.16) représente l'algorithme de la méthode P&O. À chaque cycle, V_{pv} et I_{pv} sont mesurés pour calculer $P_{pv}(k)$. Cette valeur de $P_{pv}(k)$ est comparée à la valeur $P_{pv}(k-1)$ calculée au cycle précédent.

Si la puissance de sortie a augmenté, V_{pv} est ajustée dans la même direction que dans le cycle précédent. Si la puissance de sortie a diminué, V_{pv} est ajustée dans la direction opposée que dans le cycle précédent. V_{pv} est ainsi perturbée à chaque cycle de MPPT. Quand le point de puissance maximale est atteint, V_{pv} oscille autour de la valeur optimale $V_{pv,MP}$. Ceci cause une perte de puissance qui augmente avec le pas de l'incrément de la perturbation. Si ce pas d'incrément est large, l'algorithme du MPPT répond rapidement aux changements soudains des conditions de fonctionnement.

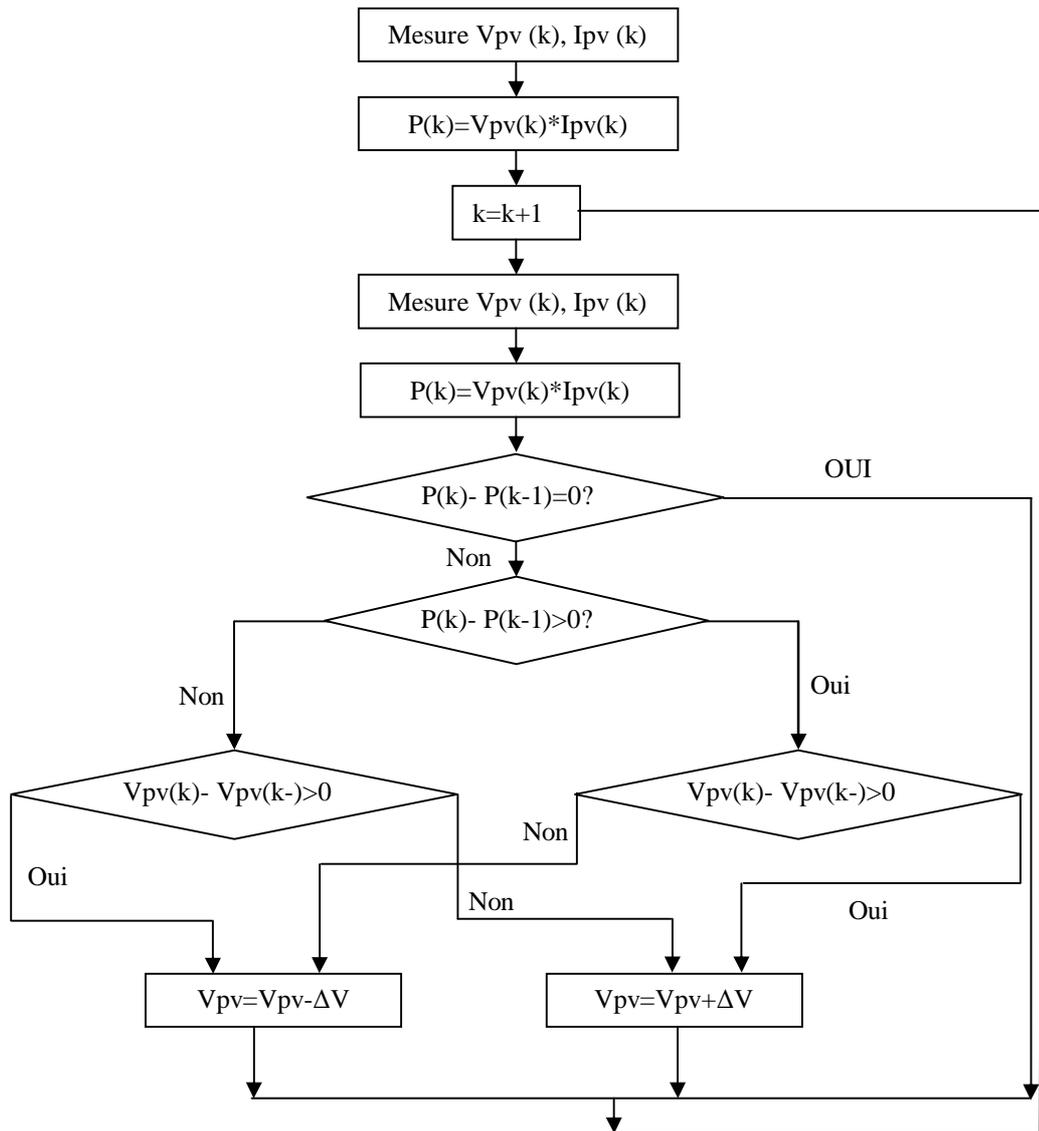


Figure (II.16): Organigramme de la méthode de perturber et observer (P&O).

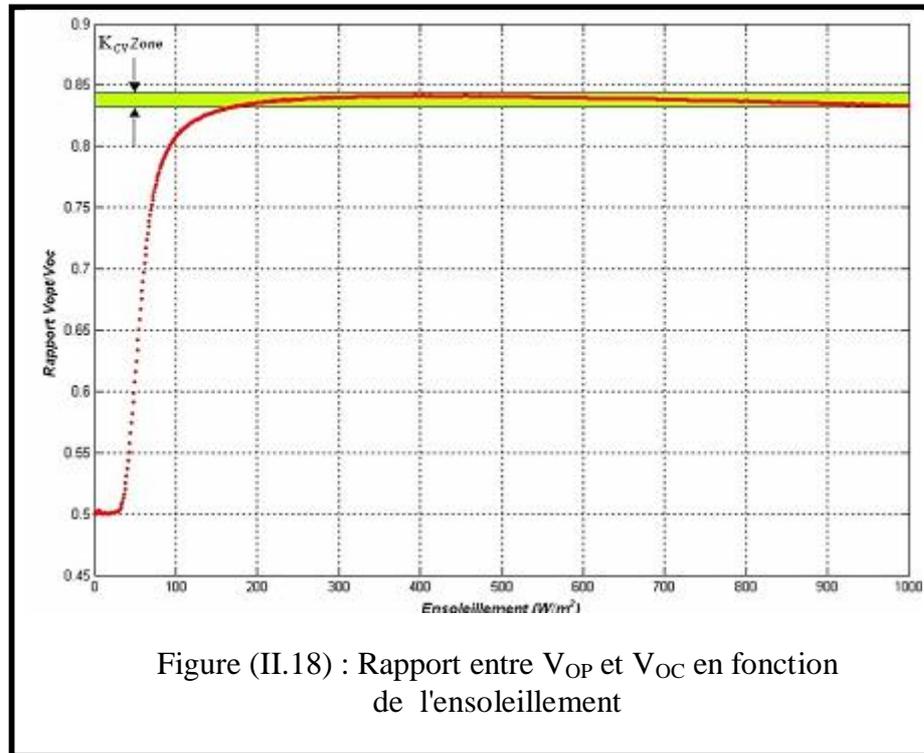
L'inconvénient de la technique de (P&O) est celui en cas de changement rapide des conditions atmosphériques tel qu'un nuage mobile ; cette méthode peut déplacer le point de fonctionnement dans la direction fautive comme représenté sur la figure (II.17).

Au commencement, la tension de fonctionnement du convertisseur est au point (1), qui est le point de puissance maximale.

Supposant qu'une perturbation déplace le point de fonctionnement vers le point (2). Pendant cette période de perturbation, l'éclairement a augmenté de I_{r1} à I_{r2} . Ceci mène à une augmentation de la mesure de puissance de sortie du convertisseur de P_{pv1} à P_{pv2} , Cependant, le point de puissance maximale à cet éclairement est au point (4), qui correspond à une puissance maximale $P_{pv,max}, I_{r2}$. Dans la perturbation suivante, l'algorithme de P&O

$$\frac{V_{OP}}{V_{OC}} \cong K_{CV} < 1 \quad (\text{II-6})$$

À titre indicatif, pour des ensoleillements supérieurs à 200 W/m, ce rapport se situe entre 83.2 % et 84.3 % ; le schéma de la figure qui suit montre cette situation pour le panneau photovoltaïque.



Bien que cette méthode soit extrêmement simple, il est difficile de choisir la valeur optimale de la constante K_{CV} . La littérature donne un intervalle de 70 % à 85 % comme bande de valeurs de la constante K_{CV} . L'algorithme CV-MPPT est simple à mettre en œuvre; le panneau solaire est temporairement isolé du MPPT pour faire la mesure de V_{OC} . Ensuite, le MPPT corrige le point de fonctionnement en utilisant l'équation (II.6). Cette opération est répétée constamment pour mettre à jour la position du point de fonctionnement.

Il est également possible d'utiliser l'algorithme CC-MPPT (Constant Current MPPT) qui permet d'obtenir un rapport constant du courant de MPP sur le courant de court-circuit. Pour mettre en application cet algorithme, un commutateur est relié aux bornes de l'entrée du convertisseur. Quand ce commutateur est activé, le courant de court-circuit est mesuré et le courant de MPP est calculé. Par la suite, le courant de sortie du module photovoltaïque est ajusté par le MPPT jusqu'à ce que le point de fonctionnement atteigne le MPP; ce fonctionnement est répété constamment.

Cependant, le contrôle avec un CV-MPPT est normalement favorisé en raison de la facilité relative de mesurer des tensions, et la mise d'un panneau en circuit ouvert est plus simple que de le mettre en court-circuit.

Dans les algorithmes CV-MPPT ou CC-MPPT, nous pouvons utiliser de petites cellules pilotes. Les mesures instantanées de la tension en circuit ouvert ou le courant de court-circuit sont faites sur ces cellules solaires qui ont les mêmes caractéristiques que les cellules du générateur.

Les mesures sur les cellules pilotes peuvent être employées par le MPPT pour faire fonctionner le générateur à son maximum de puissance. Ceci nous permet d'éliminer les pertes de puissance causées par les mesures de (V_{OC}) ou de (I_{SC}). En outre, cette méthode a un inconvénient logistique parce que les paramètres des cellules constituant le générateur et les cellules pilotes doivent être les mêmes. Ainsi, l'utilisation de cellules supplémentaires augmente le coût du système.

II.4.4.3. ALGORITHME ACCROISSEMENT DE LA CONDUCTIBILITE (INC-MPPT) [11, 14, 24,25]

La méthode d'incrémentation de la conductance a été proposée pour éviter les inconvénients de la méthode P&O de recherche du MPPT.

Elle est basée sur le fait que la dérivée de la puissance de sortie P_{pv} par rapport à la tension de panneau V_{pv} est égale à zéro au point maximum de puissance.

Ceci mène à l'ensemble d'équations suivantes:

$$\frac{\partial p_{pv}}{\partial V_{pv}} = \frac{\partial(I_{pv} V_{pv})}{\partial V_{pv}} = I_{pv} + V_{pv} \frac{\partial I_{pv}}{\partial V_{pv}} = 0 \quad \text{au MPP} \quad (\text{II.7})$$

$$\frac{\partial p_{pv}}{\partial V_{pv}} = \frac{\partial(I_{pv} V_{pv})}{\partial V_{pv}} = I_{pv} + V_{pv} \frac{dI_{pv}}{dV_{pv}} > 0 \quad \text{à gauche du MPP} \quad (\text{II.8})$$

$$\frac{\partial p_{pv}}{\partial V_{pv}} = \frac{\partial(I_{pv} V_{pv})}{\partial V_{pv}} = I_{pv} + V_{pv} \frac{\partial I_{pv}}{\partial V_{pv}} < 0 \quad \text{à droite du MPP} \quad (\text{II.9})$$

Ces équations peuvent être écrites comme :

$$\frac{\partial I_{pv}}{\partial V_{pv}} = -\frac{I_{pv}}{V_{pv}} \quad \text{au MPP} \quad (\text{II.10})$$

$$\frac{\partial I_{pv}}{\partial V_{pv}} > -\frac{I_{pv}}{V_{pv}} \quad \text{au gauche du MPP} \quad (\text{II.11})$$

changement rapide de l'ensoleillement, l'algorithme ne devrait pas prendre la mauvaise direction comme c'est le cas avec l'algorithme "P&O", et d'ailleurs, il n'oscille pas autour du MPP une fois qu'il l'atteint.

II.4.4.4 ALGORITHME CAPACITE PARASITE (PC) [11]

L'algorithme de la capacité parasite (Parasitic Capacitance MPPT) est semblable à celui de l'incrémentation de la conductibilité (INC-MPPT) sauf que l'effet de la capacité parasite (CP) qui modélise le stockage des charges dans les jonctions p-n des cellules photovoltaïques soit inclus.

En ajoutant cette capacité à notre modèle, en la représentant sous la forme $I(t) = C_p \cdot dV/dt$, le nouveau modèle est exprimé selon :

$$I = I_{ph} - I_s \left(\exp\left(\frac{V + R_s \cdot I}{V_r} - 1\right) - 1 \right) - \frac{V + R_s \cdot I}{R_p} + C_p \cdot \frac{dV}{dt} = F(V) + C_p \cdot \frac{dV}{dt} \quad (\text{II.13})$$

L'équation (II.13) montre les deux composantes de (I) :

-une est fonction de la tension, F(V)

-la seconde est relative au courant dans la capacité parasite.

En utilisant cette notation, l'incrémentation de la conductibilité du panneau photovoltaïque peut être définie comme étant le rapport $dF(V)/dV$ et la conductibilité instantanée peut être définie comme le rapport $-F(V)/V$. Le MPP est obtenu quand $dP/dV=0$.

En multipliant l'équation (II.13) par la tension (V) du panneau pour obtenir la puissance électrique, puis en différenciant le résultat, l'équation de la puissance électrique au MPP sera obtenue et peut être exprimé selon :

$$\frac{dF(V)}{dV} + C_p \left(\frac{\dot{V}}{V} + \frac{\ddot{V}}{\dot{V}} \right) + \frac{F(V)}{V} = 0 \quad (\text{II.14})$$

Les trois termes de l'équation (II.14) représentent l'accroissement de la conductibilité, l'ondulation induite par la capacité parasite et la conductibilité instantanée. Les dérivées première et seconde de la tension du panneau tiennent en compte de l'effet d'ondulation alternative produite par le convertisseur. On notera que si (C_p) est égale à zéro, l'équation (II.14) se simplifie et devient celle utilisée pour l'algorithme d'accroissement de la conductibilité. Puisque la capacité parasite est modélisée comme un condensateur connecté parallèlement aux bornes de chaque cellule photovoltaïque, la connexion des panneaux en parallèle augmentera la capacité globale vue par le MPPT. À partir de là, la différence entre l'efficacité de CP-MPPT et celle de INC-MPPT devrait être au maximum dans un générateur solaire de haute puissance avec plusieurs panneaux en parallèle.

II.4.4.5. ALGORITHME TRACKING AVEC MODELE DE BASE (MODEL BASED MPPT) [11]

Si les valeurs des paramètres du modèle du panneau solaire sont connues, le courant et la tension du panneau peuvent être calculés à partir des mesures de l'ensoleillement disponible et de la température des cellules. Le maximum de la puissance peut être alors calculé directement, et la tension de fonctionnement du panneau pourrait être asservie à V_{OP} . Cet algorithme s'appelle généralement le tracking avec modèle de base (Model Based MPPT) mais il n'est pas pratique parce que les paramètres des panneaux photovoltaïques ne sont pas connus avec une bonne exactitude et ils peuvent changer de manière significative entre les modules du même fabricant. En outre, le coût d'un pyranomètre rend le coût de cet MPPT inadmissible.

II.5. RESULTAT DE SIMULATION

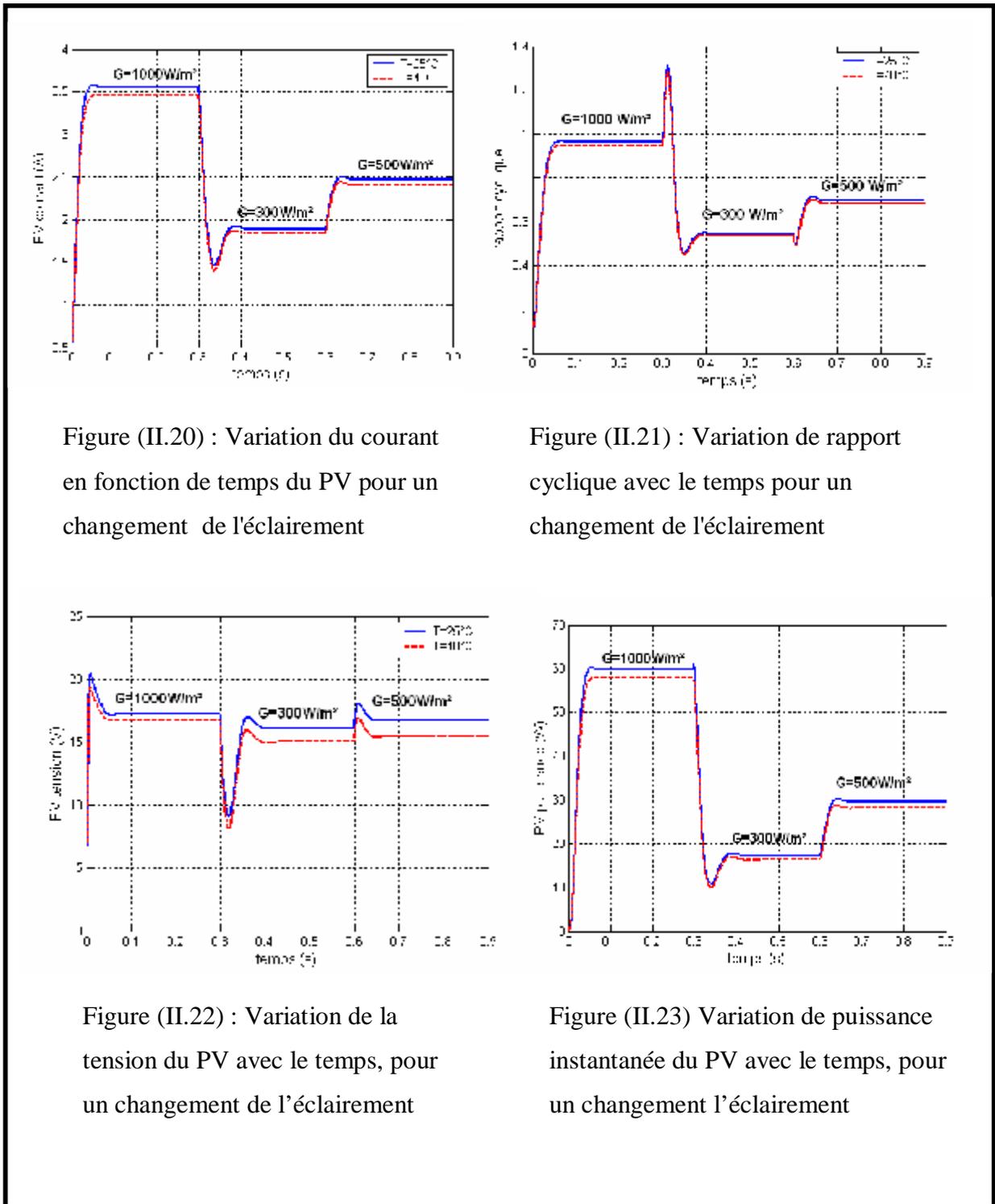


Figure (II.20) : Variation du courant en fonction de temps du PV pour un changement de l'éclairement

Figure (II.21) : Variation de rapport cyclique avec le temps pour un changement de l'éclairement

Figure (II.22) : Variation de la tension du PV avec le temps, pour un changement de l'éclairement

Figure (II.23) Variation de puissance instantanée du PV avec le temps, pour un changement l'éclairement

Dans la figure (II.20), on montre la variation du courant issu du module PV en fonction du changement d'éclairement et de la température du panneau. Le contrôleur de P&O amène le système vers le point maximum de puissance (MPP) ; après quelques oscillations, l'état d'équilibre est alors atteint. Dans l'état d'équilibre, on montre que le courant moyen du PV est très près de sa valeur optimale de 3,5 A. A t = 0,05 s, l'éclairement change de niveau

d'insolation, il passe de 1000 W/m^2 à 300 W/m^2 et, après un régime transitoire court, le courant de panneau est ajusté à sa nouvelle valeur optimale, égale à 1,7 A. Lorsque le niveau d'insolation augmente à nouveau à 500 W/m^2 , le courant est ajusté à sa nouvelle valeur 2,5 A, après un régime transitoire de 0,08 s.

