

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

Université de Mohamed El-Bachir El-Ibrahimi - Bordj Bou Arreridj

Faculté des Sciences et de la technologie

Département d'Electronique

# Mémoire

Présenté pour obtenir

LE DIPLÔME DE MASTER

Filière : Electronique.

Spécialité : Electronique des Systèmes Embarqués.

Par

Kadri Nor.

Tebbani Lamia.

## Thème

**Développement des algorithmes de poursuite du point de puissance maximale dans les systèmes Photovoltaïques basés sur les techniques d'intelligences artificielles.**

Soutenu le : 07/09/2019.

Devant le jury :

- |                           |           |
|---------------------------|-----------|
| • Dr.TALBI Mohamed-Lamine | Président |
| • Dr.LATOUI Abdelhakim    | Examineur |
| • Dr.BOUKEZATA Boualem    | Encadreur |

Année Universitaire 2018/2019.

## REMERCIEMENTS

Nous remercions Dieu Le Tout Puissant qui nous a donné le courage et la volonté pour réaliser ce travail.

Nous exprimons notre profonde gratitude à Monsieur **Dr. BOUKEZATA Boualem** d'abord pour avoir proposé ce thème, ensuite pour avoir assumé la responsabilité de notre encadrement, enfin pour nous avoir orienté et nous avoir conseillé tout au long de la réalisation de ce travail ainsi que pour la confiance qu'il nous a accordée, cette personne a été primordiale à l'aboutissement de ce travail.

Nous remercions très chaleureusement les membres du jury pour l'honneur qu'ils nous ont fait en acceptant d'être lecteurs et critiques de notre mémoire.

Nous réservons une place toute particulière à nos parents pour leurs soutiens inconditionnels tout au long de notre travail, sans lesquels rien n'aurait été possible.

Finalement, nos plus chaleureux remerciements iront à tous ceux qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de ce mémoire.

## **DÉDICACE**

*Nous dédions ce modeste travail à :*

*Nos très chers parents, qui n'ont jamais cessé de nous encourager, nos mères qui nous encouragés et soutenus durant toute nos vies, et nos pères qui ont sacrifié toutes nos vies afin de nous voir devenons ce que nous somme, nos sincères remerciements à vous.*

*À nos frères st nos sœurs ainsi qu'à tous nos ami(e)s.*

*Meilleurs vœux de succès dans vos vies.*

*À tous nos enseignants, du primaire à l'université.*

*À nos camarades de la faculté des sciences et technologie de l'université de Bordj Bou Arreridj.*

## Résumé

Aujourd'hui, l'énergie solaire photovoltaïque est largement utilisée, peut être une solution à la demande croissante de l'électricité. Alors, l'optimisation du transfert d'énergie dans la chaîne de production est nécessaire.

Dans le cadre de l'exploitation de cette énergie, nous sommes intéressés dans ce travail à l'amélioration du rendement de ce dernier par le contrôle de la poursuite du point de la puissance maximale (PPM).

La littérature propose une grande quantité des commandes de PPM lorsque le générateur photovoltaïque et la charge sont connectés à travers un convertisseur statique, Parmi ces commandes on a la commande basée sur :

- Perturbation et observation.
- Logique floue.
- Réseau de neurone artificiel.

Puis on a fait la modélisation et la simulation du fonctionnement du système photovoltaïque adapté par les commandes PPM à l'aide de l'outil MATLAB-SIMULINK, et avons comparé les résultats obtenus.

**Mots clés :** générateur photovoltaïque, convertisseur statique, PPM.

## ملخص

اليوم، يتم استخدام الطاقة الشمسية الضوئية على نطاق واسع، يمكن أن يكون حلاً للطلب المتزايد على الكهرباء. لذلك، تحسين نقل الطاقة في خط الإنتاج ضروري.

كجزء من استغلال هذه الطاقة، نحن مهتمون بهذا العمل لتحسين أداء الأخير من خلال التحكم في استمرار نقطة الطاقة القصوى (PPM).

تقدم الأدبيات كمية كبيرة من أوامر PPM عندما يكون المولد الكهروضوئي والحمل متصلاً من خلال محول ثابت، ومن بين هذه الأوامر، لدينا أمر يعتمد على:

• الاضطراب والمراقبة.

• منطق غامض.

• الشبكة العصبية الاصطناعية.

ثم قمنا بنمذجة ومحاكاة سير عمل النظام الكهروضوئي الذي تم تكييفه بواسطة أوامر PPM باستخدام أداة MATLAB-SIMULINK، وقمنا بمقارنة النتائج التي تم الحصول عليها.

**الكلمات الرئيسية:** مولد الضوئية، محول ثابت، PPM.

## Abstract

Today, photovoltaic solar energy is widely used, can be a solution to the growing demand for electricity. Therefore, the optimization of the energy transfer in the production line is necessary.

As part of the exploitation of this energy, we are interested in this work to improve the performance of the latter by controlling the continuation of the maximum power point tracking (MPPT).

The literature offers a large quantity of MPPT commands when the photovoltaic generator and the load are connected through a static converter. Among these commands, we have the command based on:

- Disturbance and observation.
- Fuzzy logic.
- Artificial Neural Network.

Then we modeled and simulated the functioning of the photovoltaic system adapted by the MPPT commands using the MATLAB-SIMULINK tool, and compared the results obtained.

**Key words:** photovoltaic generator, static converter, MPPT.

**TABLE DE MATIERES**

Table de matières ..... I  
 Table des figures .....  
 Liste des tableaux .....  
 Listes des symboles et acronymes ..... I  
 Introduction général .....1

**Chapitre 1**

**Généralité sur énergies renouvelables et système photovoltaïque**

1.1 Introduction .....4  
 1.2 Énergie renouvelable .....4  
     1.2.1 Énergie éolienne .....4  
     1.2.2 Énergie hydraulique .....5  
     1.2.3 Énergie de la Biomasse .....5  
     1.2.4 Énergie géothermique .....6  
     1.2.5 Énergie solaire .....7  
         1.2.5.1 L'énergie solaire thermique .....7  
         1.2.5.2 Energie solaire photovoltaïque .....8  
 1.3 L'effet photovoltaïque .....8  
     1.3.1 La cellule photovoltaïque .....8  
     1.3.2 La jonction PN .....9  
     1.3.3 Type des cellules .....10  
 1.4 Modélisation d'une cellule PV .....11  
     1.4.1 Cas idéal .....11  
     1.4.2 Cas réel .....12  
     1.4.3 Caractéristique d'une cellule PV .....13  
     1.4.4 Groupement de cellules PV .....14  
         1.4.4.1 Association en série .....14  
         1.4.4.2 Association en parallèle .....14  
 1.5 Modélisation d'un module PV .....15  
     1.5.1 Caractéristique d'un module PV .....15  
     1.5.2 Influence de l'ensoleillement sur le module PV .....16  
     1.5.3 Influence de la température sur le module PV.....17  
 1.6 Générateur photovoltaïque GPV .....18

1.6.1	Modélisation d'un GPV .....	18
1.7	Les caractéristiques d'un module PV .....	18
1.7.1	Le rendement .....	18
1.7.2	Le facteur de forme .....	19
1.8	Les différents types de système PV .....	19
1.8.1	Systèmes autonomes .....	19
1.8.2	Système accordée au réseau .....	19
1.9	Convertisseur Continu- Continu (Les Hacheurs) .....	20
1.10	Avantages et inconvénients de l'énergie PV .....	23
1.10.1	Avantages .....	23
1.10.2	Inconvénients .....	23
1.11	Conclusion .....	24