Un autre résultat, qui démontre l'efficacité de la méthode de suivi de la puissance maximale est montré par la figure (II.21), où le rapport cyclique (qui est le coefficient d'utilisation du commutateur) change rapidement avec le changement de l'éclairement.

La variation de la tension du PV est montrée dans figure (II.22). De la même manière que pour le courant, la tension change également pendant l'accord du contrôleur de P&O. Les valeurs moyennes d'état d'équilibre sont proches des valeurs optimales de tension qui sont de 18 V pour 1000 W/m^2 , 15 V pour 300 W/m^2 et 17 V pour 500 W/m^2

La variation de la puissance instantanée du PV est montrée dans figure (II.23). Les valeurs moyennes de cette forme d'onde sont proches de 60 W pour 1000 W/m^2 , 17 W pour 300 W/m^2 et 30 W pour 500 W/m^2 .

II.6 CONCLUSION

Dans ce chapitre, une analyse théorique montre que le choix optimal par la méthode P&O présentée est particulièrement approprié où les variations rapides de l'éclairement se produisent en raison des conditions climatiques.

Mais il existe des inconvénients de cette technique, tel que celui du cas de changement rapide des conditions atmosphériques (nuage mobile) ; dans ce cas, cette méthode peut déplacer le point de fonctionnement dans une direction fautive par rapport à l'ondulation.

Aussi, on va proposer dans le chapitre suivant, une nouvelle technique d'optimisation basée sur la logique floue afin de traiter la divergence de cette méthode.

III.1 INTRODUCTION

Plusieurs applications industrielles nécessitent l'utilisation des méthodes modernes de contrôle, permettant d'avoir une réponse rapide et des performances dynamiques élevées. Parmi ces méthodes, on cite le réglage par logique floue (RLF) laquelle est caractérisée par sa robustesse et son insensibilité à la variation des paramètres.

La logique floue constitue aujourd'hui une approche alternative intéressante. Elle présente plusieurs avantages tels que le raisonnement proche de celui de l'homme, sa capacité à contrôler des performances dynamiques et ses qualités intéressantes de robustesse.

Le but de ce chapitre est de présenter brièvement un rappel sur les ensembles flous et un aperçu général sur la logique floue, ainsi que son application pour la commande de systèmes photovoltaïques. Nous introduisons quelques notions de la logique floue et ses propriétés essentielles, puis la technique de réglage appliquée aux systèmes [10,23].

III.2 RAPPELS DES PRINCIPES DE LA LOGIQUE FLOUE

Dans la perspective des sciences de l'ingénieur, nous pouvons admettre que dans les situations où les méthodes traditionnelles de modélisation à partir d'observations physiques s'avèrent non satisfaisantes, les sciences subjectives, particulièrement la logique floue, peuvent rendre beaucoup de services, dès lors que les connaissances sur la façon de résoudre un problème, de piloter un grand système, d'effectuer un réglage...etc. sont disponibles. Cela suppose que l'on sache définir des méthodes rigoureuses de représentation des connaissances. En pratique la résolution d'un problème concret peut avoir recours à l'utilisation conjointe des méthodes objectives traditionnelles et celles subjectives. La logique floue offre un cadre formel, qui n'existait pas auparavant, pour mettre en œuvre de telles méthodes de façon rigoureuse. Ce chapitre est consacré à la présentation des bases fondamentales de la logique floue ainsi que leurs utilisations pour représenter le raisonnement basé sur les expressions linguistiques [31,35].

III.2.1 ENSEMBLES FLOUS

La notion d'ensemble flou pour permettre des gradations dans l'appartenance d'un élément à une classe, c'est-à-dire d'autoriser un élément à appartenir plus ou moins fortement à une classe ; par exemple, un individu d'une taille donnée n'appartient pas du tout à la classe des « grands » s'il mesure 1.5 m, mais il y appartient tout à fait s'il mesure 1.8 m. En plus, son degré d'appartenance à la classe des « grands » est beaucoup plus fort s'il mesure 2 m. Cette notion permet l'utilisation de catégories aux limites mal définies (comme « vieux » ou « adulte »), de situations intermédiaires entre le tout et le rien « presque vrai », le passage progressif d'une propriété à une autre (passage de « tiède » à « chaud » selon la température),

l'utilisation de valeurs approximatives (« environ 12 ans »). Elle évite l'utilisation arbitraire de limites rigides à des classes [31,35].

Afin de mettre en évidence cette notion, nous introduisons les définitions suivantes :

Soit un ensemble flou de référence X continu ou discret d'objets dénotés {x}.

- Un ensemble classique A de X est défini par une fonction caractéristique μ_A qui prend la valeur 0 pour les éléments de X n'appartenant pas à A et la valeur 1 pour ceux qui appartiennent à A (figure III.1.a) [35].

$$m_A : X \rightarrow \{0,1\} \tag{III.1}$$

Un ensemble flou A de X est défini par une fonction d'appartenance qui associe à chaque élément x de X, le degré $\mu_A(x)$, compris entre 0 et 1, avec lequel x appartient à A (figure III.1.b) [30,31,35].

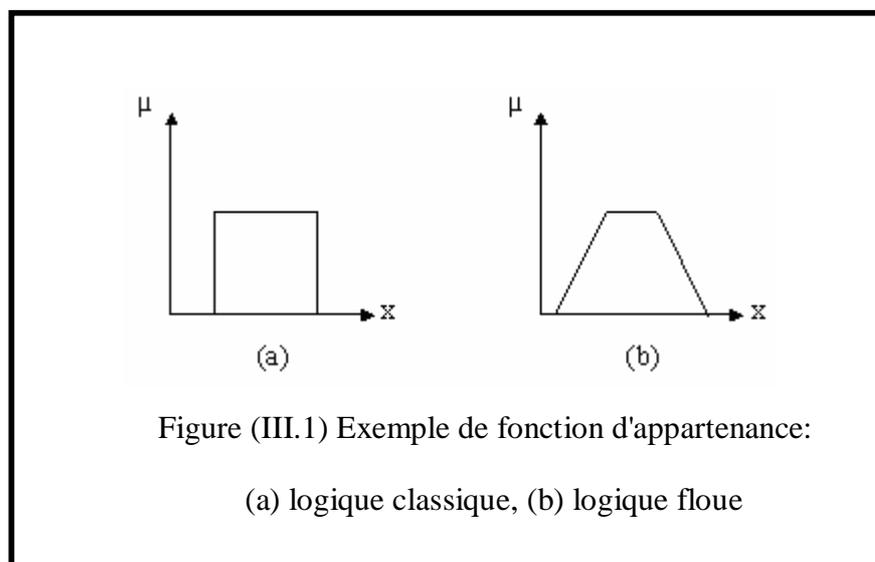
$$m_A : X \rightarrow [0,1] \tag{III.2}$$

Cet ensemble flou A peut être représenté comme un ensemble de paires (élément générique, degré d'appartenance) ordonnés [35] :

$$A = \{(x, m_A(x)) / x \in A\} \tag{III.3}$$

Nous adoptons souvent la notation suivante, l'ensemble A, qui indique pour tout élément x de X, son degré $\mu_A(x)$ d'appartenance à A [30, 31,32] :

$$\left\{ \begin{array}{ll} A = \sum_{x \in X} m_A(x) / x & \text{si X est discret} \\ A = \int_x m_A(x) / x . dx & \text{si X est continu} \end{array} \right. \tag{III.4}$$



III.2.2 VARIABLES LINGUISTIQUES

La description d'une certaine situation, d'un phénomène ou d'un procédé contient en général des expressions floues comme [30,31]:

- quelque, beaucoup, souvent.
- chaud, froid, rapide, lent.
- grand, petit, etc.

Les expressions de ce genre forment les valeurs des variables linguistiques de la logique floue.

Une variable linguistique est représentée par un triplet (V, X, T_V) , dans lequel V est une variable (la vitesse, la température...) définie sur un ensemble de référence X ; sa valeur peut être n'importe quel élément de X . Nous désignons par $T_V (A_1, A_2, A_3, \dots)$ un ensemble, fini ou infini, de sous ensembles flous de X , qui sont utilisés pour caractériser V . Afin de permettre un traitement numérique, il est indispensable de les soumettre à une définition à l'aide de fonctions d'appartenance [30, 31,33]. Par exemple, si la vitesse est interprétée comme une variable linguistique, alors son ensemble de termes est $T_{(VITESSE)} = \{\text{lente, moyenne, rapide...}\}$ où chaque terme est caractérisé par un ensemble flou.

Ces termes peuvent être définis comme des ensembles flous dont les fonctions d'appartenance sont montrées sur la figure (III.2) :

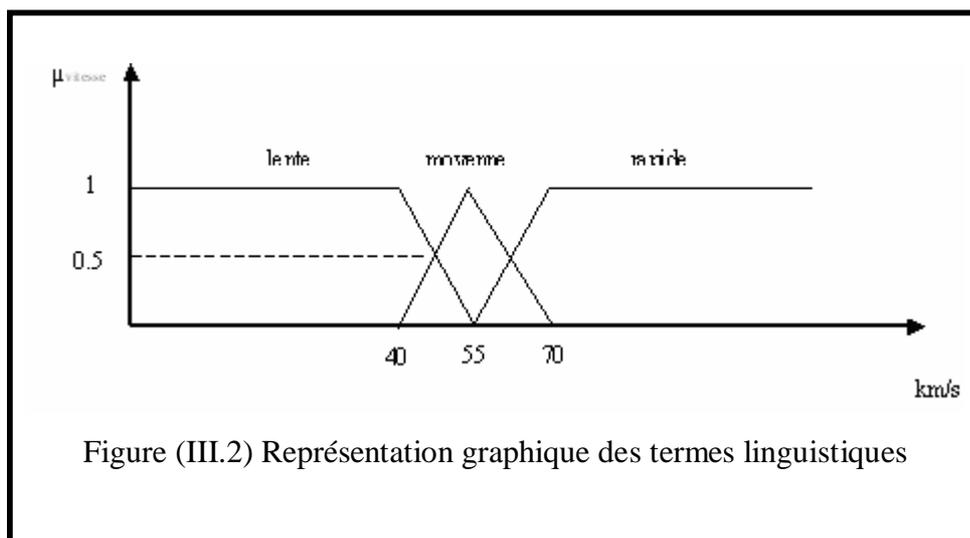


Figure (III.2) Représentation graphique des termes linguistiques

III.2.3 OPERATEURS SUR LES ENSEMBLES FLOUS

Puisque les fonctions caractéristiques des ensembles flous sont graduelles, l'extension de certaines variables floues définies sur les ensembles classiques aux cas des ensembles flous pose certaines difficultés. Donc, il n'est pas possible d'appliquer directement la logique proportionnelle qui manipule des ensembles à fonctions caractéristiques binaires (0 ou 1). Pour palier à ce problème, nous introduisons les définitions d'outils nécessaires au traitement des ensembles flous [31, 32,35].

Soient A et B deux ensembles flous dans X ayant respectivement μ_A et μ_B comme fonction d'appartenance. L'union, l'intersection, et la complémententation des ensembles flous sont déduites à l'aide de leur fonction d'appartenance [30, 31,35].

DEFINITION 1 : UNION (DISJONCTION)

L'union de deux ensembles flous A et B de X est l'ensemble flou constitué des éléments de X affecté du plus grand de leurs deux degrés d'appartenance. Elle est définie comme l'ensemble flou $C = A \cup B$, tel que :

$$\forall x \in X \quad m_C(x) = \max(m_A(x), m_B(x)) \quad (\text{III.5})$$

DEFINITION 2 : INTERSECTION (CONJONCTION)

L'intersection de deux ensembles flous A et B de X est l'ensemble flou constitué des éléments de X affecté du plus grand de leurs deux degrés d'appartenance. Elle est définie comme l'ensemble D, tel que :

$$\forall x \in X \quad m_D(x) = \min(m_A(x), m_B(x)) \quad (\text{III.6})$$

DEFINITION 3 : COMPLEMENTATION

La fonction d'appartenance $m_{\bar{A}}$ du complément d'un ensemble flou A est définie, pour tout $x \in X$, par :

$$m_{\bar{A}}(x) = 1 - m_A(x) \quad (\text{III.7})$$

DEFINITION 4 : PRODUIT CARTESIEN

Soient $A_1, A_2, A_3, \dots, A_n$ des ensembles flous dans $X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$ respectivement. Le produit cartésien de $A_1.A_2.A_3.\dots.A_n$ est un ensemble flou dans l'espace produit de $X_1. X_2. X_3. \dots.X_n$, ayant pour fonction d'appartenance :

$$m_{A_1.A_2.A_3.\dots.A_n} = \min(m_{A_1}(x_1), m_{A_2}(x_2), \dots, m_{A_n}(x_n)) \quad (\text{III.8})$$

DEFINITION 5 : RELATION FLOUE

Soient u_1, u_2, \dots, u_n des univers de discours. Une relation floue est un ensemble flou dans $u_1 \cdot u_2 \cdot \dots \cdot u_n$, exprimé comme suit :

$$R_{U_1 \cdot U_2 \cdot \dots \cdot U_n} = \{((x_1, x_2, \dots, x_n), m_R(x_1, x_2, \dots, x_n)) / (x_1, x_2, \dots, x_n) \in U_1 \cdot U_2 \cdot \dots \cdot U_n\} \quad (III.9)$$

DEFINITION 6 : COMPOSITION DES REGLES FLOUES

Si R et S sont deux relations floues dans U.V et V.W, la composition de ces deux relations est une relation floue dénotée par $(R \circ S)$ et elle est définie par :

$$R \circ S = \{((U, W), \sup_{v \in V} \min(m_R(U, V), m_S(V, W))), u \in U, v \in V, w \in W\} \quad (III.10)$$

III.2.4 FONCTIONS D'APPARTENANCE

Une définition des variables linguistiques à l'aide des fonctions d'appartenance est nécessaire dans le but de traiter des déductions floues par ordinateur. Dans ce contexte, est attribuée à chaque valeur de la variable linguistique une fonction d'appartenance μ , dont la valeur varie entre 0 et 1.

Le plus souvent, nous utilisons pour les fonctions d'appartenance les fonctions suivantes (figure III.3) [31,35] :

- Fonction triangulaire

$$m(x) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b}\right), 0\right) \quad (III.11)$$

- Fonction trapézoïdale :

$$m(x) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c}\right), 0\right) \quad (III.12)$$

- Fonction Gaussienne :

$$m(x) = \exp\left(-\frac{(x-m)^2}{2 \cdot s}\right) \quad (III.13)$$

- Fonction en forme de cloche :

$$m(x) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x-x_0}{a}\right)^2} \quad (III.14)$$

- Fonction trigonométrique :

$$m(x) = \frac{1}{2} \left(1 + \cos \left(\frac{\pi \cdot (x - x_0)}{2 \cdot a} \right) \right) \quad x_0 - 2 \cdot a \leq x \leq x_0 + 2 \cdot a \quad (III.15)$$

- Fonction sigmoïdale :

$$m(x) = \frac{1}{1 + \exp(a \cdot (x - c))} \quad (III.16)$$

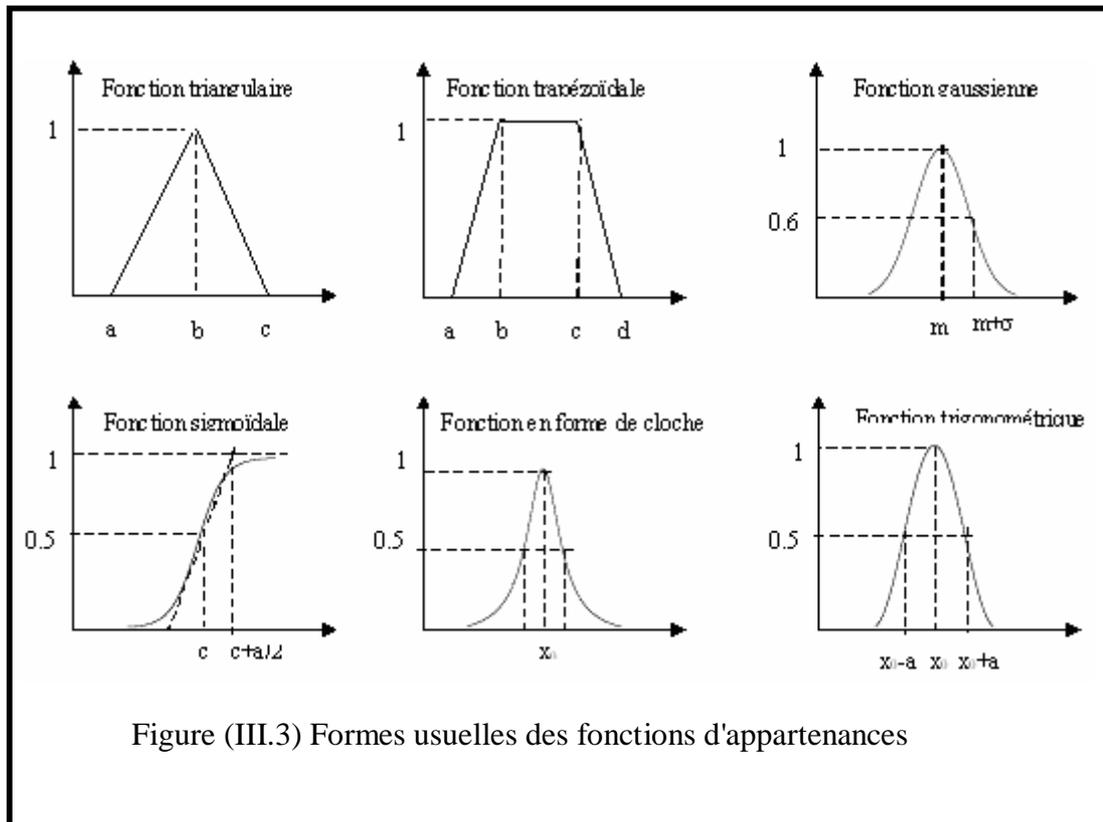


Figure (III.3) Formes usuelles des fonctions d'appartenances

III.2.5 PROPOSITIONS FLOUES

-PROPOSITONS FLOUES ELEMENTAIRES

Une proposition floue élémentaire est définie à partir d'une variable linguistique (V, X, T_V) par la qualification « V est A », pour une caractérisation floue A, appartenant à T_V [30,35].

- PROPOSITONS FLOUES GENERALES :

Une proposition floue générale est obtenue par la composition de propositions floues élémentaires « V est A », « W est B »,...pour des variables linguistiques V, w [35].

Plus généralement, nous pouvons construire des propositions floues par conjonction, disjonction ou implication, par exemple, des propositions de la forme : « si V est A et W est B alors U est C » (si la taille est moyenne et le prix est peu cher, alors l'achat est conseillé).

III.3 RAISONNEMENT EN LOGIQUE FLOUE

Les ensembles flous sont des éléments importants de la représentation des connaissances imparfaitement définies. Pour raisonner sur de telles connaissances, la logique classique ne suffit pas et nous utilisons la logique floue, lorsque les connaissances sont imprécises, vagues, et éventuellement incertaines.

III.3.1 IMPLICATION FLOUE

Considérons une règle floue de la forme « si V est A alors W est B », construite à partir de deux variables linguistiques (V, X, T_V) et (W, Y, T_W). L'implication floue est un opérateur qui permet d'évaluer le degré de vérité entre les propositions floues élémentaires « V est A » et « W est B » à partir des valeurs de la prémisse d'une part, et celles de la conclusion d'autre part [30,35].

$$m_R(x, y) = \text{imp}(m_A(x), m_B(x)) \quad (\text{III.17})$$

Les opérateurs les plus utilisés en commande floue sont les implications de MAMDANI et de LARSEN [31,35].

- IMPLICATION DE MAMDANI

$$m_R(x, y) = \min(m_A(x), m_B(x)) \quad (\text{III.18})$$

- IMPLICATION DE LARSEN

$$m_R(x, y) = m_A(x) \cdot m_B(x) \quad (\text{III.19})$$

III.3.2 MODUS PONENS GENERALISE

En logique classique, le MODUS PONENS permet, à partir de la règle « si X est A alors Y est B » et du fait « X est A » de conclure le fait « Y est B ».

ZADEH a étendu ce principe au cas de la logique floue, principe que nous appelons alors MODUS PONENS généralisé. Ce principe se résume comme suit [30, 31,35]:

REGLE FLOUE : si X est A alors Y est B

FAIT OBSERVE : X est A

CONCLUSION : Y est B

III.3.3 MODUS TOLLENS GENERALISE

Le principe du MODUS TOLLENS se résume comme suit, [30,35] :

REGLE FLOUE : si X est A alors Y est B

FAIT OBSERVE : Y est B

CONCLUSION : X est A

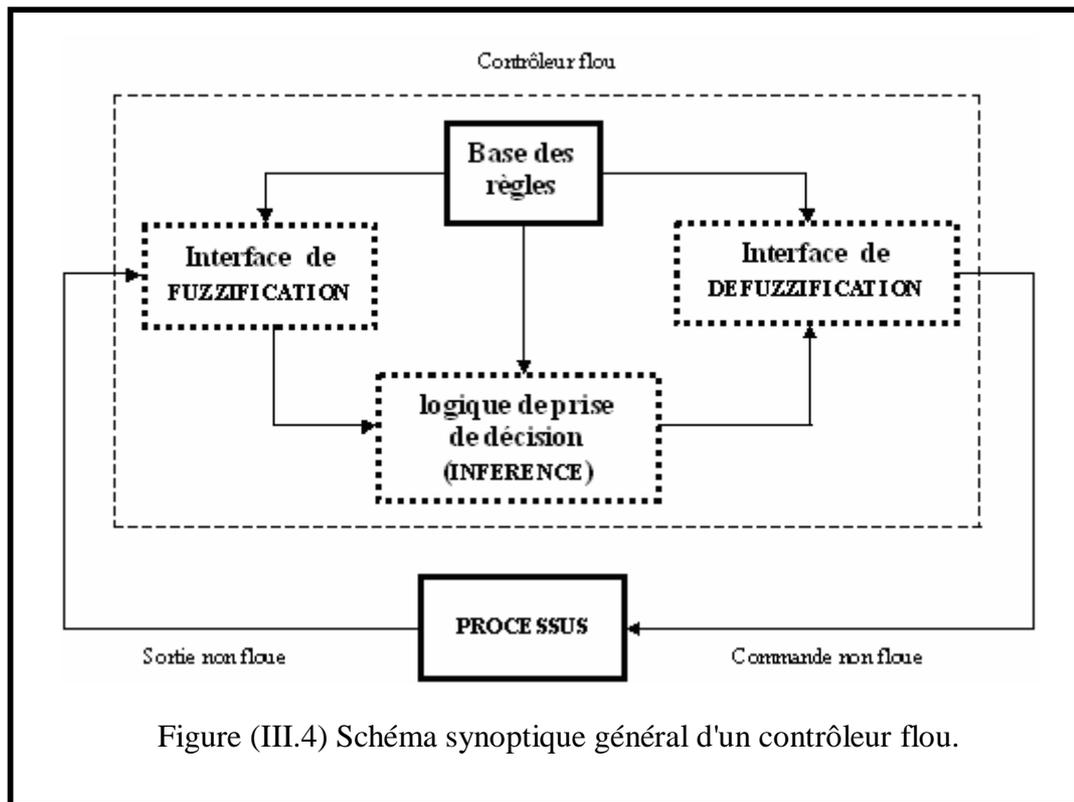
III.4 REGLAGE ET COMMANDE DE LA LOGIQUE FLOUE

La commande par la logique floue a le même but qu'une commande réalisée en automatique classique. Elle en diffère cependant sur les points suivants [31,35]:

- La connaissance mathématique du fonctionnement du processus n'est pas nécessaire.
- La maîtrise du système à régler avec un comportement complexe (fortement non linéaire et difficile à modéliser).
- L'obtention fréquente de meilleures prestations dynamiques (régulateur non linéaire).
- Piloter un processus en utilisant les connaissances et l'expérience d'un opérateur humain qualifié « expert » ; les connaissances de l'expert sont schématisées à l'aide d'un ensemble de règles de conduite basées sur un vocabulaire symbolique.
- Le régulateur flou ne traite pas une relation mathématique bien définie (algorithme de réglage), mais utilise des inférences avec plusieurs règles, se basant sur des variables linguistiques.

III.5 CONTROLEUR FLOU

La figure III.4 montre la configuration interne d'un régulateur par la logique floue [30, 31,35].



Ce schéma est composé de :

- une base des règles, qui contient la définition des termes utilisés dans la commande et les règles caractérisant la cible de la commande et décrivant la conduite de l'expert ;
- une logique de prise de décision, qui transforme à l'aide des techniques de raisonnement flou la partie floue issue l'inférence de FUZZIFICATION, en une nouvelle partie floue ;
- une interface de FUZZIFICATION, laquelle permet de transformer les grandeurs mesurées d'entrée en des grandeurs floues ;
- une interface de DEFUZZIFICATION à la sortie, laquelle détermine une action précise à partir des descriptions floues des variables de sortie.

III.5.1 BASE DES REGLES

Ces règles permettent de déterminer le signal de sortie du contrôleur en fonction des signaux d'entrée ; elles sont exprimées sous la forme « SI - ALORS », qui peut être, à titre d'exemple, la suivante :

R_1 : SI x_1 est A_{11} et ...et x_n est A_{1n} ALORS Y est B_1

ou sous la forme de SUGENO :

R_1 : SI x_1 est A_{11} et ...et x_n est A_{1n} ALORS $Y = f_1(x)$

avec : $f_1(x)$, un polynôme.

III.5.2 LOGIQUE DE PRISE DE DECISION (INFERENCE FLOUE)

La logique de prise de décision est le noyau du contrôleur flou, elle est capable de simuler la prise de décision de l'être humain en se basant sur les concepts flous et les règles d'inférence en logique floue [35].

Dans les règles floues interviennent les opérateurs « ET » et « OU ». L'opérateur « ET » s'applique aux variables à l'intérieur d'une règle, tandis que l'opérateur « OU » lie les différentes règles. Il existe plusieurs possibilités pour interpréter ces deux opérateurs.

Pour le réglage par logique floue, on utilise en général une des méthodes suivantes :

- MÉTHODE D'INFÉRENCE MAX-MIN (MÉTHODE DE MAMDANI)

La méthode d'inférence max-min réalise, au niveau de la condition, l'opérateur « ET » par la formulation du minimum. La conclusion dans chaque règle, introduite par « ALORS », lie le facteur d'appartenance de la prémisse avec la fonction d'appartenance de la variable de sortie, réalisé par la formation du minimum. Enfin l'opérateur « OU » qui lie les différentes règles est réalisé par la formation du maximum [31,35].

- METHODE D'INFERENCE MAX-PRODUIT (METHODE DE LARSEN)

La méthode d'inférence max-produit réalise, au niveau de la condition, l'opérateur « ET » par la formulation du produit. La conclusion dans chaque règle, introduite par « ALORS », est réalisée par la formation du produit. L'opérateur « OU » qui lie les différentes règles est réalisé par la formation du maximum [31,35].

- METHODE DE SUGENO

L'opérateur « ET » est réalisé par la formulation du minimum, la conclusion de chaque règle floue a une forme polynomiale. La sortie finale est égale à la moyenne pondérée de la sortie de chaque règle [35].

III.5.3 INTERFACE DE FUZZIFICATION

L'interface de FUZZIFICATION inclut les fonctions suivantes [31,35] :

- mesure des variables d'entrée.
- représentation d'une cartographie d'échelle transférant la plage des variables d'entrée aux univers de discours correspondants.
- transformation des variables d'entrée en variables linguistiques avec la définition des fonctions d'appartenance.

III.5.4 INTERFACE DE DEFUZZIFICATION

Pour pouvoir définir la loi de commande, le contrôleur flou doit être accompagné d'une procédure de DEFUZZIFICATION jouant le rôle de convertisseur de la commande floue en valeurs physiques nécessaires pour un tel état de processus. Une stratégie de DEFUZZIFICATION est alors nécessaire.

Plusieurs stratégies de DEFUZZIFICATION existent, les plus utilisées sont [31].

- méthode du maximum
- méthode de moyenne des maxima
- méthode de centre de gravité
- méthode des hauteurs pondérées
- **METHODE DU MAXIMUM :**

Cette stratégie génère une commande qui représente la valeur maximale de la fonction d'appartenance résultante issue de l'inférence. Cependant, cette méthode présente un certain inconvénient lorsqu'il existe plusieurs valeurs pour lesquelles la fonction d'appartenance résultante est maximale.

- **METHODE DE LA MOYENNE DES MAXIMA :**

Cette stratégie génère une commande qui représente la valeur moyenne de toutes les valeurs pour lesquelles la fonction d'appartenance résultante est maximale.

- **METHODE DU CENTRE DE GRAVITE :**

Cette méthode est la plus utilisée dans les contrôles flous, elle génère le centre de gravité \bar{y} de la fonction d'appartenance issue de l'inférence.

L'abscisse du centre de gravité peut être déterminé à l'aide de la relation suivante [31,35].

$$\bar{y} = \frac{\int y \cdot m_{res}(y) \cdot dy}{\int m_{res}(y) \cdot dy} \quad (\text{III.20})$$

L'intégrale au dénominateur donne la surface, tandis que l'intégrale au numérateur correspond au moment de la surface.

La détermination du centre de gravité nécessite une envergure de calcul assez importante, surtout pour l'exécution en temps réel. De ce fait, cette méthode est la plus coûteuse en temps de calcul.

- METHODE DES HAUTEURS PONDEREES :

Au fond, cette méthode n'est rien d'autre qu'un cas particulier de la méthode du centre de gravité. Dans ce cas, nous choisissons comme fonctions d'appartenance pour la variable de sortie, des barres (rectangles de largeurs étroites), et nous aboutissons à une simplification notable de la détermination de l'abscisse du centre de gravité.

L'abscisse du centre de gravité se calcule alors à l'aide de la relation suivante [31,35].

$$\bar{y} = \frac{\sum_{i=1}^M \mu_i \cdot \bar{y}_i}{\sum_{i=1}^M \mu_i} \quad (\text{III.21})$$

où M est le nombre de règles, μ_i est le degré de confiance ou d'activation de la règle R_i et \bar{y}_i est l'abscisse du centre de gravité de l'ensemble flou de la variable de sortie associée à la règle R_i .

III.6 APPLICATION DE LA LOGIQUE FLOUE AU CONTROL D'UN PANNEAU SOLAIRE

Dans cette partie, nous nous intéressons à application de l'*optimisation* par logique floue au panneau solaire.

III.6.1 REGULATEUR DE TYPE DE MAMDANI

En 1974, E. H. MAMDANI a présenté pour la première fois, la technique de réglage par la logique floue et a conçu le premier contrôleur flou. Ce contrôleur est construit autour d'un organe de décision manipulant des règles subjectives et imprécises comme celles du langage courant qui, appliquées au système, peuvent le contrôler. L'obtention de ces règles auprès des experts qui connaissent bien le système est facile.

MACVICAR et WHELAN [31,35] ont fait une analyse sur les bases de règles de KING [31,35] et de MAMDANI et ont proposé une matrice des règles qui possède deux entrées, l'erreur et sa variation, en se basant sur les deux principes suivants :

- si la sortie à régler est égale à la valeur désirée et la variation de l'erreur est nulle, la commande sera maintenue constante.
- si la sortie à régler diverge de la valeur désirée, l'action sera dépendante du signe et de la valeur de l'erreur et de sa variation.

SYNTHESE DU REGULATEUR

La majorité des contrôleurs développés utilisent le schéma simple proposé par MAMDANI [31,35] pour le système mono-entrée / mono-sortie. Ce schéma est représenté par la figure suivante :

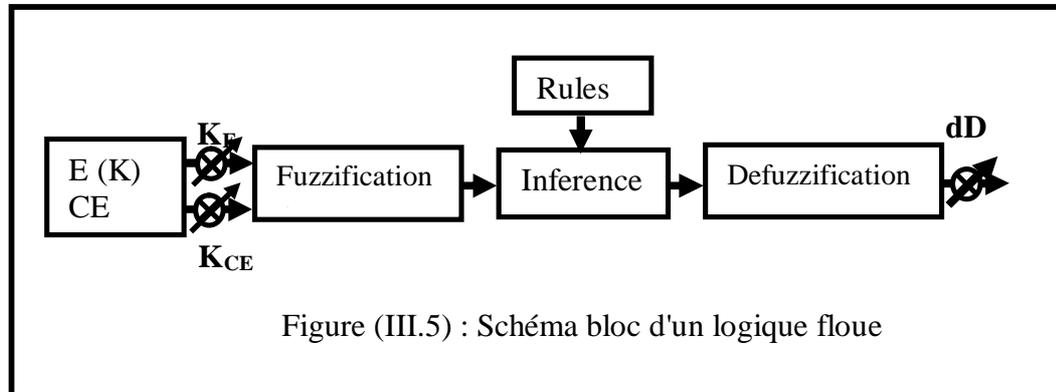


Figure (III.5) : Schéma bloc d'un logique floue

D'après ce schéma, le système est composé :

- d'un bloc de calcul de variation de l'erreur au cours du temps ($CE(k)$)
- des facteurs d'échelle associés à l'erreur, à sa variation et à la variation de la commande (dD) ;
- des règles du contrôleur flou (Inférence) ;
- d'un bloc de DEFUZZIFICATION utilisé pur convertir la variation de la commande en valeur numérique ;
- d'un bloc sommateur.

Le succès des algorithmes flous dans les systèmes industriels complexes est dû au choix des méthodes relativement pratiques, permettant avec une simplicité notable, la mise au point de tels algorithmes.

Ces méthodes permettent de formuler un ensemble de décisions en termes linguistiques, utilisant les ensembles flous pour décrire les amplitudes de l'erreur, de sa variation et de la commande appropriée. En combinant ces règles, nous pouvons tracer des tables de décision permettant de donner les valeurs de la sortie du contrôleur correspondant aux situations d'intérêt [30].

Les facteurs d'échelles doivent être choisis sur la base de l'étude du système de telle sorte que, lors des petits phénomènes transitoires, le domaine admissible pour l'erreur et sa variation ne soient pas dépassés.

Dans le cas du réglage par la logique floue, on utilise en général, des formes trapézoïdales et triangulaires pour les fonctions d'appartenance. Bien qu'ils n'existent pas de règles précises pour la définition des fonctions d'appartenance, quelques directives générales sont données, afin de conduire à un choix convenable [31] :

- En ce qui concerne les variables d'entrée, il faut éviter des lacunes ou un chevauchement insuffisant entre les fonctions d'appartenance de deux ensembles voisins. En effet, cela provoque des zones de non-intervention du régulateur (zones mortes), ce qui conduit le plus souvent à une instabilité du régulateur. De même, on évite un chevauchement trop important surtout, avec $\mu=1$, entre deux ensembles voisins.
- Pour la variable de sortie, la présence des lacunes entre les fonctions d'appartenance admissibles, même souhaitées, comme il est montré au paragraphe (III.5.4); cela aboutit à une simplification notable de la détermination de l'abscisse du centre de gravité.

III.6.2 LOI DE COMMANDE

Cette loi est fonction de l'erreur et sa variation ($D=f(E, CE)$). Par conséquent, l'activation de l'ensemble des règles de décisions associées donne la variation de la commande dD nécessaire, permettant ainsi l'ajustement d'une telle commande D . dans les cas simples, cette variation de la commande est obtenue par une simple lecture d'une table de décision définie hors ligne.

La forme de cette loi de commande est donnée par [37,38] :

$$D_{K+1} = D_K + K_{dD} \cdot dD_{K+1} \quad (\text{III.21})$$

où K_{dD} est le gain associé à la commande D_{k+1} et dD_{k+1} est la variation de la commande.