## **Chapitre 2**

### **Les techniques de commandes PPM**

2.1	Introduction .....	25
2.2	Fonctionnement d'un générateur photovoltaïque (GPV) à sa Puissance Maximale .....	25
2.2.1	Connexion directe GPV-Charge .....	25
2.2.2	Connexion indirecte GPV-charge par le biais d'un étage d'adaptation .....	26
2.3	Commandes PPM .....	27
2.3.1	Principe de la commande PPM .....	28
2.3.2	Variation et trajectoire du PPM .....	28
2.4	Les Algorithmes PPM .....	29
2.4.1	La Commande «Perturbation et Observation» .....	30
2.4.2	La Commande « Logique Floue» .....	31
2.4.2.1	Principe de la logique floue .....	32
2.4.2.2	Variables linguistiques et ensembles flous .....	33
2.4.2.3	La fonction d'appartenance .....	33
2.4.2.4	Les régulateurs flous .....	33
2.4.3	Les Commande « Réseaux de Neurones Artificiels» .....	36
2.4.3.1	Le neurone biologique .....	37
2.4.3.2	Le neurone formel .....	37
2.4.3.3	Le réseau de neurones artificiel .....	39

2.4.3.4 Architecture des réseaux de neurones .....	39
2.4.3.5 L'apprentissage .....	40
2.4.3.6 Les méthodes d'apprentissage .....	42
2.4.3.7 Le perceptron .....	43
2.5 Conclusion .....	45

## **Chapitre 3**

### **Modélisation, la simulation d'un système PV**

3.1 Introduction .....	46
3.2 Modélisation du générateur photovoltaïque .....	46
3.2.1 Simulation d'un générateur photovoltaïque (GPV) .....	47
3.2.2 Simulation des algorithmes PPM .....	48
3.3 Résultats et discussions .....	48
3.3.1 Algorithme perturbation et observation .....	48
3.3.2 Algorithme logique floue .....	50
3.3.3 Algorithme neurone artificielle .....	51
3.4 Etude comparative entre les commande étudiées .....	55
3.5 Conclusion .....	56
Conclusion général .....	57

**TABLE DES FIGURES**

**Chapitre 1**

Figure 1.1	Modèle de réseau de transformation de l'énergie éolienne .....	5
Figure 1.2	Centrale hydroélectrique .....	5
Figure 1.3	Synthèse de biogaz .....	6
Figure 1.4	Principe de l'énergie géothermique .....	6
Figure 1.5	L'énergie solaire thermique .....	7
Figure 1.6	L'effet photovoltaïque .....	8
Figure 1.7	Jonction P-N .....	9
Figure 1.8	Description de principe de fonctionnement de la jonction P-N .....	10
Figure 1.9	Les trois types des cellules photovoltaïques .....	11
Figure 1.10	Schéma équivalent d'une cellule solaire idéale .....	11
Figure 1.11	Schéma équivalent d'une cellule solaire réelle .....	12
Figure 1.12	Caractéristique P-V et I-V d'une cellule PV .....	13
Figure 1.13	Caractéristique I-V des cellules raccordées en série .....	14
Figure 1.14	Caractéristique I-V des cellules raccordées en parallèle .....	14
Figure 1.15	Caractéristique P-V de la cellule PV .....	15
Figure 1.16	Caractéristique I-V de la cellule PV .....	15
Figure 1.17	Caractéristique P-V d'un module PV à l'ensoleillement variable .....	16
Figure 1.18	Caractéristique I-V d'un module PV à l'ensoleillement variable .....	17
Figure 1.19	Caractéristique P-V d'un module PV à température variable .....	17
Figure 1.20	Caractéristique I-V d'un module PV à température variable .....	18
Figure 1.21	Composants d'un GPV .....	18
Figure 1.22	Circuit équivalent du BOOST .....	20
Figure 1.23	La forme de variation en fonction du rapport cyclique .....	21
Figure 1.24	Circuit équivalent du BOOST quand l'interrupteur est fermé .....	21
Figure 1.25	Circuit équivalent du BOOST quand l'interrupteur est ouvert .....	22

## Chapitre 2

Figure 2.1	Connexion directe GPV-Charge .....	26
Figure 2.2	Connexion directe GPV-Charge par le biais d'une diode anti-retour .....	26
Figure 2.3	Connexion indirecte GPV-charge .....	27
Figure 2.4	Chaîne de conversion photovoltaïque avec convertisseur (DC-DC) .....	27
Figure 2.5	Chaîne de conversion photovoltaïque .....	28
Figure 2.6	Principe de la commande PPM .....	28
Figure 2.7	Variation et trajectoire du PPM .....	29
Figure 2.8	Les 4 cas possibles lors du suivi du PPM .....	30
Figure 2.9	L'algorithme de la commande PPM de type P&O .....	31
Figure 2.10	Exemple de classification par logique classique .....	32
Figure 2.11	Exemple de classification par logique floue .....	32
Figure 2.12	L'allure de la forme triangulaire et trapézoïdale .....	33
Figure 2.13	Schéma synoptique de base de l'algorithme floue .....	34
Figure 2.14	Les sous-ensembles flous pour les entrées $\Delta P$ et $\Delta V$ .....	34
Figure 2.15	Les sous-ensembles flous pour la sortie $\Delta D$ .....	36
Figure 2.16	Neurone biologique .....	37
Figure 2.17	Le modèle d'un neurone formel .....	38
Figure 2.18	Exemple d'un réseau de neurones .....	39
Figure 2.19	Exemple de réseau non bouclé .....	40
Figure 2.20	Exemple de réseau bouclé .....	40
Figure 2.21	Schéma bloc de l'apprentissage supervisé d'un réseau de neurone .....	41
Figure 2.22	Schéma bloc de l'apprentissage non supervisé d'un réseau de neurone .....	41
Figure 2.23	Structure de perceptron à une seule couche .....	43

**Chapitre 3**

Figure 3.1 Modèle de simulation du GPV adapte par la technique PPM .....47

Figure 3.2 Modèle de simulation du GPV .....47

Figure 3.3 Les blocs SIMULINK des méthodes PPM .....48

Figure 3.4 Modèle de simulation pour l’algorithme perturbation et observation .....49

Figure 3.5 Puissance de sortie du GPV pour déférents pas de perturbation .....49

Figure 3.6 Puissance de sortie du GPV à éclairment variable .....50

Figure 3.7 Modèle de simulation commande PPM logique floue .....50

Figure 3.8 Puissance de sortie du GPV commandée par PPM de logique floue .....51

Figure 3.9 Puissance de sortie du GPV à éclairment variable .....51

Figure 3.10 Evaluation de l’erreur quadratique .....52

Figure 3.11 Approximation de fonctions .....53

Figure 3.12 Modèle de simulation commande PPM de neurone artificielle .....54

Figure 3.13 Puissance de sortie du GPV commandée par PPM de réseau de neurone artificiel...54

Figure 3.14 Puissance de sortie du GPV à éclairment variable .....54

Figure 3.15 Les puissances de sortie du GPV des différentes commandes PPM .....55

**LISTE DES TABLEAUX**

Tableau 1.1 Caractéristiques du module KC-60 .....13

Tableau 2.1 Exemple d'une table de règles pour une commande logique floue .....35

Tableau 2.2 L'analogie entre les neurones biologiques et les neurones formels .....38

---

**LISTES DES SYMBOLES ET ACRONYMES**

- **Symboles**

$I$  : Courant fourni par la cellule.

$I_{ph}$  : Photo courant.