L'erreur E et la variation de l'erreur CE sont normalisées comme suit :

$$\begin{cases} X_E = K_E \cdot E \\ X_{CE} = K_{CE} \cdot CE \end{cases} \quad (\text{III.22})$$

où K_E et K_{CE} sont les facteurs d'échelles (normalisation).

Nous faisons varier ces facteurs jusqu'à ce que nous aurons un phénomène transitoire de réglage convenable. En effet, ce sont ces derniers qui fixeront les performances de la commande.

III.6.3 OPTIMISATION A CINQ CLASSES

Dans ce régulateur, l'intervalle d'intérêt de chaque variable d'entrée et de la variable de sortie est divisé en cinq classes, comme le montre la figure III.6.

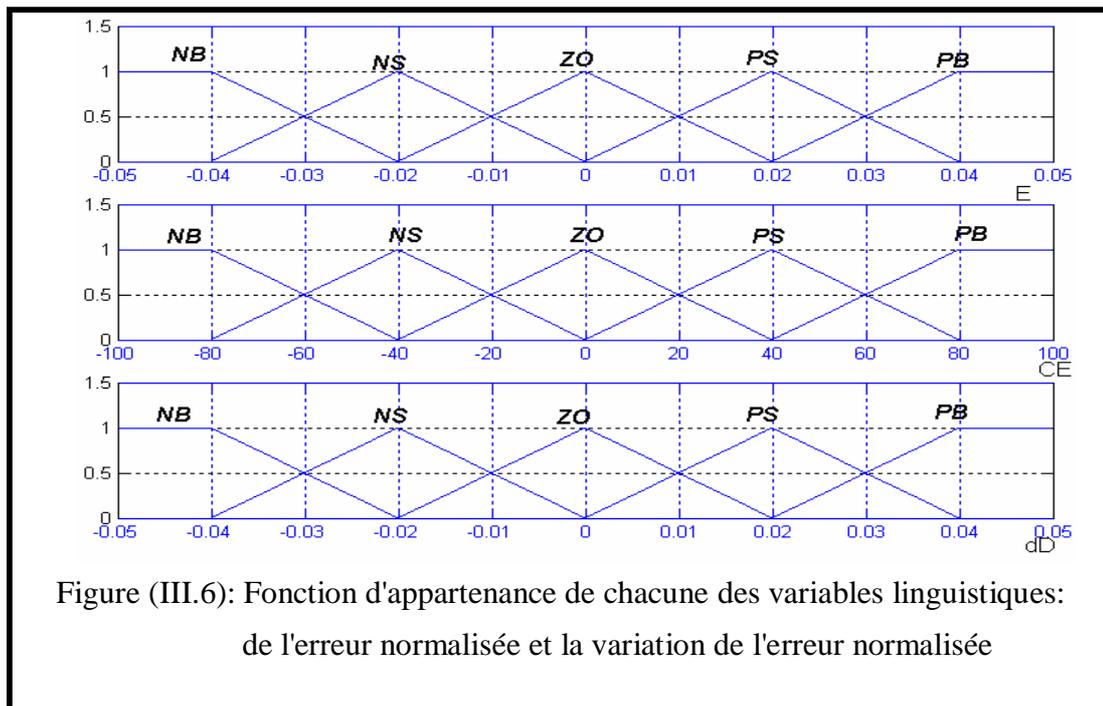


Figure (III.6): Fonction d'appartenance de chacune des variables linguistiques: de l'erreur normalisée et la variation de l'erreur normalisée

Les classes sont notées comme suit :

NB pour négatif grand, **NS** pour négatif petit, **ZO** pour environ zéro, **PS** pour positif petit, et **PB** pour positif grand.

Les règles floues permettent de déterminer le signal de sortie du régulateur en fonction des signaux d'entrée. Elles relient le signal de sortie aux signaux d'entrée par des conditions linguistiques prenant en compte l'expérience ou le savoir-faire acquis par un opérateur humain, en traduisant simplement des remarques de bon sens.

Par exemple, il est tout à fait clair que, si l'erreur est fortement négative et sa variation l'est aussi, le signal de commande doit l'être également. Au contraire, si l'erreur est environ nulle et sa variation aussi, il en sera de même de la commande. Maintenant, si l'erreur est environ nulle mais sa variation est fortement négative, ou si l'erreur est fortement négative mais sa variation est environ nulle, le signal de commande devra être fortement négatif [30].

Ces considérations conduisent à adopter une table de décision anti-diagonale, résumant les règles choisies ; cette table qui figure dans le tableau (III.1) est appelée matrice de MACVICAR – WHELAN [36].

E	CE	NB	NS	ZO	PS	PB
NB		ZO	ZO	PB	PB	PB
NS		ZO	ZO	PB	PB	PB
ZO		PS	ZO	ZO	ZO	NS
PS		NS	NS	NS	ZO	ZO
PB		NB	NB	NB	ZO	ZO

Table. (III.1) Table de règles à cinq classes

III.6.4 OPTIMISATION D'UN PANNEAU SOLAIRE

Le schéma de la figure (III.7) représente un système qui constitue un générateur photovoltaïque et un convertisseur DC-DC. L'optimisation de la puissance du panneau solaire est faite à l'aide d'un circuit de commande basé sur les données du générateur photovoltaïque et la technique de la logique floue à 5 classes selon les règles de la table (III.1).

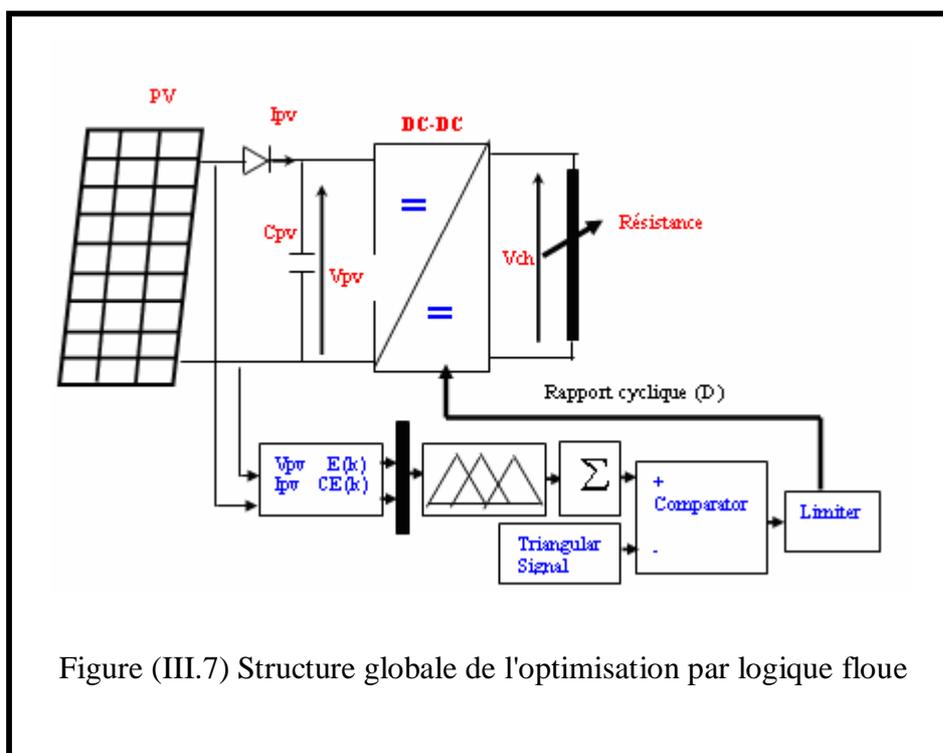


Figure (III.7) Structure globale de l'optimisation par logique floue

Le régulateur de type MAMDANI à cinq classes possède des fonctions d'appartenances qui sont représenté dans la figure (III.6).

Les étapes de calcul des différentes commandes sont les suivantes [37,38] :

1. Echantillonnage de la sortie
2. Calcul de l'erreur notée E (K) :

$$E(K) = \frac{P_{pv}(k+1) - P_{pv}(k)}{V_{pv}(k+1) - V_{pv}(k)} \quad (III.23)$$

3. Calcul de la variation de cette erreur notée CE (K):

$$CE(K) = E(K+1) - E(K) \quad (III.24)$$

4. Calcul des valeurs normalisées de E(K) et CE(K) par :

$$\begin{cases} X_E = K_E \cdot E \\ X_{CE} = K_{CE} \cdot CE \end{cases} \quad (III.25)$$

5. Calcul de la variation de la commande dD_i en suivant les étapes suivantes :

- FUZZIFICATION :

Calculer les degrés d'appartenance de E(K) et CE(K) pour les 5 classes à l'aide de leurs fonctions d'appartenance.

- INFERENCE FLOUE :

Calculer, en utilisant la table des règles de la commande (Tab.III.1), les fonctions d'appartenance résultantes de la variable linguistique dD_i à chacune de ses classes.

- DEFUZZIFICATION :

Une réduction notable de l'envergure de calcul s'obtient par l'emploi de la méthode de centre de gravité, où nous définissons des fonctions d'appartenance de forme triangulaire sans chevauchement (figure III.6). Ainsi, selon l'équation III.21, l'abscisse du centre de gravité devient :

$$dD = \frac{\sum_{j=1}^n \mu(D_j) * D_j}{\sum_{j=1}^n \mu(D_j)} \quad (III.26)$$

avec $\mu(D_j)$, le degré d'activation de la j^{ème} règle et D_i l'abscisse du centre de gravité de la j^{ème} classe.

6. Calcul de la valeur physique de la commande par :

$$D_{K+1} = D_K + K_{dD} \cdot dD_{K+1} \quad (III.27)$$

7. laisser la sortie évoluer jusqu'à la prochaine période d'échantillonnage et puis ré-exécuter toutes les règles.

III.7 RESULTAT DE SIMULATION

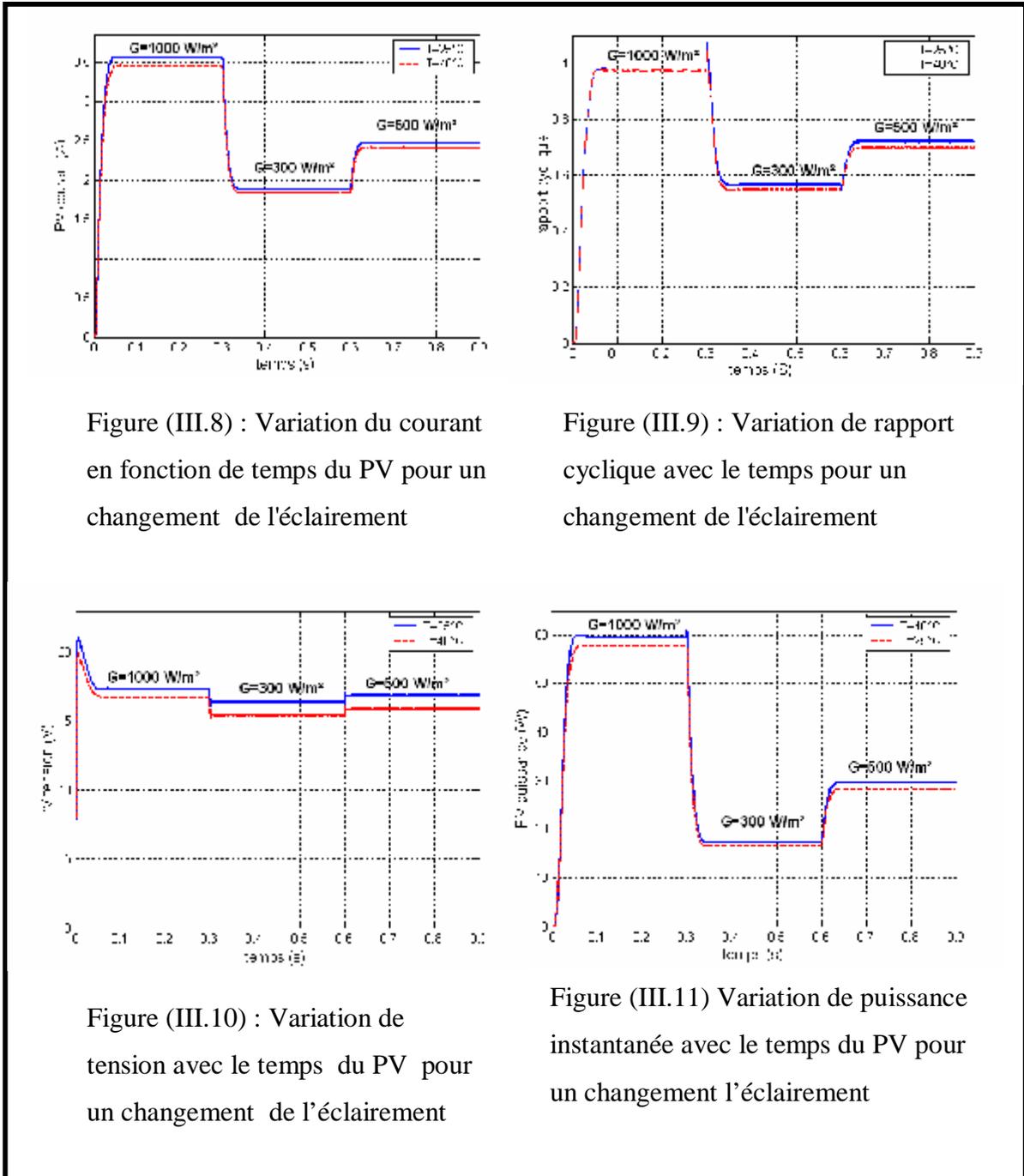


Figure (III.8) : Variation du courant en fonction de temps du PV pour un changement de l'éclairement

Figure (III.9) : Variation de rapport cyclique avec le temps pour un changement de l'éclairement

Figure (III.10) : Variation de tension avec le temps du PV pour un changement de l'éclairement

Figure (III.11) Variation de puissance instantanée avec le temps du PV pour un changement l'éclairement

Les fonctions d'appartenance à cinq classes figure (III.6) avec la base de règles montrées à la table (III.1) contrôlent l'erreur (E) et la variation de l'erreur (CE) après adaptation telle que le montre la figure (III.8) où on obtient le point optimal pour l'intensité de courant qui est de 3.5A avec un régime transitoire court de 0.04s, pour un éclairement de 1000 W/m². Après changement du niveau d'éclairement, qui chute à 300 W/m², on montre aussi que le courant

de panneau est ajusté sur sa nouvelle valeur optimale, qui est 1.7A pour ce niveau d'insolation. Après augmentation à nouveau du niveau d'insolation à 500W/m^2 , et après un régime transitoires d'environ 0.03 s, il y a réajustement au point optimal qui est de 2.5A.

Ce qui montre bien que l'optimisation permet d'améliorer sensiblement le système en réduisant le régime transitoire.

Un autre résultat, qui démontre l'efficacité de la méthode de la logique floue est la variation rapide du rapport cyclique correspondant à la puissance maximale, avec régime transitoire très court tel que le montre la figure (III.9).

La variation de la tension de PV est montrée dans figure (III.10). De la même manière que l'intensité du courant vue précédemment, au changement de la tension, le contrôleur à logique flou s'adapte à la nouvelle valeur. Les valeurs obtenues à l'état d'équilibre sont proches des valeurs optimales de tension qui sont de 18 V pour 1000W/m^2 , 15 V pour 300W/m^2 et 17 V pour 500W/m^2

La variation de la puissance instantanée de PV est montrée dans figure (III.11). Ses valeurs optimales sont près de 60 W pour un éclairage de 1000W/m^2 , 17 W pour 300W/m^2 et 30 W pour 500W/m^2 .

III.7 CONCLUSION

Dans ce chapitre, on a présenté la RLF qui permet de commander le point de puissance maximale (MPP) d'un système photovoltaïque.

Les résultats de simulation prouvent que ce système peut s'adapter aux incertitudes et donner une réponse rapide, une bonne performance en régime transitoire, peu sensible aux variations des perturbations externes.

Les résultats obtenus lors de l'application du régulateur flou de Mamdani à cinq classes ont montré un comportement satisfaisant du système ainsi que des performances élevées. Toutefois, il y a un inconvénient qui réside dans le temps de calcul qui est relativement grand.

IV.1 INTRODUCTION

Chez les êtres vivants la reconnaissance de forme, le traitement de signal, l'apprentissage, la mémorisation, la généralisation sont autant de tâches remplies quotidiennement d'une manière naturelle, c'est à partir de l'hypothèse que le comportement intelligent émerge de la structure et comportement des éléments de base du cerveau que les réseaux de neurones artificiels se sont développés. Il est donc aisé de comprendre l'intérêt marqué par l'ingénieur au neurone biologique. Sans prétendre copier le cerveau, il entend s'inspirer de l'architecture et des fonctions du système nerveux.

L'introduction des réseaux de neurones dans le domaine des sciences de l'ingénieur a été une des évolutions les plus marquées. Tout a commencé en 1943, lorsque Mc. Culloch et W. Pitts ont inventé le premier "neurone artificiel", qui n'était qu'un produit scalaire d'un vecteur d'entrées, et un vecteur de poids, suivi d'un élément à seuil. Grâce à leurs propriétés tels que le parallélisme, l'adaptation, la généralisation et approximation, le réseau de neurones constituent aujourd'hui un véritable outil pour la résolution de plusieurs problèmes où les méthodes classiques ont montré leurs limites. L'optimisation des systèmes non linéaires a été parmi les applications pour lesquelles les réseaux de neurones ont été utilisés, notamment, après l'apparition de la rétropropagation. C'est dans ce contexte qu'on va utiliser cette technique de l'intelligence artificielle, pour optimiser un système photovoltaïque [45].

Le quatrième chapitre du présent mémoire se compose de deux parties :

La première consiste en un aperçu sur les réseaux de neurones, leur définition, architecture, ainsi que sur l'opération d'apprentissage qui est l'étape la plus importante dans la construction de réseaux de neurones.

La deuxième partie traitera l'opération d'optimisation par réseaux de neurones d'un système photovoltaïque lors de changement d'éclairement.

Des résultats de simulation de cette opération d'optimisation seront présentés et discutés à la fin de ce chapitre.

IV.2 DEFINITION

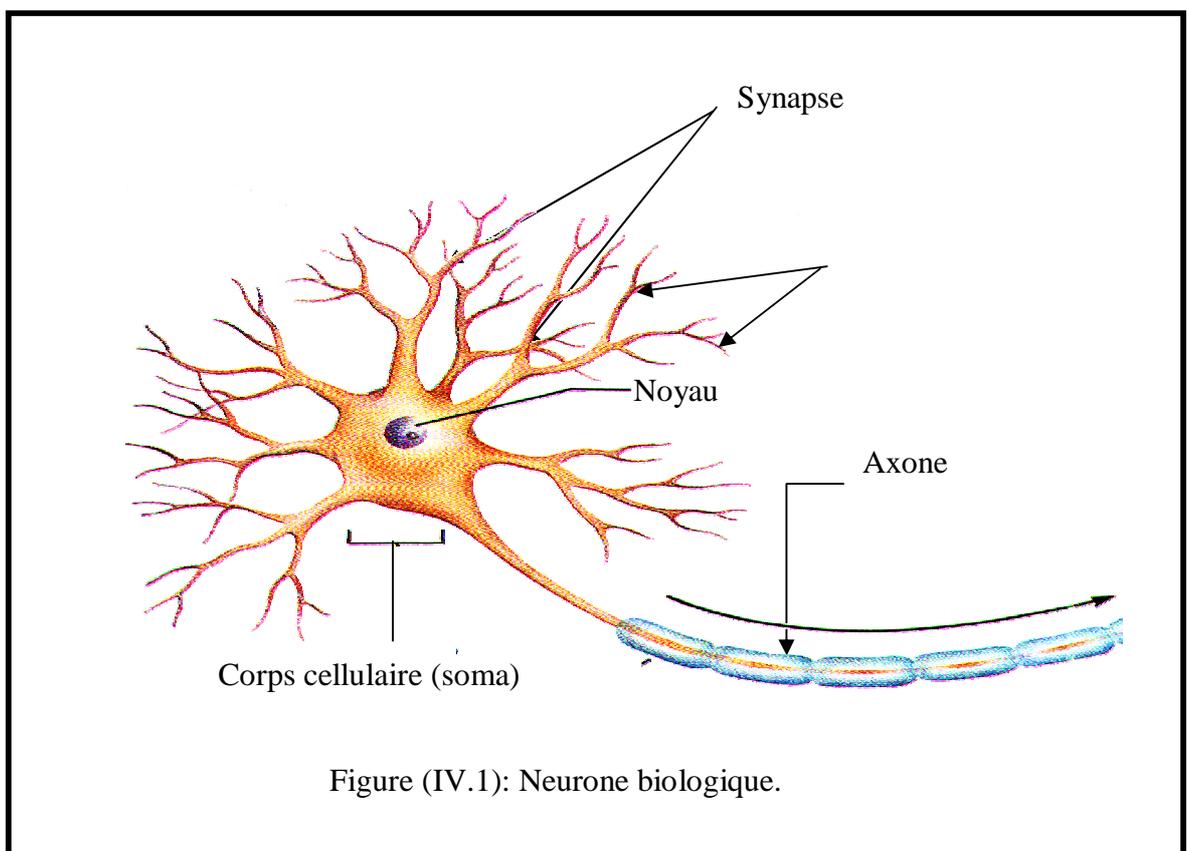
Un réseau de neurone est une implémentation artificielle des mécanismes de base observés dans le cerveau, entre neurone, dendrites et synapses. Chaque réseau est constitué par un ensemble d'unités élémentaires interconnectées fonctionnant en parallèle. Chaque élément est capable de réaliser quelques calculs élémentaires selon l'information reçus.

IV.3 FONDEMENT BIOLOGIQUE

Le cerveau se compose d'environ 10^{12} neurones interconnectés entre eux, avec 1000 à 10000 synapses par neurone. Les neurones ne sont pas tous identiques et ils n'ont pas le même comportement. Dans notre travail nous nous intéressons aux principes fondamentaux qui sont nécessaires à la compréhension du fonctionnement des réseaux de neurones [45].

IV.3.1 BASES BIOLOGIQUES

Un neurone est une cellule particulièrement complexe spécialisée dans le traitement des signaux électriques. Son rôle est de recevoir, stocker et transmettre l'information, figure (IV.1). On peut décomposer le neurone en trois régions principales : le corps cellulaire, les dendrites et l'axone [45].



IV.3.2 CONSTITUTION DU NEURONE BIOLOGIQUE

IV.3.2.1 LE CORPS CELLULAIRE

Il contient le noyau du neurone ainsi que la machine biologique nécessaire à la synthèse des enzymes. Ce corps cellulaire de forme sphérique ou pyramidale contient ainsi les autres

molécules essentielles à la vie de la cellule. Sa taille est de quelques microns diamètre [42,45].

IV.3.2.2 LES DENDRITES

Ce sont des fines extensions qui se ramifient autour du neurone et forment une sorte de vaste arborescence. Les signaux envoyés sont captés par les dendrites. Leur taille est de quelques dizaines de micromètres de longueur [42,45].

IV.3.2.3 L'AXONE

L'information traitée est transmise vers l'extérieur, le long de l'axone, les signaux partent du neurone grâce à l'arborescence terminale que possède l'axone ; contrairement aux dendrites qui se ramifient autour du neurone, l'axone est plus long et se ramifie à son extrémité où il se connecte aux dendrites des autres neurones. Sa taille peut varier entre quelques millimètres à plusieurs mètres [42,45].

La notion de synapse explique la transmission des signaux entre un axone et une dendrite. Au niveau de la jonction, il existe un espace à travers lequel le signal électrique ne peut pas se propager. Les transmissions se font alors par l'intermédiaire des substances chimiques (les neurotransmetteurs). Quand un signal arrive de la synapse, il provoque l'émission des neurotransmetteurs qui vont se fixer sur des récepteurs de l'autre côté de l'espace inter synaptique. Quand suffisamment de molécules se sont fixés, un signal électrique est émis de l'autre côté, il y a donc une transmission [42,45].

IV.4 MODELISATION MATHÉMATIQUE DU NEURONE

BIOLOGIQUE

IV.4.1 LE NEURONE ARTIFICIEL

Le modèle mathématique d'un neurone artificiel est illustré par la figure (IV.2). Un neurone est essentiellement constitué d'un intégrateur qui effectue la somme pondérée de ses entrées. Le résultat n de cette somme est ensuite transformé par une fonction de transfert f qui produit la sortie D du neurone. Les R entrées du neurones correspondent au vecteur $P = [p_1 \ p_2 \ \dots \ p_R]$, alors que $W = [W_{1,1} \ W_{1,2} \ \dots \ W_{1,R}]$ représente le vecteur des poids du neurone. La sortie n de l'intégrateur est donnée par l'équation suivante [43,44]:

$$n = \sum_{j=1}^R W_{1,j} \cdot p_j - b \quad (\text{IV.1})$$

$$= W_{1,1} \cdot p_1 + W_{1,2} \cdot p_2 + \dots + W_{1,R} \cdot p_R - b$$

$$D = f(n) = f\left(\sum_{i=1}^R W_{ij} \cdot p_i - b\right) \tag{IV.2}$$

que l'on peut aussi écrire sous forme matricielle:

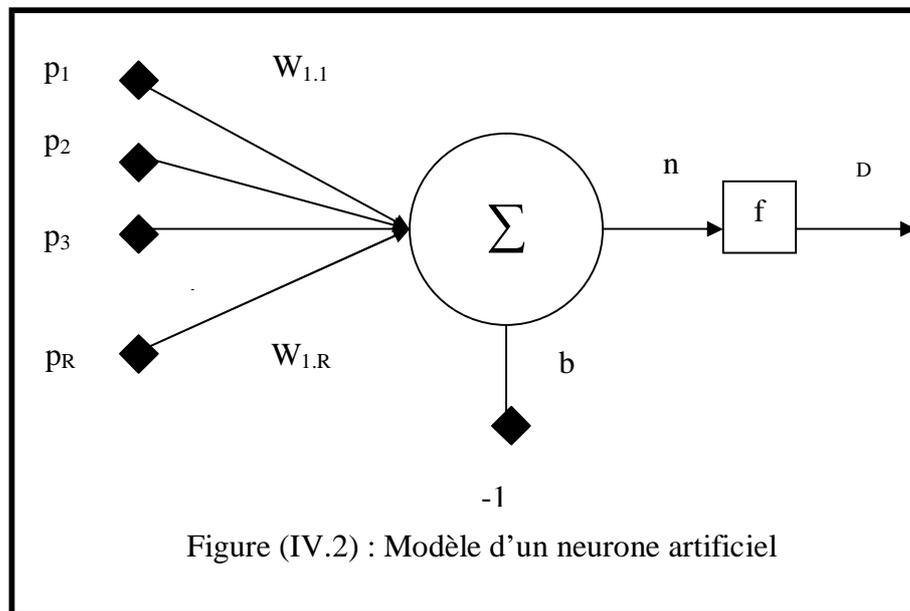
$$n = W^T \cdot P - b \tag{IV.3}$$

$$D = f(n) = f(W^T \cdot P - b) \tag{IV.4}$$

$$W = \begin{bmatrix} W_{1,1} & W_{1,2} & \dots & W_{1,R} \\ W_{2,1} & W_{2,2} & \dots & W_{2,R} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ W_{S,1} & W_{S,2} & \dots & W_{S,R} \end{bmatrix}, P = [p_1 \quad p_2 \quad \dots \quad p_R]^T \tag{IV.5}$$

P: dimension matricielle est $R \times 1$, W: dimension $S \times R$

Cette sortie correspond à une somme pondérée des poids et des entrées moins ce qu'on nomme le biais b du neurone. Le résultat n de la somme pondérée s'appelle le niveau d'activation du neurone. Le biais b s'appelle aussi le seuil d'activation du neurone. Lorsque le niveau d'activation atteint ou dépasse le seuil b, alors l'argument de f devient positif (ou nul). Sinon, il est négatif [43,44].



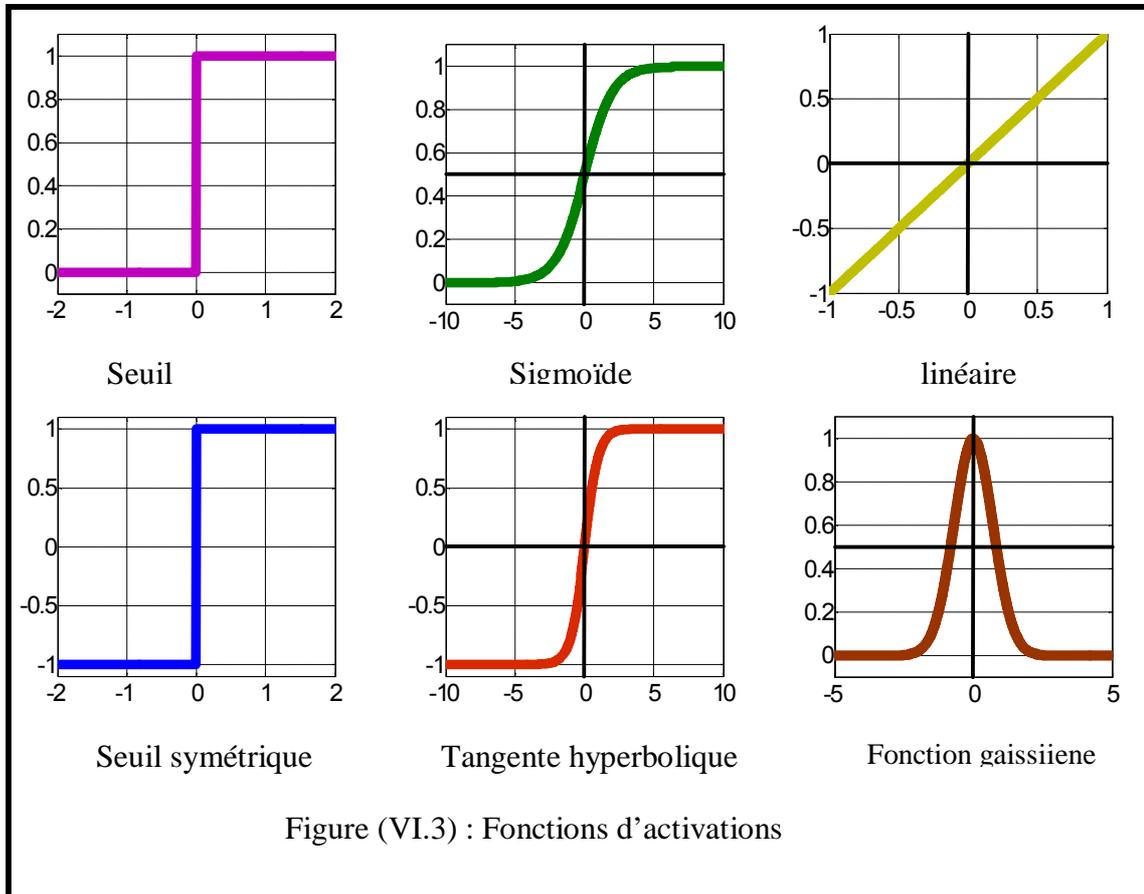
S: le nombre de neurones d'une même couche

i: le premier indice (rangée) désigne toujours le numéro de neurone sur la couche.

j: le deuxième indice (colonne) spécifie le numéro de l'entrée

IV.4.2 FONCTION D'ACTIVATION

La fonction d'activation définit l'état du neurone en fonction de son entrée totale. Elle présente la relation qui lie l'ensemble des potentiels d'activation et décision du neurone. La figure (IV.3) donne quelques fonctions d'activations les plus utilisées [45] :



IV.5 CLASSIFICATION DES RESEAUX DE NEURONES

On peut classer les RNA selon l'architecture, l'apprentissage et la fonction d'activation.

IV.5.1 ARCHITECTURE DES RESEAUX DE NEURONES

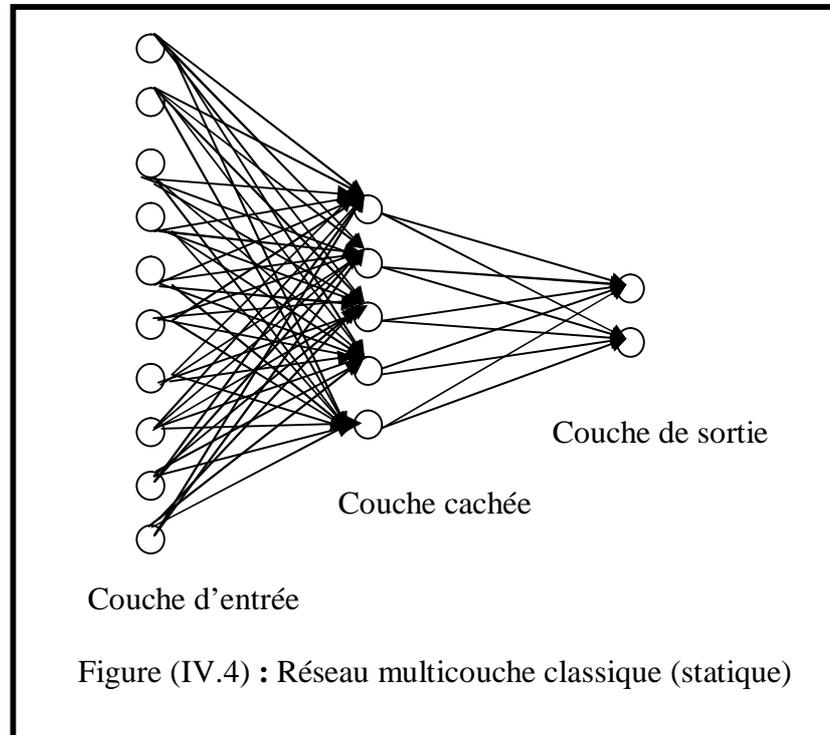
Les connexions entre les neurones qui composent le réseau décrivent la « topologie » du modèle. Le plus souvent, cette topologie fait apparaître une certaine régularité de l'arrangement des neurones ; cependant, celui-ci peut être quelconque [44].

IV.5.1.1 RESEAUX DE NEURONES MULTICOUCHES CLASSIQUES

Les neurones sont arrangés par couche. On place ensuite bout à bout plusieurs couches et l'on connecte les neurones de deux couches adjacentes. Les entrées des neurones de la deuxième couche sont en fait les sorties des neurones de la couche amont. Les neurones de la première couche sont reliés au monde extérieur et reçoivent le vecteur d'entrée. Ils calculent alors leurs sorties qui sont transmises aux neurones de la seconde couche qui calculent eux aussi leurs

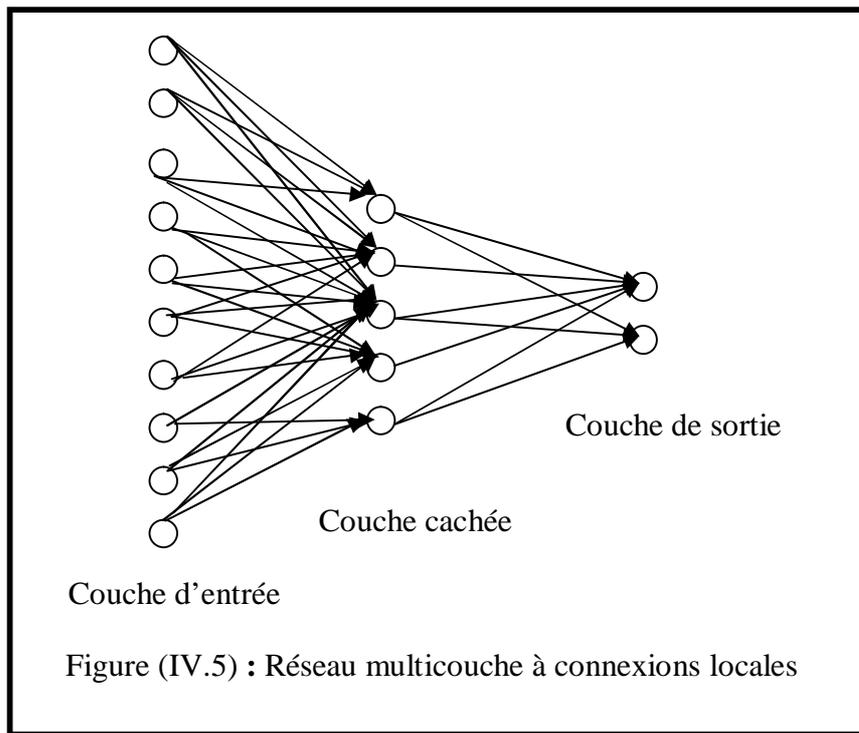
sorties et ainsi de suite de couche en couche jusqu'à celle de sortie. Il peut y avoir une ou plusieurs sorties à un réseau de neurones [43,45].

Les couches extérieures du réseau sont appelées respectivement couches d'entrée et de sortie ; les couches intermédiaires sont appelées couches cachées.