$I_d$  : Le courant dans la diode.

$I_0$  : Courant de saturation de la diode.

$k$  : Charge de électrique.

$V$  : Tension a la borne de la cellule.

$K$  : Constante de Boltzmann.

$T$ : Température effective de la cellule.  $T_n$ : Température et de référence de la cellule.

$I_{Rp}$  : Courant traversant la résistance parallèle.

$I_{ph,n}$  : Photo courant nominal a conditions climatique standards.

$\mu$  : Coefficient de température de la photo courant.

$R_s$ : Résistance série.

$R_p$ : Résistance parallèle.

$G$  : Eclairement effective.

$G_n$  : Eclairement de référence.

$I_{0,n}$  : Courant de saturation nominal de la diode.

$E_g$  : Energie de la bande interdite de la cellule.

$I_{cc,n}$  : Courant de court-circuit nominal.

$V_{co,n}$  : Tension du circuit ouvert nominale.

$V_{t,n}$  : Tension thermique nominale.

$P$  : Puissance.

$\alpha$  : Rapport cyclique.

$N_s$  : Cellules connectées en série.

$N_p$  : Cellules connectées en parallèle.

$I_{cc,max}$  : Courant maximale de court-circuit.

$V_{co,max}$  : La tension maximale du circuit ouvert.

$P_{max}$ : La puissance maximale.

$I_{cc}$  : Courant de court-circuit.

$V_{co,max}$  : La tension de circuit ouvert.

$N_{ss}$  : Nombre de module PV connectés en série.

$N_{pp}$  : Nombre de module PV connectés en parallèle.

$\eta$  : Le rendement énergétique.

$P_r$  : La puissance du rayonnement.

$S$  : La surface du module.

FF: Le facteur de forme.

$P_e$  : La puissance d'entrée.

$P_s$  : La puissance de sortie.

$V_s$  : La tension de sortie.

$V_e$  : La tension d'entrée.

$I_s$  : Courant de sortie.

$I_e$  : Courant d'entrée.

$R$  : Résistance.

$D$  : Diode.

$C$  : Condensateur de filtrage.

$L$  : Inductance.

$i_L$ : Le courant dans l'inductance.

$I_{\min}$  : La valeur minimale du courant dans l'inductance.

$I_{\max}$  : La valeur maximale du courant dans l'inductance.

$K$  : Interrupteur.

$\Delta I$  : Ondulation du courant dans l'inductance.

$\Delta P$  : La variation de puissance.

$\Delta V$  : La variation de tension.

$\Delta D$  : La variation de rapport cyclique.

$F$  : La fonction d'activation.

$W$  : Les poids synaptiques.

$X$  : Les entres du réseau de neurone.

$Y$  : Les sorties du réseau neurone.

$n$  : Les nombres des neurones dans un même couche.

- **Acronymes**

PV : Panneau Photovoltaïque.

GPV : Générateur Photovoltaïque.

MOSFET: Métal Oxyde Semiconductor Field Effect Transistor.

IGBT: Insulated Gate Bipolar Transistor.

PPM : Point de Puissance Maximale.

P&O : Perturbation et l'Observation.

DC/DC: Direct Current to Direct Current.

MPPT: Maximum Power Point Tracking.

NG : Négative Grand.

NP : Négative Petite.

ZE : Erreur nul ou bien Zéro.

PP : Positive Petite.

PG : Positive Grand.

MCM : La méthode de Critère Maximale.

## INTRODUCTION GENERALE

Depuis des décennies la demande en énergies ne cesse d'augmenter car elles deviennent de plus en plus indispensable et essentielle dans la vie quotidienne de tout individu puisque elles sont utilisées dans tous les domaines, ses sources, est la question que le futur va poser à l'homme. Cependant l'histoire réserve parfois des surprises. Avec la diminution du stock mondial d'hydrocarbures d'origine fossile (pétrole, gaz et charbon), la demande énergétique sans cesse croissante, la crainte d'une pollution de plus en plus envahissante, ont fait prendre conscience qu'un recours à d'autres moyens de production d'énergies respecte de la planète où nous vivons, s'impose.

Les énergies renouvelables, comme l'énergie solaire, éolienne, hydraulique ..., représentent une solution de remplacement par excellence et elles sont de plus en plus utilisées dans nos jours. Ce type d'énergie n'est pas seulement gratuit et inépuisable, mais aussi très propre pour l'environnement. D'ailleurs, on parle souvent d'une énergie « verte », puisqu'elle permet d'éviter totalement la pollution produite par les sources traditionnelles.

L'énergie solaire est l'une des énergies renouvelables les plus utilisées, en particulier l'énergie solaire photovoltaïque, la filière qui étudiée dans ce mémoire.

L'énergie solaire (ou les systèmes photovoltaïques) a trouvé un vaste champ d'application notamment dans :

- L'alimentation des systèmes de télécommunication.
- L'alimentation domestique des habitations isolées
- Les systèmes de pompage.
- Les centrales électriques hybrides et l'injection dans les réseaux de distribution d'électricité.

La découverte de l'effet photovoltaïque qui consiste en la conversion de la lumière en électricité par le biais des capteurs ou cellule photovoltaïque a permis le développement de cet axe.

Cette source nouvelle d'électricité pouvant produire de l'énergie allant de quelques milliwatts au mégawatt.

Cependant, il y a aussi quelques inconvénients potentiels de ces systèmes, à savoir les prix élevés des panneaux et le faible rendement énergétique de conversion. Les systèmes PV génèrent une puissance dépendante du changement des conditions climatiques ; telles que le rayonnement solaire et la température des panneaux. Par conséquent, une technique de recherche du point de puissance maximale (PPM) destinée à contrôler le rapport cyclique du convertisseur DC/DC est nécessaire pour garantir un fonctionnement optimal de la chaîne PV dans différentes conditions

d'exploitation. Plusieurs travaux ont abordé le problème de la recherche du point de fonctionnement permettant de tirer le maximum d'énergie des modules PV en utilisant différentes méthodes PPM. Les travaux de recherche se poursuivent encore pour rendre ces méthodes plus efficaces, c'est dans cette optique que s'inscrit ce thème de recherche.

Parmi ces méthodes on peut citer :

- La méthode perturbe & observe.
- La méthode basée sur la logique floue.
- La méthode basée sur les réseaux des neurones artificiels.

Qui sont les méthodes intéressés dans ce travail.

Ce travail a pour but de présenter d'un générateur photovoltaïque PV reliée à un hacheur élévateur commandé par la technique de PPM pour atteindre cet objectif il faut réaliser les étapes suivantes :

- Etude le modèle mathématique d'un générateur PV.
- Etude du hacheur survolteur dans un système photovoltaïque.
- Présentation de l'aspect théorique des commandes PPM.
- Application des algorithmes des commandes PPM à l'aide du logiciel de simulation MATLAB/SIMULINK.
- Etude comparative des résultats obtenus par ces méthodes.

Ce mémoire composé de trois chapitres est organisé comme suit :

Le premier chapitre offre une vue d'ensemble des différents formes d'énergie renouvelable, ainsi les systèmes photovoltaïques avec un peu de détails, puis la construction des cellules photovoltaïques et leurs modélisations des caractéristiques électriques avec les effets des conditions climatique, ainsi que le convertisseur statistique BOOST. Enfin, nous avons parlé aux avantages et inconvénients de cette énergie.

On commence dans le deuxième chapitre par le principe de fonctionnement de générateur photovoltaïque et les types de connexions de générateur-charge, puis le principe de recherche de PPM, avec les études théoriques des méthodes qui son intéressons.