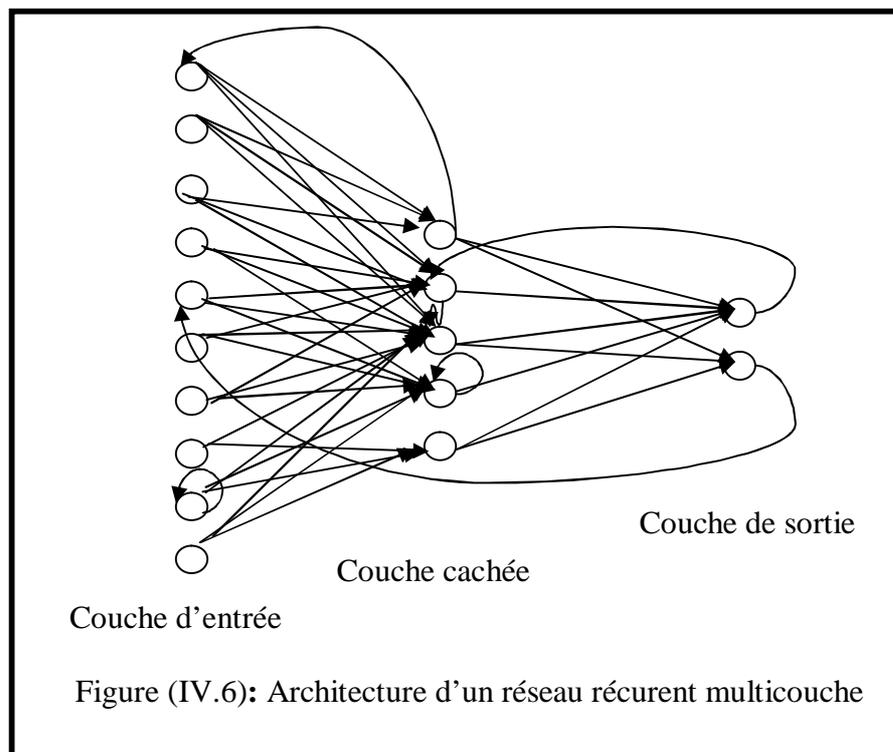
IV.5.1.2 RESEAUX A CONNEXIONS LOCALES

C'est aussi un réseau multicouche, mais tous les neurones d'une couche amont ne sont pas connectés à tous les neurones de la couche aval. Nous avons donc, dans ce type de réseau de neurones, un nombre de connexions moins important que dans le cas du réseau de neurones multicouche classique [43,44].



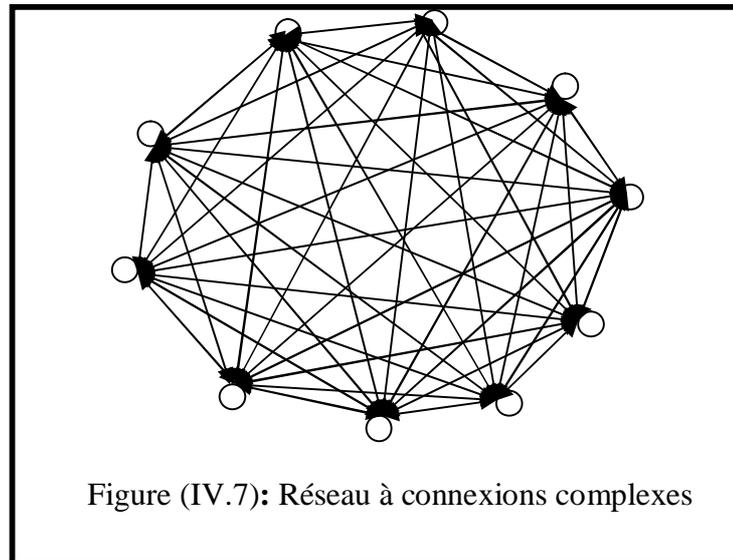
IV.5.1.3 RESEAUX DE NEURONES DYNAMIQUES (OU RECURENT)

Un réseau de ce type signifie qu'une ou plusieurs sorties de neurones d'une couche aval sont connectées aux entrées des neurones de la couche amont ou de la même couche. Ces connexions récurrentes ramènent l'information en arrière par rapport au sens de propagation défini dans un réseau multicouche.



IV.5.1.4 RESEAUX À CONNEXIONS COMPLEXES

Chaque neurone est connecté à tous les neurones du réseau y compris lui-même, c'est la structure d'interconnexion la plus générale [44].



IV.5.1.5 RESEAUX DE NEURONES A ARCHITECTURE EVOLUTIVE

Ces réseaux de neurones changent leurs structures internes pendant l'utilisation (augmentation ou diminution du nombre de neurones) [45].

IV.5.2 PROCESSUS D'APPRENTISSAGE

L'apprentissage est un processus dynamique et itératif permettant de modifier les paramètres d'un réseau en réaction avec les stimuli qu'il reçoit de son environnement.

Le type d'apprentissage est déterminé par la manière dont les changements de paramètres surviennent [43,44].

Cette définition implique qu'un réseau se doit d'être stimulé par un environnement, qu'il subisse des changements en réaction avec cette stimulation, et que ceux-ci provoquent dans le futur une réponse nouvelle vis-à-vis de l'environnement. Ainsi, le réseau peut s'améliorer avec le temps [42, 43,44].

Dans la plupart des architectures que nous étudierons, l'apprentissage se traduit par une modification de l'efficacité synaptique, c'est-à-dire par un changement dans la valeur des poids qui relient les neurones d'une couche à l'autre.

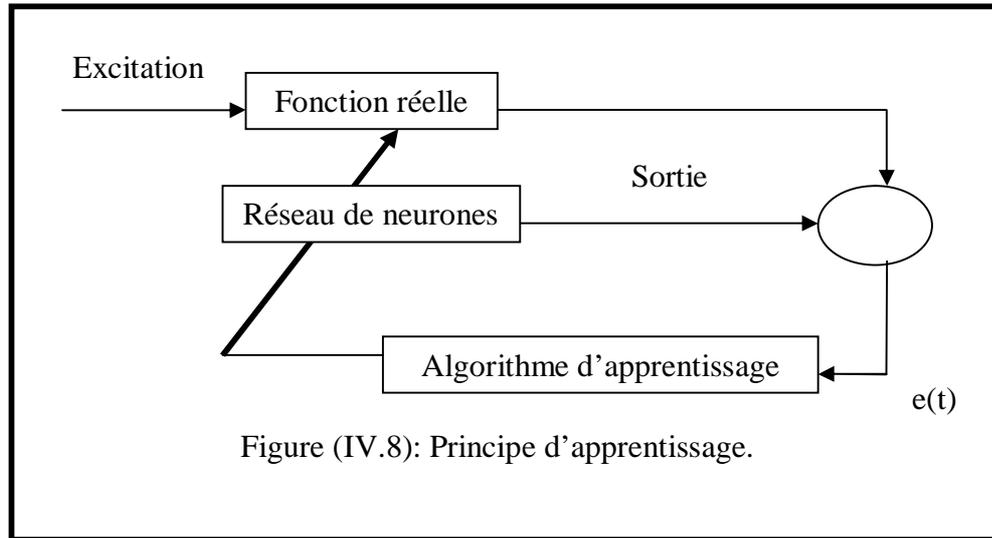
Soit le poids W_{ij} reliant le neurone i à son entrée j . Au temps t , un changement $\Delta W_{ij}(t)$ de poids peut s'exprimer simplement de la façon suivante [42,43,45]:

$$\Delta W_{ij}(t) = W_{ij}(t+1) - W_{ij}(t), \quad (\text{IV.6})$$

et, par conséquent, $W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \Delta W_{ij}(t)$,

avec $W_{i,j}(t+1)$ et $W_{i,j}(t)$ respectivement les nouvelle et ancienne valeurs du poids $W_{i,j}$.

Un ensemble de règles bien de finies permettant de réaliser un tel processus d'adaptation des poids, constitue ce qu'on appelle l'algorithme d'apprentissage du réseau, figure (IV.8).



Il existe différents types de règles ainsi que différents principes pouvant guider l'apprentissage d'un réseau de neurone :

IV.5.2.1 PAR CORRECTION D'ERREUR

La première règle que l'on peut utiliser est fondée sur la correction de l'erreur observée en Sortie. Soit $D_i(t)$ la sortie que l'on obtient pour le neurone i au temps t . Cette sortie résulte d'un stimulus $p(t)$ que l'on applique aux entrées du réseau dont un des neurones correspond au neurone i . Soit $d_i(t)$ la sortie que l'on désire obtenir pour ce même neurone i au temps t . alors, $D_i(t)$ et $d_i(t)$ seront généralement différents et il est naturel de calculer l'erreur $e_i(t)$ entre ce qu'on obtient et ce qu'on voudrait obtenir [42, 43,45]:

$$e_i(t) = d_i(t) - D_i(t) \quad (IV.7)$$

et de chercher un moyen de réduire autant que possible cette erreur. Sous forme vectorielle, on obtient:

$$e(t) = d(t) - D(t) \quad (IV.8)$$

avec $e(t) = [e_1(t) \ e_2(t) \ \dots \ e_i(t) \ \dots \ e_s(t)]$ qui désigne le vecteur des erreurs observées sur les S neurones de sortie du réseau.

L'apprentissage par correction des erreurs consiste à minimiser un indice de performance F basé sur les signaux d'erreur $e_i(t)$, dans le but de faire converger les sorties du réseau avec ce qu'on voudrait qu'elles soient. Un critère très populaire est la somme des erreurs quadratiques

$$F(e(t)) = \sum_{i=1}^S e_i^2(t) = e(t)^T e(t) \quad (IV.9)$$

Maintenant, il importe de remarquer que les paramètres libres d'un réseau sont ses poids.

Prenons l'ensemble de ces poids et assemblons-les sous la forme d'un vecteur $W(t)$ au temps t . Pour minimiser $F(e(t)) = F(w(t)) = F(t)$, nous allons commencer par choisir des poids initiaux : ($t = 0$) au hasard, puis nous allons modifier ces poids de la manière suivante [43]:

$$W(t+1) = W_{ij}(t) + \eta \cdot X(t), \quad (\text{IV.10})$$

où le vecteur $X(t)$ désigne la direction dans laquelle nous allons chercher le minimum et η est une constante positive déterminant l'amplitude du pas dans cette direction (la vitesse d'apprentissage).

L'objectif est de faire en sorte que $F(t+1) < F(t)$.

Mais comment peut-on choisir la direction x pour que la condition précédente soit respectée?

Pour conserver la condition précédente, on choisit:

$$X(t) = -\nabla F(t) \quad (\text{IV.11})$$

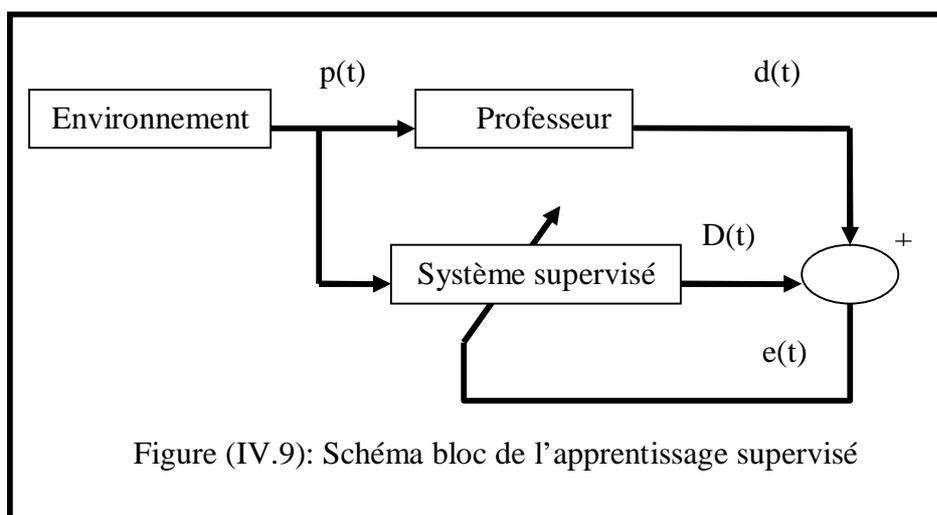
$$\Delta W(t) = -h \cdot \nabla F(t) \quad (\text{IV.12})$$

$\nabla F(t)$: désigne le gradient de F par rapport à ses paramètres libres (les poids W) au temps t .

Cette méthode est appelée « descente du gradient » [43,45].

IV.5.2.2 APPRENTISSAGE SUPERVISE

L'apprentissage dit superviser est caractérisé par la présence d'un professeur qui possède une connaissance approfondie de l'environnement dans lequel évolue le réseau de neurones. En pratique, les connaissances de ce professeur prennent la forme d'un ensemble de Q couples de vecteurs d'entrée et de sortie que nous noterons $\{(p_1, d_1), (p_2, d_2), \dots, (p_Q, d_Q)\}$, où p_i désigne un stimulus (entrée) et d_i la cible pour ce stimulus, c'est-à-dire les sorties désirées du réseau. Chaque couple (p_i, d_i) correspond donc à un cas d'espèce de ce que le réseau devrait produire (la cible) pour un stimulus donné. Pour cette raison, l'apprentissage supervisé est aussi qualifié d'apprentissage [43].



L'apprentissage supervisé est illustré d'une manière conceptuelle à la figure (IV.9).

L'environnement est inconnu du réseau. Celui-ci produit un stimulus p qui est acheminé à la fois au professeur et au réseau. Grâce à ses connaissances intrinsèques, le professeur produit une sortie désirée $d(t)$ pour ce stimulus. On suppose que cette réponse est optimale. Elle est ensuite comparée (par soustraction) avec la sortie du réseau pour produire un signal d'erreur $e(t)$ qui est re-injecté dans le réseau pour modifier son comportement via une procédure itérative qui, éventuellement, lui permet de simuler la réponse du professeur. Autrement dit, la connaissance de l'environnement par le professeur est graduellement transférée vers le réseau jusqu'à l'atteinte d'un certain critère d'arrêt [43].

Par la suite, on peut éliminer le professeur et laisser le réseau fonctionner de façon autonome.

IV.5.2.3 APPRENTISSAGE PAR RENFORCEMENT

Dans cette approche, le réseau doit prendre la corrélation entrée / sortie via une estimation de son erreur. Il fournit que des indications imprécise échec /succès [45].

IV.5.2.4 APPRENTISSAGE NON SUPERVISE

Ce type d'apprentissage que nous abordons est dit non supervisé ou encore « auto-organisée ». Il est caractérisé par l'absence complète de professeur, c'est-à-dire qu'on ne dispose ni d'un signal d'erreur, comme dans le cas supervisé, ni d'un indice de satisfaction, comme dans le cas par renforcement. Nous ne disposons donc que d'un environnement qui fournit des stimuli et d'un réseau qui doit apprendre sans intervention externe. En assimilant les stimuli de l'environnement à une description de son état interne, la tâche du réseau est alors de modéliser cet état le mieux possible. Pour y arriver, il importe d'abord de définir une mesure de la qualité pour ce modèle, et de s'en servir par la suite pour optimiser les paramètres libres du réseau, c'est-à-dire ses poids synaptiques. A la fin de l'apprentissage, le réseau a développé une habilité à former des représentations internes des stimuli de l'environnement permettant d'encoder les caractéristiques de ceux-ci et, par conséquent, de créer automatiquement des classes de stimuli similaires.

IV.5.2.5 APPRENTISSAGE HYBRIDE

Le modèle hybride reprend en fait les deux approches; supervisé et non supervisé, puisque une partie des poids va être déterminée par apprentissage supervisé et l'autre partie par apprentissage non supervisé [45].

IV.6 REGLE D'APPRENTISSAGE

IV.6.1 PRINCIPE DE LA RETRO PROPAGATION [42, 43,44]

Dans cette méthode, l'erreur commise en sortie du réseau sera propagée vers les couches cachées, d'où le nom de rétro propagation. Cette méthode est basée sur l'algorithme de la descente du gradient.

L'équation qui décrit les sorties d'une couche k dans un perceptron multicouche est donnée par :

$$D^k = f^k(W^k \cdot D^{k-1} - b^k), \text{ pour } k = 1, \dots, M \quad (\text{IV.13})$$

où M est le nombre total de couches et $D^0 = p$ définit le cas de base de cette formule de récurrence. Les sorties du réseau correspondent alors à D^M .

L'algorithme de rétro propagation est une généralisation de la règle (LMS) (minimise l'erreur quadratique moyenne, ou Least Mean Square). Tous deux utilisent comme indice de performance l'erreur quadratique moyenne, et tous deux permettent un apprentissage de type supervisé avec un ensemble d'association stimulus/cibles $\{(p_q, d_q)\}$, $q = 1, \dots, Q$, où p_q représente un vecteur stimulus (entrées) et d_q un vecteur cible (sorties désirées). A chaque instant t, on peut propager vers l'avant un stimulus différent $p(t)$, pour obtenir un vecteur de sorties $D(t)$. Ceci nous permet de calculer l'erreur $e(t)$ entre ce que le réseau produit en sortie pour ce stimulus et la cible $d(t)$ qui lui est associée :

$$e(t) = d(t) - D(t) \quad (\text{IV.14})$$

L'indice de performance F permet de minimiser l'erreur quadratique moyenne:

$$F(x) = E [e(t)^T \cdot e(t)] \quad (\text{IV.15})$$

$E[.]$ désigne l'espérance mathématique et le vecteur x regroupe l'ensemble des poids et des biais du réseau. Nous allons approximer cet indice par l'erreur instantanée :

$$\hat{F} = e(t)^T \cdot e(t) \quad (\text{IV.16})$$

et nous allons utiliser la méthode de la descente du gradient pour optimiser x:

$$\Delta W_{i,j}^k(t) = -\eta \cdot \frac{\partial \hat{F}}{\partial W_{i,j}^k} \quad (\text{IV.17})$$

$$\Delta b_i^k = -\eta \frac{\partial \hat{F}}{\partial b_i^k} \quad (\text{IV.18})$$

η désigne le taux d'apprentissage.

La procédure d'optimisation est donc très semblable à celle de la règle LMS. Cependant, il faut faire face à deux difficultés supplémentaires. Premièrement, les fonctions de transfert des

neurones ne sont plus nécessairement linéaires. Leur dérivée partielle ne sera donc plus constante. Deuxièmement, on ne possède les sorties désirées (les cibles) que pour les neurones de la couche de sortie. C'est surtout cette deuxième observation qui va poser problème [42]

Pour calculer la dérivée partielle de \hat{F} , il faudra faire appel à la règle de chaînage des dérivées [42] :

$$\frac{df[n(W)]}{dW} = \frac{df[n]}{d[n]} \cdot \frac{dn(W)}{dW} \quad (\text{IV.19})$$

On se sert de cette règle pour calculer les dérivées partielles des équations (IV.17) et (IV.18) :

$$\frac{\partial \hat{F}}{\partial W_{i,j}^k} = \frac{\partial \hat{F}}{\partial n_i^k} \cdot \frac{\partial n_i^k}{\partial W_{i,j}^k} \quad (\text{IV.20})$$

$$\frac{\partial \hat{F}}{\partial b_{i,j}^k} = \frac{\partial \hat{F}}{\partial n_i^k} \cdot \frac{\partial n_i^k}{\partial b_{i,j}^k} \quad (\text{IV.21})$$

Le deuxième terme de ces équations est facile à calculer car les niveaux d'activation n_i^k de la couche k dépendent directement des poids et des biais sur cette couche:

$$n_i^k = \sum_{j=1}^{S^{k-1}} W_{i,j}^k \cdot D_j^{k-1} - b_i^k \quad (\text{IV.22})$$

Par conséquent :

$$\frac{\partial n_i^k}{\partial W_{i,j}^k} = D_j^{k-1} \quad , \quad \frac{\partial n_i^k}{\partial b_i^k} = -1 \quad (\text{IV.23})$$

On remarque que cette partie de la dérivée partielle de \hat{F} par rapport à un poids (ou un biais) est toujours égale à l'entrée de la connexion correspondante.

Maintenant on définit, pour le premier terme des équations (IV.20) et (IV.21), la sensibilité s_i^k de \hat{F} aux changements dans le niveau d'activation n du neurone i de la couche k :

$$s_i^k \equiv \frac{\partial \hat{F}}{\partial n_i^k} \quad (\text{IV.24})$$

On peut alors réécrire les équations (IV.21) et (IV.20), de la façon suivante:

$$\frac{\partial \hat{F}}{\partial W_{i,j}^k} = s_i^k \cdot D_j^{k-1} \quad (\text{IV.25})$$

$$\frac{\partial \hat{F}}{\partial b_i^k} = -s_i^k \quad (IV.26)$$

et les expressions des équations (IV.17) et (IV.18), de la façon suivante:

$$\Delta W_{i,j}^k(t) = -h.s_i^k(t).D_j^{k-1}(t) \quad (IV.27)$$

$$\Delta b_i^k(t) = h.s_i^k(t) \quad (IV.28)$$

Ce qui donne en notation matricielle :

$$\Delta W^k(t) = -h.s^k(t).D^{k-1}(t), \quad (IV.29)$$

$$\Delta b^k = h.s^k(t), \quad (IV.30)$$

$$s^k \equiv \frac{\partial \hat{F}}{\partial n^k} = \left[\begin{array}{cccc} \frac{\partial \hat{F}}{\partial n_1^k} & \frac{\partial \hat{F}}{\partial n_2^k} & \cdot & \cdot \\ \frac{\partial \hat{F}}{\partial n_{s^k}^k} & & & \end{array} \right]^T \quad (IV.31)$$

IV.6.2 CALCUL DES SENSIBILITES [43]

Il reste maintenant à calculer les sensibilités s ; ce qui demandera une nouvelle application de la règle de chaînage des dérivées. Dans ce cas, nous obtiendrons une formule de récurrence où la sensibilité des couches en amont (entrées) dépendra de la sensibilité des couches en aval (sorties). C'est de là que provient l'expression « rétro propagation », car le sens de propagation de l'information est inversé par rapport à celui de l'équation (IV.13).

Pour dériver la formule de récurrence des sensibilités, nous allons commencer par calculer la matrice suivante :

$$\frac{\partial n^{k+1}}{\partial n^k} = \left[\begin{array}{cccc} \frac{\partial n_1^{k+1}}{\partial n_1^k} & \frac{\partial n_1^{k+1}}{\partial n_2^k} & \cdot & \cdot \\ \frac{\partial n_2^{k+1}}{\partial n_1^k} & \frac{\partial n_2^{k+1}}{\partial n_2^k} & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \frac{\partial n_{s^{k+1}}^{k+1}}{\partial n_1^k} & \frac{\partial n_{s^{k+1}}^{k+1}}{\partial n_2^k} & \cdot & \cdot \end{array} \right] \quad (IV.32)$$

Cette matrice énumère toutes les sensibilités des niveaux d'activation d'une couche par rapport à ceux de la couche précédente. Considérons´ chaque élément (i,j) de cette matrice :

$$\begin{aligned} \frac{\partial n_i^{k+1}}{\partial n_j^k} &= \frac{\partial}{\partial n_j^k} \left(\sum_{l=1}^{S^k} W_{i,l}^{k+1} \cdot D_i^k - b_i^{k+1} \right) = W_{i,j}^{k+1} \cdot \frac{\partial D_j^k}{\partial n_j^k} \\ &= W_{i,j}^{k+1} \frac{\partial f^k(n_j^k)}{\partial n_j^k} = W_{i,j}^{k+1} \cdot \dot{f}^k(n_j^k) \end{aligned} \quad (IV.33)$$

avec

$$\dot{f}^k(n_j^k) = \frac{\partial f^k(n_j^k)}{\partial n_j^k}, \quad (IV.34)$$

Par conséquent, la matrice de l'équation (IV.32) peut s'écrire de la façon suivante:

$$\frac{\partial n^{k+1}}{\partial n^k} = W^{k+1} \cdot \dot{F}^k(n^k), \quad (IV.35)$$

$$\dot{F}^k(n^k) = \begin{bmatrix} \dot{f}^k(n_1^k) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dot{f}^k(n_2^k) & 0 & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & \dot{f}^k(n_{S^k}^k) \end{bmatrix} \quad (IV.36)$$

Ceci nous permet maintenant d'écrire la relation de récurrence pour les sensibilités :

$$\begin{aligned} s^k &= \frac{\partial \hat{F}}{\partial n^k} = \left(\frac{\partial n^{k+1}}{\partial n^k} \right)^T \cdot \frac{\partial \hat{F}}{\partial n^{k+1}} = \dot{F}^k(n^k) \cdot (W^{k+1})^T \cdot \frac{\partial \hat{F}}{\partial n^{k+1}} \\ &= \dot{F}^k(n^k) \cdot (W^{k+1})^T \cdot s^{k+1} \end{aligned} \quad (IV.37)$$

Cette équation nous permet de calculer s^1 à partir de s^2 , qui lui-même est calculé à partir de s^3 , etc., jusqu'à s^M . Ainsi les sensibilités sont rétro propagées de la couche de sortie jusqu'à la couche d'entrée :

$$s^M \rightarrow s^{M-1} \rightarrow \dots \rightarrow s^2 \rightarrow s^1, \quad (IV.38)$$

Il ne nous reste plus qu'à trouver le cas de base, s^M , permettant de mettre fin à la récurrence :

$$\begin{aligned} s_i^M &= \frac{\partial \hat{F}}{\partial n_i^M} = \frac{\partial (d - D^M)^T \cdot (d - D^M)}{\partial n_i^M} = \frac{\partial}{\partial n_i^M} \left(\sum_{i=1}^{S^M} (d_i - D_i^M) \right) \\ &= -2(d_i - D_i^M) \frac{\partial D_i^M}{\partial n_i^M} \\ &= -2(d_i - D_i^M) \dot{f}(n_i^M) \end{aligned} \quad (IV.39)$$

En notation matricielle, on écrit :

$$s^M = -2 \cdot \dot{F}^M(n^M) \cdot (d - D^M) \quad (\text{IV.40})$$

IV.7 ALGORITHME DE LA RETRO PROPAGATION

(D'ENTRAÎNEMENT) [43, 45,46]

En résumé, la démarche à suivre pour entraîner un perceptron multicouche est :

1. Initialiser tous les poids du réseau à de petites valeurs aléatoires.
2. Pour chaque association (p_q, d_q) dans la base d'apprentissage:
 - (a) Propager les entrées p_q vers l'avant à travers les couches du réseau :

$$D^0 = p_q \quad (\text{IV.41})$$

$$D^k = f^k(W^k \cdot D^{k-1} - b^k), \text{ pour } k = 1, \dots, M \quad (\text{IV.42})$$

- (b) Rétro propager les sensibilités vers l'arrière à travers les couches du réseau :

$$s^M = -2 \cdot \dot{F}^M(n^M) \cdot (d_q - D^M) \quad (\text{IV.43})$$

$$s^k = \dot{F}^k(n^k) \cdot (W^{k+1})^T \cdot s^{k+1}, \text{ pour } k = M-1, \dots, 1. \quad (\text{IV.44})$$

- (c) Mettre à jour les poids et biais:

$$\Delta W^k = -h \cdot s^k \cdot (D^{k-1})^T, \text{ pour } k = 1, \dots, M. \quad (\text{IV.45})$$

$$\Delta b^k = h \cdot s^k, \text{ pour } k = 1, \dots, M. \quad (\text{IV.46})$$

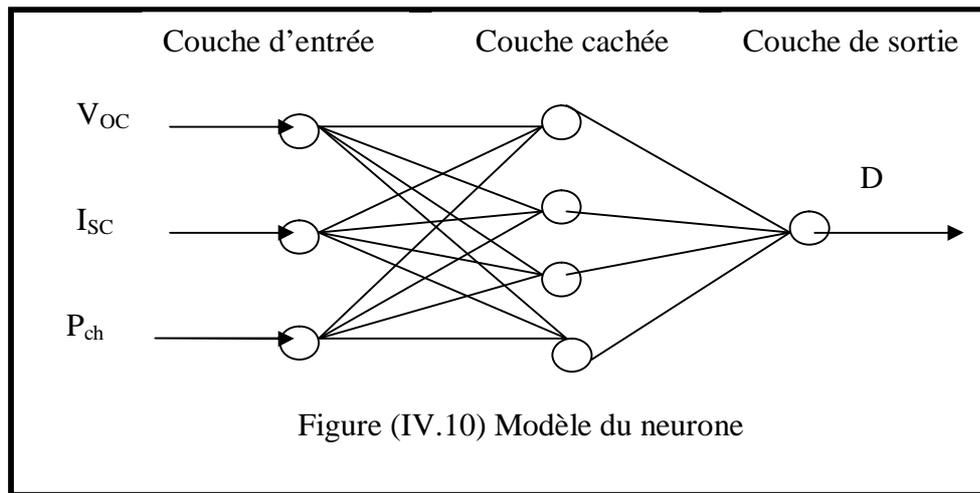
3. Si le critère d'arrêt est atteint, alors stop.
4. Sinon, permuter l'ordre de présentation des associations de la base d'apprentissage.
5. Recommencer à l'étape 2.

IV.8 OPTIMISATION DU SYSTEME PHOTOVOLTAIQUE PAR RESEAU DE NEURONES

La structure du réseau de neurones utilisée (figure IV.10) pour modéliser le comportement du système photovoltaïque en utilisant un ensemble d'échantillons obtenus par simulation en temps différé, est composée de:

- une couche d'entrée de trois neurones
- une couche cachée quatre neurones
- une couche de sortie d'un seul 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 sigmoïde.



Une fois la structure du réseau fixée, l'opération de l'optimisation du système photovoltaïque sera réalisée en deux étapes :

- L'étape d'apprentissage du réseau de neurone, durant laquelle les poids et les paramètres du réseau vont être ajustés de manière à minimiser la somme des erreurs quadratiques entre les rapports cycliques de la sortie et de la sortie désirée. L'erreur quadratique globale est calculée et utilisée pour corriger les poids de la couche de sortie. Puis, par rétro propagation de cette erreur, en utilisant l'algorithme de rétro propagation.
- L'étape d'optimisation consiste à simuler avec finesse le comportement du réseau de neurones conçu dans la première étape. Le schéma de simulation, figure (IV.11), et les résultats de cette simulation sont représentés sur les figures suivantes.

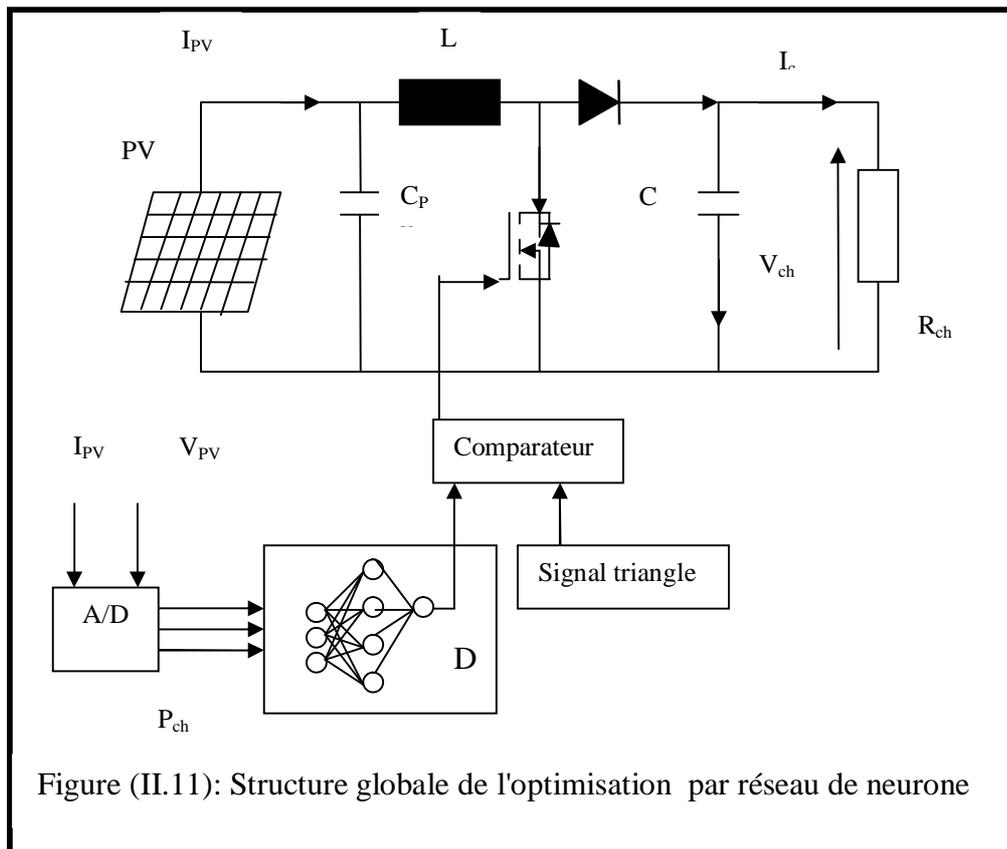


Figure (II.11): Structure globale de l'optimisation par réseau de neurone

IV.9 RESULTATS DE SIMULATION

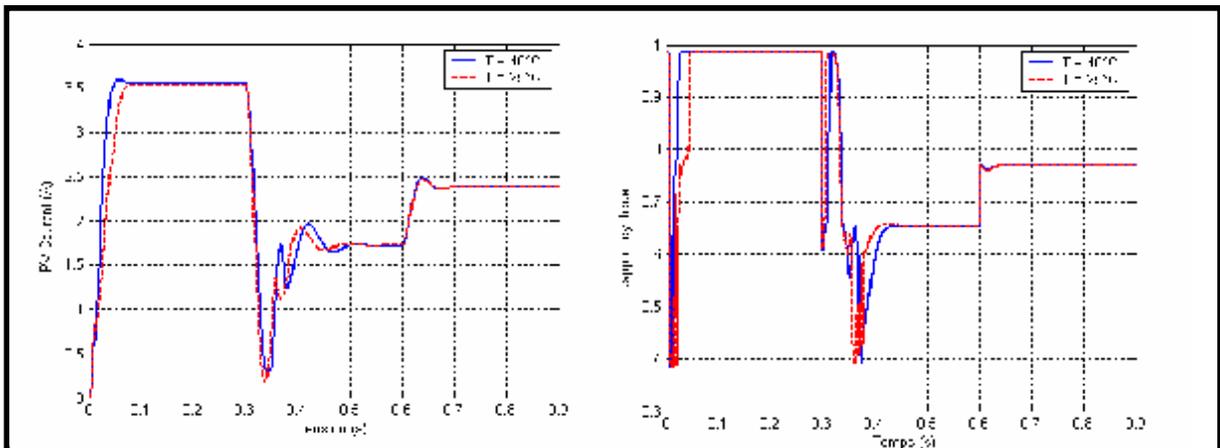


Figure (IV.12): Variation du courant en fonction de temps du PV pour un changement l'éclairement

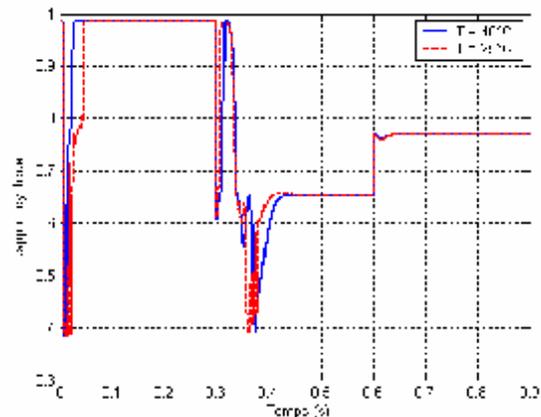


Figure (IV.13) : Variation de rapport cyclique avec le temps pour un changement l'éclairement

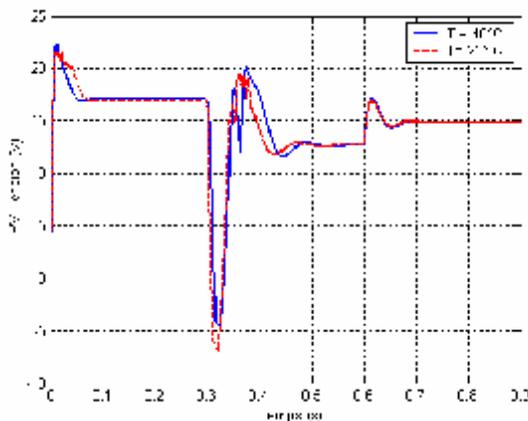


Figure (IV.14) : Variation de tension avec le temps du PV pour un changement l'éclairement

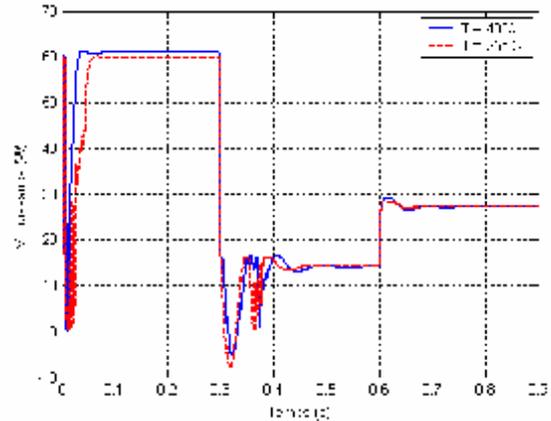


Figure (IV.15) Variation de puissance instantanée avec le temps du PV pour un changement l'éclairement

La matrice des poids et des vecteurs de biais est donnée après les calculs de logarithme de rétro propagation ; l'adaptation est montrée dans la figue (IV.12) où on obtient le point optimale 3.5 A, avec un régime transitoire de 0.1 (s) lorsque l'éclairement passe de 1000W/m² à 300 W/m². On montre qu'après une courte coupure, le courant de panneau est ajusté à une

nouvelle valeur optimale, qui est 1.7A, pour ce niveau d'insolation (300 W/m^2). Quand le niveau d'insolation augmente jusqu'à 500 W/m^2 , le point optimale devient égal à 2.4 A, après un régime transitoires d'environ 0.1s.