Au troisième chapitre, nous exposerons un modèle d'un générateur photovoltaïque basé sur un hacheur élévateur est présenté dans l'environnement MATLAB/ SIMULINK, ainsi que simulation du modèle avec l'algorithme de PPM. Enfin, la comparaison des résultats obtenus qui permettra d'énoncer une conclusion pour cette étude.

En conclusion générale, nous présentons une synthèse des travaux effectués ainsi que les principaux résultats obtenus.

## **CHAPITRE 1**

# **GÉNÉRALITE SUR ÉNERGIES RENOUVELABLES ET SYSTÈME PHOTOVOLTAÏQUE.**

## 1.1 Introduction

Pendant la plus grande partie de son histoire, l'humanité n'a disposé que d'énergies renouvelables pour couvrir ses besoins énergétiques. Mais au cours d'ère d'évolution, l'homme a commencé à abandonner ces énergies en faveur des énergies fossiles de haute efficacité pour satisfaire les besoins de la croissance et le développement.

Après tout le développement que l'homme a connu et tous ce qu'il a accompagné comme l'exploitation excessive et l'épuisement des énergies non renouvelables et les conséquences dramatiques sur tous les niveaux ; surtout du cote environnemental et les dégâts universels, le retour à la nature et aux énergies renouvelables est devenu non plus une nécessité mais une obligation.

Alors le développement durable est défini comme un développement répondant aux besoins du présent sans compromettre la capacité des générations futures à satisfaire leurs propres besoins. L'un des éléments de réponse face à cette situation est l'utilisation des énergies renouvelables comme sources énergétiques complémentaires.

Dans ce chapitre on va faire une petite introduction sur les énergies renouvelables et ces sources en bref, le système photovoltaïque et les différents blocs qui le constituent, ainsi les caractéristiques de ce système, avec ses avantages et inconvénients.

## 1.2 Énergie renouvelable

Une énergie renouvelable est une source d'énergie qui se renouvelant assez rapidement pour être considérée comme inépuisable à l'échelle de temps humaine. Les énergies renouvelables sont issues de phénomènes naturels réguliers ou constants provoqués par les astres, principalement le Soleil (rayonnement), mais aussi la Lune (marée) et la Terre (énergie géothermique). Elles sont parfois soumises aux aléas climatiques et ne sont guère transportables sous leur forme brute.

Pratiquement, chacune des régions du monde dispose de ressources renouvelables importantes dont l'exploitation potentielle pourrait jouer un rôle majeur dans leurs bilans énergétiques [1].

### 1.2.1 Énergie éolienne

L'énergie éolienne provient de l'énergie cinétique du vent.

L'éolienne est un dispositif destiné à convertir l'énergie cinétique du vent en énergie mécanique utilisées pour produire de l'électricité.

Son utilisation basique était dans les moulins à vent ou le pompage, ces moulins utilisent l'énergie mécanique produit par la rotation des pales pour actionner différents équipements.

La représentation dans la figure suivante donne un modèle de petit réseau caractérisant la transformation de l'énergie du vent en énergie électrique.

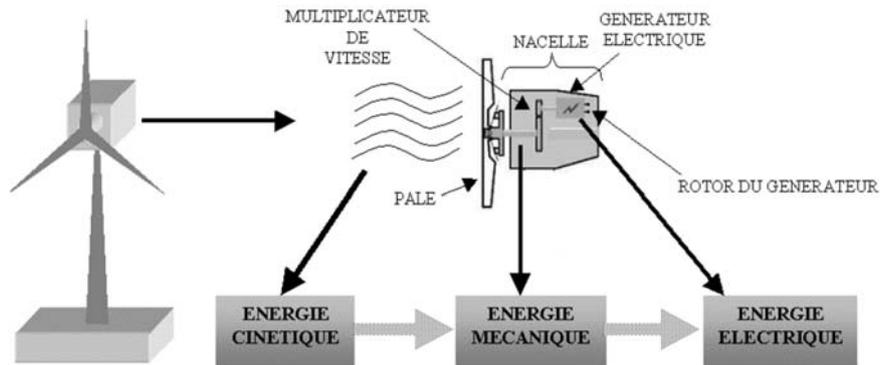


Figure 1.1 : Modèle de réseau de transformation de l'énergie éolienne.

### 1.2.2 Énergie hydraulique

L'énergie hydraulique dépend du cycle de l'eau. Elle est la plus importante source d'énergie renouvelable ; car 70% de la surface de la terre est couverte d'eau. Elle est fournie par le mouvement de l'eau, sous toutes ses formes : chutes d'eau, cours d'eau, courants marin, marée, vagues [1]. Ce mouvement peut être utilisé directement, à l'image des moulins à eau, ou plus couramment être converti en énergie électrique dans une centrale hydroélectrique.

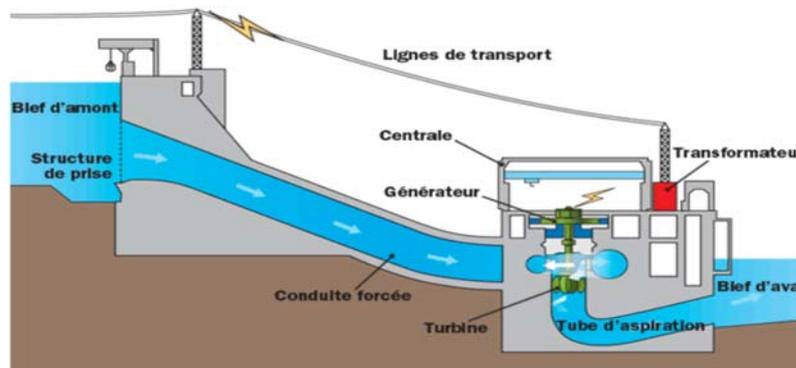


Figure 1.2 : Centrale hydroélectrique.

### 1.2.3 Énergie de la Biomasse

L'énergie de la biomasse est la forme d'énergie la plus ancienne utilisée par l'homme depuis la découverte du feu à la préhistoire, c'est l'ensemble de la matière organique d'origine biologique, les plantes et les animaux sont de la biomasse, ainsi que les matériaux qu'ils produisent, tel le bois et les déchets. La biomasse est une énergie renouvelable tant que sa consommation ne dépasse pas l'accroissement biologique.

Cette énergie permet de fabriquer de l'électricité grâce à la chaleur dégagée par la combustion de ces matières ou du biogaz issu de la fermentation de ces matières, ou bien après de nouvelles transformations chimiques biocarburants.

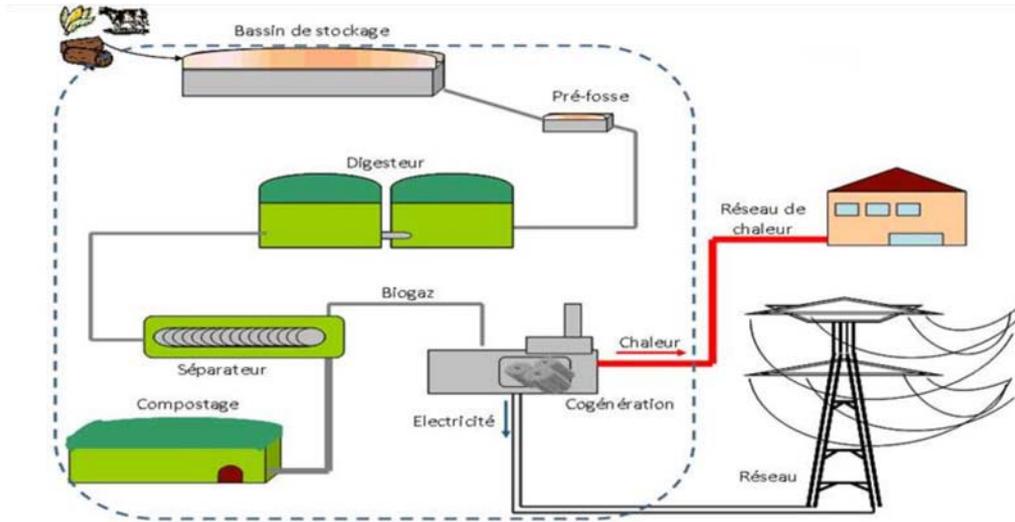


Figure 1.3 : Synthèse de biogaz.