Un autre résultat qui montre l'efficacité de la méthode de réseau de neurone de suivi de la puissance maximum, avec régime transitoire moins long, est montré sur figure (IV.13). Il concerne le rapport cyclique qui est le coefficient d'utilisation du commutateur. Celui-ci change rapidement avec chaque éclairissement.

La variation de la tension de PV est montrée sur la figure (IV.14). De la même manière que l'intensité de courant, au changement de la tension le contrôleur à réseau de neurone s'adapte à la nouvelle valeur. Les valeurs obtenues à l'état d'équilibre sont proches des valeurs optimales de tension, qui sont de 17 V pour 1000 W/m^2 , de 12.7 V pour 300 W/m^2 et de 15 V pour 500 W/m^2 .

La variation de la puissance instantanée de PV est montrée sur la figure (IV.15). Les valeurs optimales de cette courbe sont environ de 60 W pour 1000 W/m^2 , de 14.3 W pour 300 W/m^2 et de 27.3 W pour 500 W/m^2 .

IV.10 CONCLUSION

Dans ce chapitre, on a présenté les réseaux neurones pour commander le point maximum de puissance (MPPT) d'un système photovoltaïque.

L'algorithme de rétro propagation avec les réseaux neurones a été utilisé. Les résultats de simulation prouvent que ce système peut adapter le point maximum de fonctionnement pour des variations de perturbations externes.

Les réseaux neurones ont fourni une puissance optimale plus lente par comparaison avec la logique floue mais avec un pic de régime transitoire assez petit.

CONCLUSION GENERALE

Dans ce mémoire, les optimisations par algorithme Perturbé & Observé (P&O) et par systèmes flous et par réseaux de neurones sont appliquées sur un panneau solaire pour la recherche du point maximum de puissance pour chaque éclaircissement.

Ce panneau est alimenté par un hacheur survolteur de tension avec technique de modulation de largeur d'impulsion.

Dans le premier chapitre, nous avons fait l'état de l'art tout en essayant de tenir compte du cahier de charge de notre générateur photovoltaïque. La caractérisation du modèle de la photopile paraît intéressante ; l'influence des différents paramètres climatiques et autres sur les caractéristiques $I(V)$, $P(V)$ a été abordée, ainsi qu'une synthèse d'assemblage des panneaux et une spécification des différentes zones de fonctionnement et les avantages et inconvénients de l'énergie photovoltaïque.

Une attention particulière a été portée au développement du modèle de comportement de ce système pour se rapprocher le plus possible de la réalité des phénomènes. Le système de panneau solaire étudié est constitué d'un ensemble d'éléments se trouvant en interaction que sont les panneaux photovoltaïques, le hacheur de tension et la charge.

Le modèle du panneau photovoltaïque utilisé est celui avec une seule exponentielle.

Nous avons ensuite décrit brièvement le modèle du hacheur de tension tout en considérant que ses composants sont parfaits et que la commutation de ses bras se fasse d'une manière instantané. La charge considérée est résistive.

Dans le second chapitre, une analyse théorique permettant le choix optimal par la méthode P&O a été présentée. Les résultats de simulation ont montré que cette méthode est particulièrement appropriée où les variations de l'éclaircissement se produisent en raison des conditions climatiques. Mais il existe un inconvénient de cette technique qui correspond au cas de changement rapide des conditions atmosphériques (nuage mobile). Dans ce cas, cette méthode entraîne une divergence qui va déplacer le point de fonctionnement optimal dans la direction opposée à celle de l'ondulation.

Dans le troisième chapitre, on a présenté la logique floue (RLF) pour commander le point de puissance maximale (MPP) d'un système photovoltaïque. Les résultats de simulation prouvent que cette méthode peut s'adapter et ainsi obtenir une réponse rapide, peu sensible aux variations des perturbations externes.

Les résultats obtenus lors de l'application du régulateur flou de Mamdani à cinq classes ont montré un comportement satisfaisant et des performances élevées, mais il présente l'inconvénient de nécessiter un temps de calcul relativement grand pour l'optimisation. Cependant l'utilisation d'algorithme à trois classes réduit considérablement le temps de calcul de la commande. [35]

Dans le quatrième et dernier chapitre on a présenté les réseaux neurones pour contrôler le point de puissance maximale (MPP) d'un système photovoltaïque.

L'algorithme de rétro propagation avec les réseaux neurones a été utilisé. Les résultats de simulation prouvent que ce système s'adapte aux variations de perturbations externes, et présente un pic de régime transitoire assez petit. Mais le temps de réponse est relativement lent par comparaison avec régulateur à logique floue.

En perspective de ce travail, on pourra le parfaire par :

- L'utilisation de la méthode combinée neurone - floue pour l'optimisation de la puissance maximale du système photovoltaïque.*
- L'utilisation d'un régulateur à mode glissant pour l'optimisation la puissance maximale du système photovoltaïque.*
- L'utilisation des algorithmes génétiques pour optimiser les différents gains et paramètres des systèmes flous.*
- L'utilisation des algorithmes génétiques pour optimiser les différents points de puissance maximale du système photovoltaïque.*

Références bibliographiques

- [1] B.Chaouki, B.Tarek "Optimisation floue neuronale et génétique d'un système photovoltaïque connecté au réseau", *Mémoire ingénieurs.Biskra*, 2007.
- [2] B.Omar,C.Idris, " L'intégration du photovoltaïque Au Réseau électrique Problèmes et Perspectives", *Mémoire ingénieurs. Biskra*, 2006.
- [3] A.M.Al-Ibrahim, " Optimum selection of direct-coupled photovoltaic pumping system in solar domestic hot water systems ", *thesis Doctor At the University of Wisconsin-Madison*, 1997.
- [4] A.Betka, "Perspectives for the sake of photovoltaic pumping development in the south", *thesis Doctor, Batna*,2005.
- [5] A. Mirecki, " Etude comparative de chaînes de conversion d'énergie dédiées à une éolienne de petite puissance ", *Thèse Docteur*, 2005.
- [6] R.Chenni, M.Makhlouf, T.Kerbache, A.Bouزيد, "A detailed modeling method for photovoltaic cells", *Science Direct Solar Energy*32 pp 1724-1730, 2007
- [7] R.Chenni, "Etude technico-économique d'un système de pompage photovoltaïque dans un village solaire ", *thèse Doctorat, Constantine*, 2007.
- [8] J. Royer,T. Djiako,E. Schiller,B. Sada Sy, "Le pompage photovoltaïque" ,*Manuel de cours à l'intention des ingénieurs et des techniciens, IEPF/Université d'Ottawa /EIER/CREPA.Canada*, 1998.
- [9] B. Wafa S. Samah, « étude comparative des systèmes de pompage photovoltaïque " *Mémoire ingénieurs.Biskra*, 2006
- [10] K. Benlarbi, "Optimisation floue, neuronale et neuro-floue d'un système de pompage photovoltaïque entraîné par différentes machines électriques : machine à induction, machine synchrone à aimants permanents et machine à courant continu ", *Thèse de Magister, Batna*, 2001.
- [11] M. Mustapha.Benlarbi, " Modélisation et simulation d'un système de pompage photovoltaïque ", *Thèse de Magister, Oran* 2006.
- [12] C. Frédéric, C. Thomas, " Etude et régulation d'un circuit d'extraction de la puissance maximale d'un panneau solaire de satellite".*Mémoire d'Ingénieur Industriel. Institut Supérieur Industriel Catholique du Hainaut*, 2002.
- [13] A. Ovono Zue, "Conception et simulation de système d'interfaçage de l'énergie photovoltaïque au réseau de distribution opérationnels 24H par jour", SSA2'99, *Thèse de Maîtrise en Génie Electrique, Québec*. 2007.

Références bibliographiques

- [14] A. Omole, " Analysis, Modeling and Simulation of Optimal Power Tracking of Multiple-Modules of Paralleled Solar Cell Systems ", *These Master of science, Florida 2006.*
- [15] M. Amel, C.Soulef "Simulation de conversion d'énergie et optimisation MPPT pour éolienne autonome", *Mémoire DEA.* Constantine, 2008.
- [16] Y. TIAM TAN "Impact on the power system with a large penetration of photovoltaic generation ", *These Doctor of philosophy Department of Electrical Engineering and Electronics UMIST february 2004.*
- [17] T.Amel, "Etude des performance et maximisation du couple d'un moteur à courant continu à aimant permanent sans balais PMLBDC alimenté par générateur solaire ", *Thèse magister Biskra, 2001.*
- [18] H.Sira-Ramirez, R.Silva-Ortigoza, "Control Design Techniques in Power Electronics Devices",.México City, May 2006.
- [19] A.Betka, "Perspectives for the sake of photovoltaic pumping development in the south", *thèse Doctor, Batna, 2005.*
- [20] A. Mirecki, " Etude comparative de chaînes de conversion d'énergie dédiées à une éolienne de petite puissance ", *Thèse Docteur, 2005.*
- [21] G. Segulier, "Les convertisseurs de l'électronique de puissance: La conversion continu-continu", 2^e édition, *Volume 3, 1997.*
- [22] H. Bühler, "Electronique de puissance", *Presses Polytechniques Romandes, 1989.*
- [23] P. Vas, "Modélisation numérique des moteurs BLDCM et hybride destinés à des systèmes solaires de pompage d'eau", *thèse magister, Batna, 2005.*
- [24] Miluhiko Matsui, Tatsuya Kitano, De-hong Xu, Zhong-qing Yang, " A New Maximum Photovoltaic Power Tracking Control Scheme Based on Power Equilibrium at DC Link ", *IEEE, Vol. 21, pp.804-809, 1999.*
- [25] Xiaofeng Sun, Weiyang Wu, Xin Li, Qinglin Zhao, " A Research on Photovoltaic Energy Controlling System with Maximum Power Point Tracking ", *IEEE, pp.822-826, 2002.*
- [26] Gabriele GRANDI, Domenico CASADEI, Claudio ROSSI, «Dynamic Performance of a Power Condition Applied to Photovoltaic Sources ", *EPE-PEMC, Dubrovnik & Cavtat . pp01-10, 2002.*
- [27] A. Tlemçani, H. Chekireb, M. Boucherit, " Perturb and Observe MPPT Technique Robustness Improved", *IEEE pp 845- 850, 2004.*
- [28] Nicola Femia, Giovanni Petrone, Giovanni Spagnuolo, Massimo Vitelli,

- " Optimization of Perturb and Observe Maximum Power Point Tracking Method ", *IEEE. Vol.20, N°4, pp.963-973, 2005.*
- [29] Nobuyoshi,Mutoh, Takatoshi Matuo, Kazuhito Okada,Masahiro Sakai, " Prediction-Data-Based Maximum-Power-Point-Tracking Method for Photovoltaic Power Generation Systems " , *IEEE, pp.1489-1494, 2002.*
- [30] P. Borne, J. Rozinoer, J. Y. Dieulot, "Introduction à la commande floue", *Edition Technip, 1998.*
- [31] H. Bühler, "Le réglage par la logique floue", *Presses Polytechniques Romandes, 1994.*
- [32] A. Kaufmann, " Introduction à la logique floue " , *Techniques de l'Ingénieur, traité Informatique industrielle Doc: A 120 ; R 7 032.*
- [33] J-Pierre Barrat, M. Barrat, Y. Lecluse " Application de la logique floue : commande de la température d'un four " , *Techniques de l'Ingénieur, traité Informatique industrielle, Doc: R 7 428*
- [34] B. Mhamed, "Commande floue d'un convertisseur AC-DC à UPF en cascade avec un convertisseur DC-DC double étage alimentant un système biberonnage par super capacités d'un véhicule électrique", *thèse Magister,Batna 2003.*
- [35] A. L. Nemmour, "Contribution à la commande vectorielle de la machine asynchrone à double alimentation " , *thèse Magister, Batna 2002,*
- [36] F. H. Leung, L. K. Wong, P. K. Tam, " Design and Simulation of Brushless Motor Drive Control with Fuzzy Regulator: a Control Optimization Procedure pendulum", *IEEE, pp.902-906, 1993.*
- [37] C.Yuen Won, D.Heon Kim, S.Chan Kim, W.Sam Kim,H.Sung Kim, " A New Maximum Power Point Tracker of Photovoltaic Arrays Using Fuzzy Controller " , *IEEE, pp 396-403, 19994.*
- [38] C.Hsuan Chang, Y.Kai Chen, "A fuzzy logic controlled single stage converter for PV-powered lighting system applications", *IEEE,Vol 47,N°.2, pp 287-296, , April, 2000.*
- [39] Hasan A. Yousef, " Design and Implementation of a Fuzzy Logic Computer-Controlled Sun Tracking System " , *IEEE,pp 1030-1034, 1999.*
- [40] N.Khaehintung, K.Pramotung, P.Sirisuk, "RIC microcontroller built-in fuzzy logic controller for maximum power point tracking in solar powred for battery charger", *IEEE, pp.637- 640, 2004.*

Références bibliographiques

- [41] N. Patcharaprakiti, S. Premrudeepreechacharn, Y. Sriuthaisiriwong, " Maximum power point tracking using adaptive fuzzy logic control for grid-connected photovoltaic system ", *ScienceDirect, Renewable Energy* 30, pp.1771-1778, 2005.
- [42] C. Touzet, "Le réseaux de neurones artificielles. Introduction et connexionnisme" *livre PDF, 1992.*
- [43] M. Parizeau, "Réseaux de neurones", *Livre PDF, 2004.*
- [44] F. Sorin, L. Broussard, P. Roblin, " Régulation d'un processus industriel par réseaux de neurones ", *Techniques de l'Ingénieur, traité Informatique industrielle Doc : S 7 582.*
- [45] R. Tahar "Application de l'intelligence artificielle au problème de la stabilité transitoire des réseaux électriques", *Thèse magister, Constantine 2005.*
- [46] L.Su Cha, J.Gyun Choi, G.Jong Yu, M.woong Jung, H.Lae Baek, D.Hyee Kim, "MPPT for temperature compensation of photovoltaic system with neural networks", *IEEE, Vol. 26, N°12, pp.1321-1324, December -30 Octobre 1977.*
- [47] A.Al.Amoudi , L.Zhang, " Application of radial basis function networks for solar-array modelling and maximum power-point prediction ", *IEE Proceedings. online, Vol 147, N° 5 pp310-316, September, 2005.*
- [48] R. Akkaya, A.A. Kulaksiz, O. Aydogdu, " DSP implementation of a PV system with GA-MLP-NN based MPPT controller supplying BLDC motor drive ", *ScienceDirect , Energy Conversion and Management. pp.01-10, 2006.*
- [49] K. Samangkool, S. Premrudeepreechacharn, " Maximum Power Point Tracking Using Neural Networks for Grid-Connected Photovoltaic System ", *IEEE*
- [50] P. C. Sen, " Artificial Neural Network Maximum Power Point Tracker for Solar Electric Vehicle ", *ISSN Vol 10. N°2. pp 204-208, April 2005.*
- [51] A.Mellit, S.A.Kalogirou, L.Hontoria, S. Shaari, " Artificial intelligence techniques for sizing photovoltaic systems A review ", *ScienceDirect, Renewable and Sustainable Energy Reviews, pp.01-14, 2008.*
- [52] Ali Al-Alawi, Saleh M Al-Alawi, Syed M Islam, " Predictive control of an integrated PV-diesel water and power supply system using an artificial neural network ", *ScienceDirect, Renewable Energy* 32. pp 1426-1439, 2006.
- [53] Adel Mellit , Mohamed Benghamem, " Sizing of stand-alone photovoltaic systems using neural network adaptive model ", *ScienceDirect, Desalination* 209 pp 64-72, 2007.

ANNEXE

PARAMETRES DU MODUL PHOTOVOLTAIQUE :

Puissance nominale		60 W
Courant de court circuit	I_{SC}	3.7 A
Courant optimal	I_{OP}	3.5 A
Tension de circuit ouvert	V_{OC}	22.5 V
Tension optimal	V_{OP}	18 V
Résistance série	R_S	0.08 Ω
nombre de cellule solaire	N_S	36
puissance optimale	P_{OP}	60 W

LES COEFFICIENTS DE NORMALISEES DE LA LOGIQUE FLOUE

$$K_E = 0.001.$$

$$K_{CE} = 0.055.$$

$$K_D = 1.35.$$

LES MATRICES DE POIDS ET BIAIS DE RESEAUX DE NEURONE

$$W1 = \begin{bmatrix} -0.2299 & 0.4043 & -0.7998 \\ -0.1533 & 0.1662 & 0.1755 \\ 0.4050 & -0.6310 & -0.2661 \\ -1.3438 & 0.0200 & 0.5168 \end{bmatrix};$$

$$B1 = [-0.7312 ; 0.3410; -0.2339; 0.6212];$$

$$W2 = [0.6262 \quad 1.2769 \quad -0.5407 \quad 2.9865];$$

$$B2 = 0.0013;$$

ملخص

الهدف من هذا العمل هو استخدام نظام تعقب نقطة الاستطاعة العظمي (MPPT) وفي هذا الأخير نقوم بتحسين استخدام المولد الكهربائي الشمسي بحيث نستعمل القواعد الخوارزمية كخوارزمية الاضطراب و الملاحظة و المنطق الضبابي والشبكات العصبية. وفي النهاية نقارن هذه الطرق مع بعضها البعض من اجل البحث علي النقطة العظمي لكل تغير في الضوء للمولد الكهربائي الشمسي هذا المولد يغذي مقطع (مطبر) رافع للجهد مع تقنية نموذجية عرض الموجة

Résumé

Le but de ce travail est de réaliser un système de suivi du point de puissance maximum (MPPT) et ce, afin d'optimiser l'utilisation d'un panneau photovoltaïque. Pour cela, on a utilisé des méthodes basées sur des algorithmes d'optimisation tels que l'algorithme, « Perturber & Observer » (P&O), les systèmes flous et les réseaux de neurones ont aussi été utilisés, à titre de comparaison, afin de rechercher le point de puissance maximum pour chaque changement de l'éclairement d'un panneau solaire. Ce panneau est alimenté par un hacheur survolteur de tension avec technique de modulation de largeur d'impulsion.

Abstract

This work made for realize a Maximum Power Point Tracking (MPPT) system, in the goal of optimize the using of the solar panel.

For this aim, we employed several methods based on algorithms of optimization as « Perturbed & Observer » (P&O) Algorithm. Fuzzy logic and Neuron networks systems are using as well, in the approach of a comparative study, come within reach of the (MPPT) searching in each luminosity variation of the panel. This panel is supplied by a chopper Boost voltage with the Wide Pulse Modulation control technique.