### 1.2.4 Énergie géothermique

L'énergie géothermique est une source d'énergie qui dépend de la chaleur de la terre. Elle provient principalement de la désintégration des éléments radioactifs naturellement présents dans les roches du sous-sol, dans certaines roches et à certaines profondeurs circule, sous forme de vapeur et d'eaux chaudes.

Le principe de la géothermie consiste à pomper ces eaux chaudes afin de les utiliser pour le chauffage ou, si elles sont suffisamment chaudes, pour produire de l'électricité.

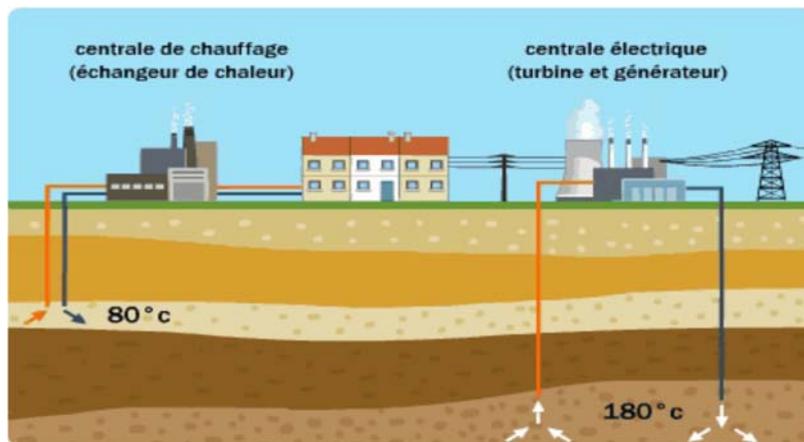


Figure 1.4 : Principe de l'énergie géothermique.

## 1.2.5 Énergie solaire

L'énergie solaire est la fraction de l'énergie électromagnétique, provenant du soleil et traversant l'atmosphère, et parvenant à la surface de la Terre. Bien que cette dernière distante de plus de (150) millions de kilomètres de nous, demeure notre plus grande source d'énergie même si elle est intermittente [2].

Cette énergie permet de fabriquer de l'électricité à partir des panneaux photovoltaïques ou des centrales solaires thermiques, grâce à la lumière du soleil captée. L'électricité produite peut être soit stockée dans des batteries pour les installations autonomes, soit injecté dans le réseau.

On peut distinguer deux types d'énergie solaire : le solaire photovoltaïque et le solaire thermique.

### 1.2.5.1 L'énergie solaire thermique

A la différence du solaire photovoltaïque, on désigne par énergie solaire thermique la transformation du rayonnement solaire en énergie thermique. La production de cette énergie peut être soit utilisée directement (pour chauffer un bâtiment par exemple) ou indirectement (comme la production de vapeur d'eau pour entraîner des alternateurs) et ainsi obtenir une énergie électrique.

Le principe général est de concentrer les rayons solaires en un seul endroit. Mais le principe est toujours le même : le capteur thermique absorbe les photons solaires et les transforme en chaleur. Celle-ci est ensuite transmise à un liquide ou à un gaz qui la transporte vers un réservoir de stockage de chaleur.

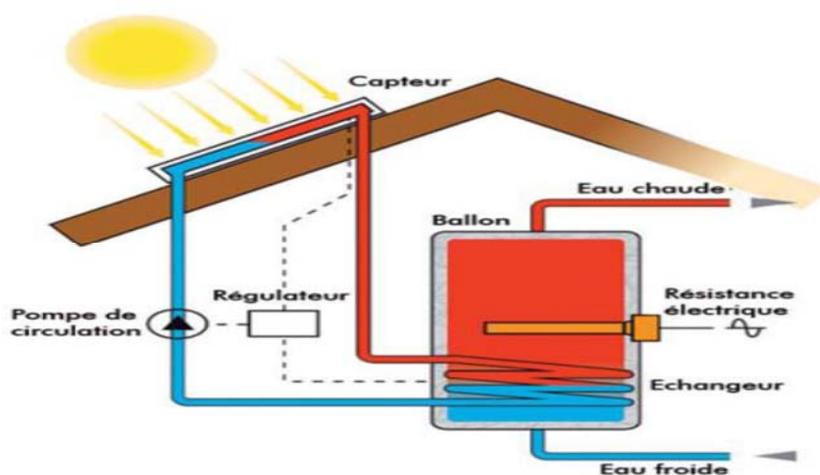


Figure 1.5 : L'énergie solaire thermique.

### 1.2.5.2 Energie solaire photovoltaïque

L'énergie solaire photovoltaïque convertit directement le rayonnement lumineux en électricité. Elle utilise pour cela des modules photovoltaïques composés de cellules solaires ou de photopiles qui réalisent cette transformation d'énergie.

L'utilisation des modules photovoltaïques comme source d'énergie électrique a fait apparaître le besoin d'étudier ces systèmes afin de les optimiser.

### 1.3 L'effet photovoltaïque

Le terme photovoltaïque est formé à partir de deux mots :

- « **Phots** », qui signifient lumière.
- « **Volta** », du nom du physicien Alessandro Volta (inventeur de la pile électrique).

L'effet photovoltaïque constitue la conversion directe de l'énergie du rayonnement solaire (les photons) en énergie électrique (les électrons) au moyen de cellules photovoltaïques (photopile) [3].

L'effet photovoltaïque ne peut se produire que s'il existe une barrière de potentiel dans le semi-conducteur avant qu'il soit éclairé. Une telle barrière existe, par exemple, à l'interface entre deux volumes dopés différemment, par exemple de type P-N. Si ce matériau est éclairé, les charges électriques, rendus mobiles par la lumière (l'effet photoélectrique) [4].

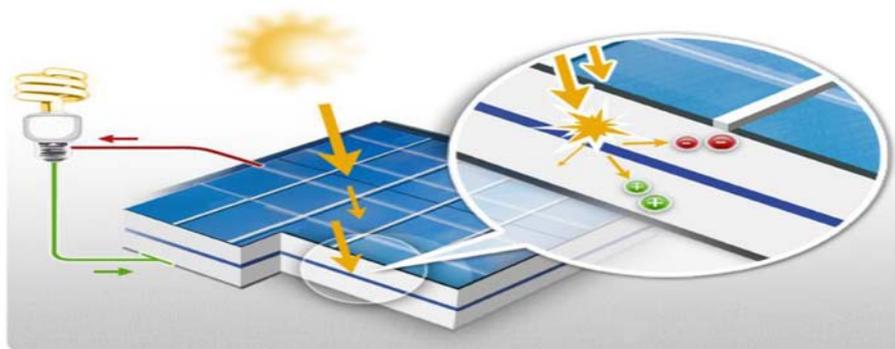


Figure 1.6 : L'effet photovoltaïque.

#### 1.3.1 La cellule photovoltaïque

Une cellule photovoltaïque est un capteur constitué d'un matériau semi-conducteur, absorbant l'énergie lumineuse et la transformant directement en courant électrique.

Le principe de fonctionnement de cette cellule fait appel aux propriétés d'absorption du rayonnement lumineux par des matériaux semi-conducteurs [5].

Les cellules photovoltaïques sont constituées :

- d'une fine couche semi-conductrice, qui est un matériau présentant une conductivité électrique relativement bonne.
- d'une couche antireflet permettant une pénétration maximale des rayons solaires.
- d'une grille conductrice sur le dessus ou cathode et d'un métal conducteur sur le dessous ou anode.
- les plus récentes possèdent même une nouvelle combinaison de multicouches réfléchissants justes en dessous du semi-conducteur, permettant à la lumière de rebondir plus longtemps dans celui-ci pour améliorer le rendement [3].

### 1.3.2 La jonction PN

Une jonction PN est l'accolement d'une région dopée P et d'une région dopée N. Lors de cet assemblage les porteurs de charges libres s'attirent et se recombinaient dans la zone de jonction où les porteurs libres disparaissent : c'est la zone de transition [4].

À l'interface entre les deux régions dopées, il y a migration d'une partie des électrons excédentaires de la zone N vers la zone P. La recombinaison locale des charges entraîne la formation d'une différence de potentiel au niveau de l'interface qui bloque la suite du phénomène de migration des électrons [1].

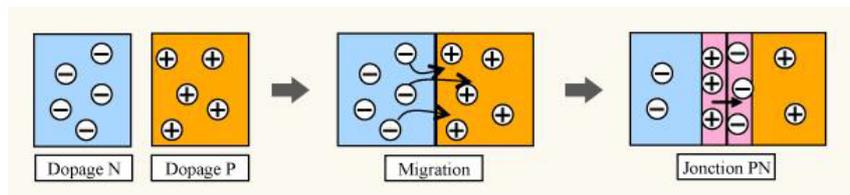


Figure 1.7 : Jonction P-N.

L'absorption d'un photon dans le matériau semi-conducteur entraîne la formation d'une paire électron-trou.

L'électron et le trou sont séparés sous l'effet de la différence de potentiel dans la jonction. Si on ferme le circuit par une charge, un courant électrique circule.

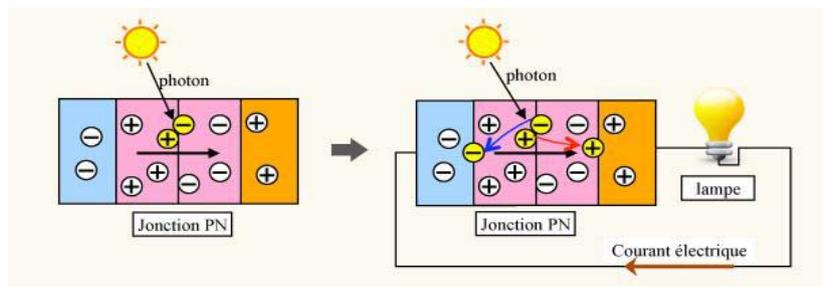


Figure 1.8 : Description de principe de fonctionnement de la jonction P-N.

### 1.3.3 Types des cellules

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

#### a) Cellule au silicium monocristallin

- La première génération de photopiles.
- Un taux de rendement excellent (12-16%) (23% en Laboratoire).
- Le silicium pur est obtenu à partir de la silice de quartz ou de sable par transformation chimique métallurgique, donc une méthode de fabrication laborieuse et difficile et Il faut une grande quantité d'énergie.
- très chère.

#### b) Cellule au silicium poly-cristallin

- Rendement 11-13% (18% en Laboratoire).
- Le silicium poly-cristallin est un matériau composé de cristaux juxtaposés obtenus par moulage, donc procédé nécessitant moins d'énergie.
- Coût de production moins élevé.

#### c) Cellule au silicium amorphe

- Rendement plus bas : 8-10% (13% en labo).
- Le silicium absorbe le rayonnement solaire jusqu'à 100 fois mieux qu'en état cristallin.
- les cellules sont constituées par des couches très minces.
- Durée de vie plus faible (entre 15-20 ans).
- Coût de production bien plus bas.

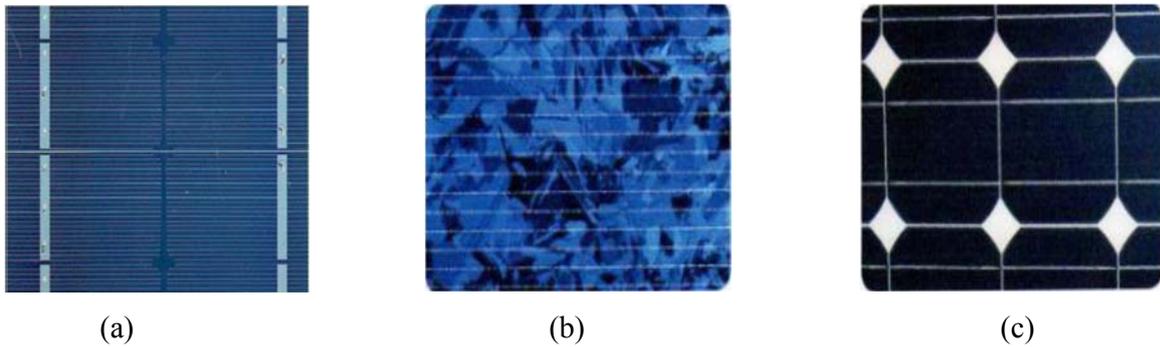


Figure 1.9 : Les trois types des cellules photovoltaïques.

De plus, les cellules mono et poly-cristallines sont les types de cellules les plus répandues sur le marché du photovoltaïque (environ 60% de la production).

## 1.4 Modélisation d'une cellule PV

### 1.4.1 Cas idéal

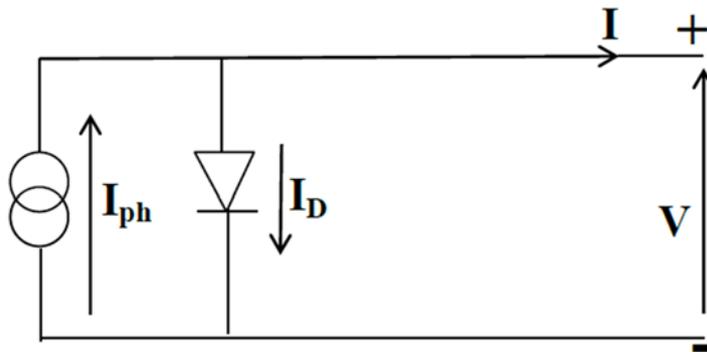


Figure 1.10 : Schéma équivalent d'une cellule solaire idéale.

L'équation caractéristique d'une cellule solaire idéale est de la forme :

$$I = I_{ph} - I_d = I_{ph} - I_0 \left( e^{\frac{qV}{KT}} - 1 \right) \quad (1.1)$$

Ou :

$I$  : Courant fourni par la cellule [A].

$I_{ph}$  : Photo courant [A].

$I_d$  : Le courant dans la diode [A].

$I_0$  : Courant de saturation de la diode [A].

$q$  : Charge de l'électron =  $1,602 \cdot 10^{-19}$  Coulomb.

$V$  : Tension à la borne de la cellule [V].

$K$  : Constante de Boltzmann =  $1,38 \cdot 10^{-23}$  J/K.

### 1.4.2 Cas réel

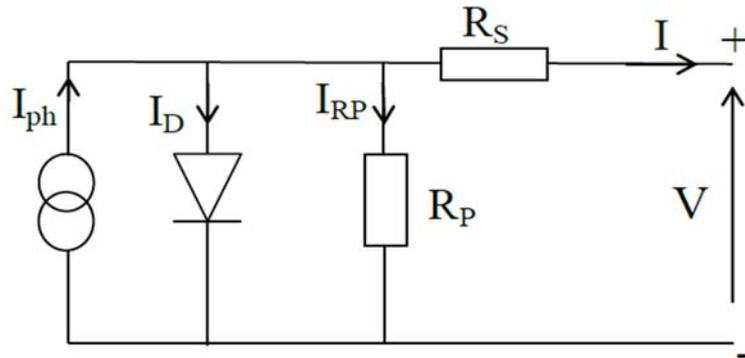


Figure 1.11 : Schéma équivalent d'une cellule solaire réelle.

La performance d'une cellule solaire est limitée par l'influence de deux phénomènes physiques assimilables à deux résistances ( $R_s$  et  $R_p$ ).

$R_s$ : Résistance série, due essentiellement aux effets pertes par Joule.

$R_p$ : Résistance parallèle, provient des pertes par recombinaisons dues essentiellement à l'épaisseur, aux effets de surface, ainsi qu'au non idéalité de la jonction.

L'équation caractéristique d'une cellule solaire réelle après l'application de la loi de Kirchhoff, nous obtenons :

$$I = I_{ph} - I_d - I_{R_p}$$

$$I = I_{ph} - I_0 \left( e^{\frac{q(V+R_s I)}{KT}} - 1 \right) - \frac{V+IR_s}{R_p} \quad (1.2)$$

$$I_{ph} = (I_{ph,n} + \mu(T - T_n)) \frac{G}{G_n} \quad (1.3)$$

$$I_0 = I_{0,n} \left( \frac{T}{T_n} \right)^3 \exp \left[ \frac{qE_g}{K} \left( \frac{1}{T_n} - \frac{1}{T} \right) \right] \quad (1.4)$$

$$I_{0,n} = \frac{I_{cc,n}}{\exp\left(\frac{V_{co,n}}{V_{t,n}}\right) - 1} \quad (1.5)$$

Où :

$T, T_n$ : Température effective et de référence de la cellule [Kelvin].

$I_{R_p}$  : Courant traversant la résistance parallèle  $R_p$  [A].

$I_{ph,n}$  : Photo courant nominal à conditions climatique standards [A].

$\mu$  : coefficient de température de la photo courant (ou courant de court-circuit), il est souvent donné par le fabricant, il est en général positif mais très faible.

$G$  et  $G_n$  : Irradiante effective et de référence [ $W/m^2$ ] ( $G_n = 1000W/m^2$ ).

$I_{0,n}$  : Courant de saturation nominal de la diode [A].

$E_g$  : Energie de la bande interdite de la cellule. (Silicium  $E_g = 1,12$  eV à  $T=25$  °C).

$I_{cc,n}$  : Courant de court-circuit nominal [A].

$V_{co,n}$  : Tension du circuit ouvert nominale [V].

$V_{t,n}$  : Tension thermique nominale [V].

### 1.4.3 Caractéristique d'une cellule PV

Si l'on suppose que la résistance parallèle est infinie ( $R_p=\infty$ ), donc l'équation de base (1.2) de la cellule PV élémentaire représente la caractéristique P-V et I-V du ce cellule devienne :

$$I = I_{ph} - I_0 \left( e^{\frac{q(V+R_s I)}{KT}} - 1 \right) \quad (1.6)$$

En prend par exemple une cellule PV de module KC-60 .Ce module possède les caractéristiques suivantes à  $1000w/m^2$  et  $25^\circ C$ .

Tableau 1.1 : Caractéristiques du module KC-60.

Puissance Optimale	Courant de court-circuit	Tension a circuit Ouvert	Courant optimale	Tension optimale
60 w	3.73 A	20 V	3.55 A	16.9 V

En utilisant l'environnement MATLAB-SUMILINK, nous avons pu extraire les paramètres d'une cellule PV KC 60 et les caractéristiques I-V et P-V :

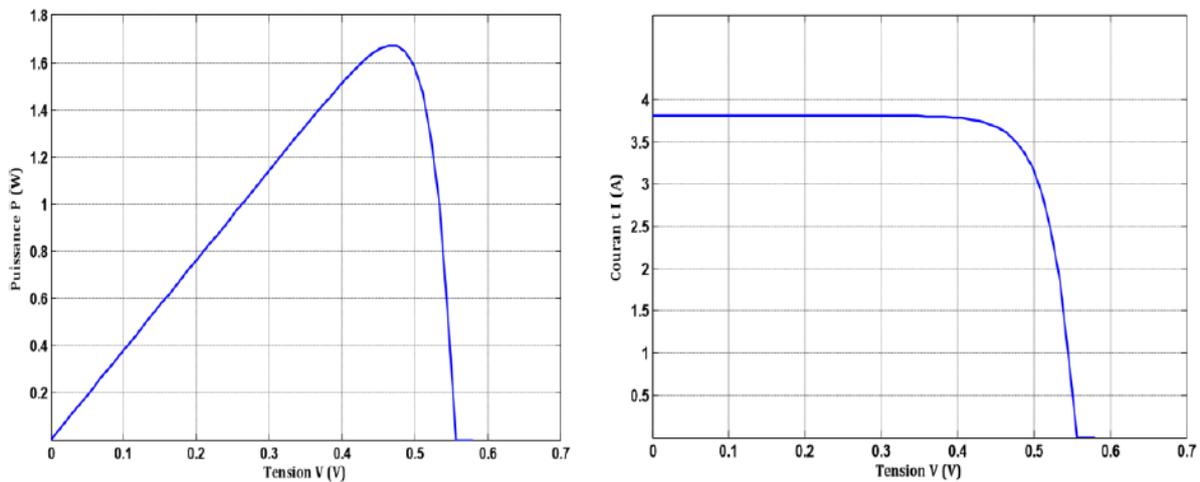


Figure 1.12 : Caractéristique P-V et I-V d'une cellule PV.

### 1.4.4 Groupement de cellules PV

La puissance fournie par une seule cellule solaire étant très faible, plusieurs cellules dont les caractéristiques sont semblables doivent être électriquement associées pour former un GPV pratique.

#### 1.4.4.1 Association en série

Dans un groupement en série, les cellules sont traversées par le même courant et la caractéristique résultante du groupement en série est obtenue par addition des tensions à courant donné.

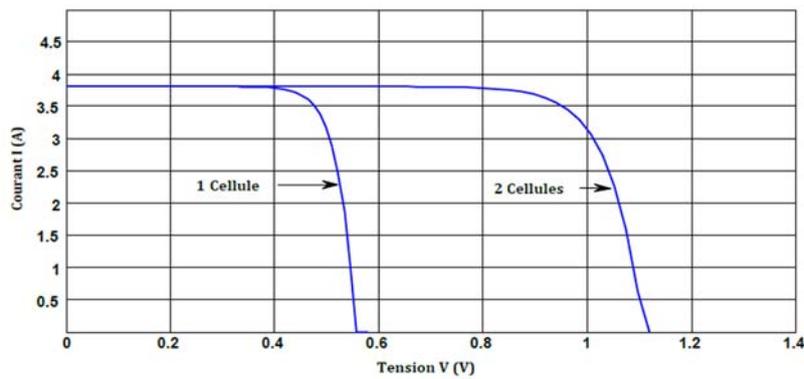


Figure 1.13 : Caractéristique I-V des cellules raccordées en série.

#### 1.4.4.2 Association en parallèle

Dans un groupement de cellules connectées en parallèle, les cellules sont soumises à la même tension et la caractéristique résultante du groupement est obtenue par addition des courants à tension donnée.

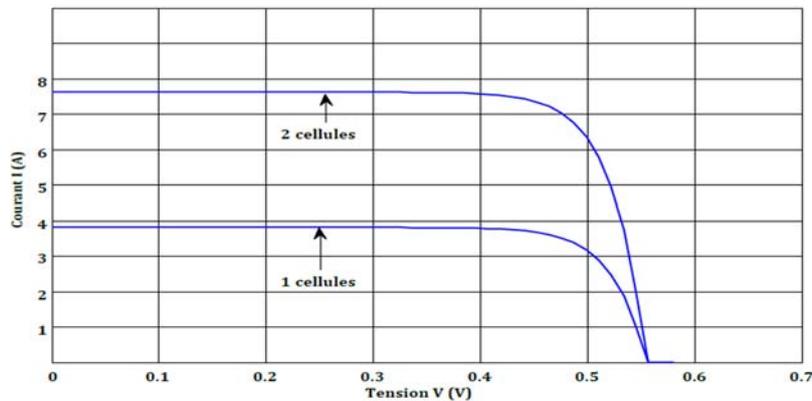


Figure 1.14 : Caractéristique I-V des cellules raccordées en parallèle.

### 1.5 Modélisation d'un module PV

Un module PV est composé de plusieurs cellules PV raccordées en série et en parallèle.

Si le module est composé de  $N_s$  cellules connectées en série et  $N_p$  cellules connectées en parallèle, donc l'équation caractéristique d'un module PV est donnée par :

$$I = N_p I_{ph} - N_p I_0 \left( e^{\frac{q(N_s V + R_s I(N_s/N_p))}{N_s K T}} - 1 \right) - \frac{N_s V + I R_s (N_s/N_p)}{R_p (N_s/N_p)} \quad (1.7)$$

#### 1.5.1 Caractéristique d'un module PV

En utilisant l'environnement MATLAB-SUMILINK, nous avons pu extraire les paramètres de ce module et les caractéristiques I-V et P-V :

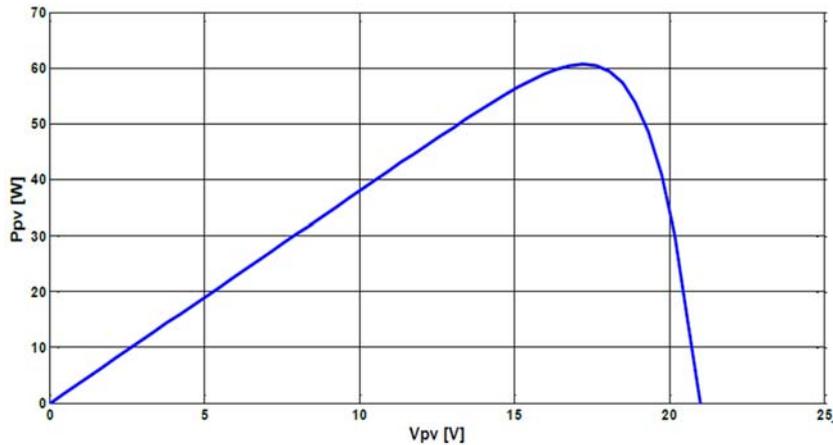


Figure 1.15 : Caractéristique P-V de la cellule PV.

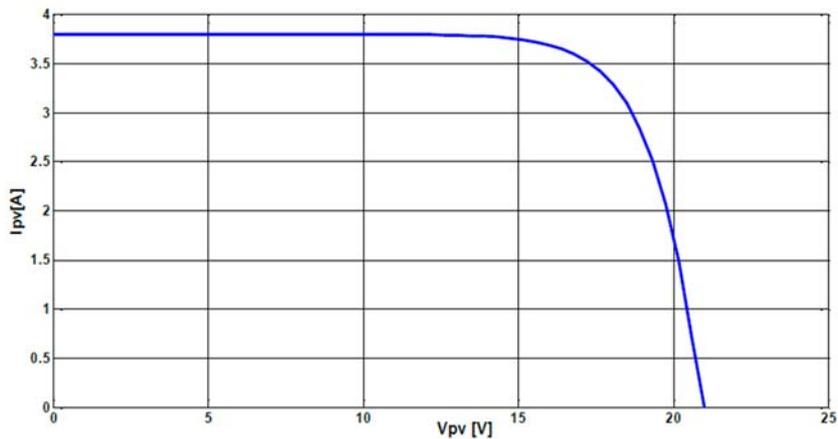


Figure 1.16 : Caractéristique I-V de la cellule PV.

On peut conclure que le module PV présente une caractéristique I-V non linéaire allant du point de fonctionnement extrême correspondant au courant de court-circuit vers un autre point extrême correspondant à la tension en circuit ouvert. Trois modes de fonctionnement de la photopile peuvent être distingués en regardant sa caractéristique I-V. Cette cellule se comporte

comme générateur de courant si sa tension est inférieure à 15 V. Elle a un fonctionnement de générateur de tension si son courant est moins de 3 A. Entre ces deux limites, on trouve le 3ème mode où se situe le point de fonctionnement optimal PPM. Ce point sera traité dans les chapitres suivants.

### 1.5.2 Influence de l'ensoleillement sur le module PV

Une baisse de l'ensoleillement provoque une diminution de la création de paires électron-trou avec un courant à l'obscurité inchangée. Le courant du panneau solaire étant égal à la soustraction du photo-courant et du courant de diode à l'obscurité, il y'a une baisse du courant maximale de court-circuit ( $I_{cc,max}$ ) proportionnelle à la variation de l'ensoleillement accompagnée d'une très légère diminution de la tension maximale du circuit ouvert ( $V_{co,max}$ ) et donc un décalage du point de puissance maximale ( $P_{max} = I_{cc,max}V_{co,max}$ ) du panneau solaire vers les puissances inférieures [6].

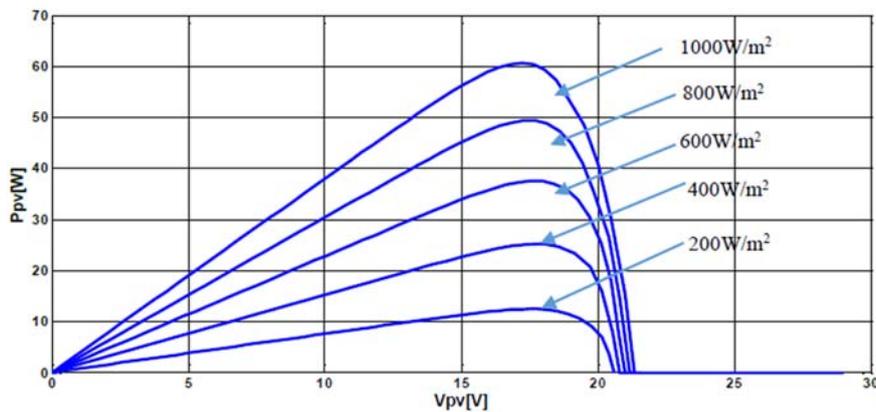


Figure 1.17 : Caractéristique P-V d'un module PV à l'ensoleillement variable.

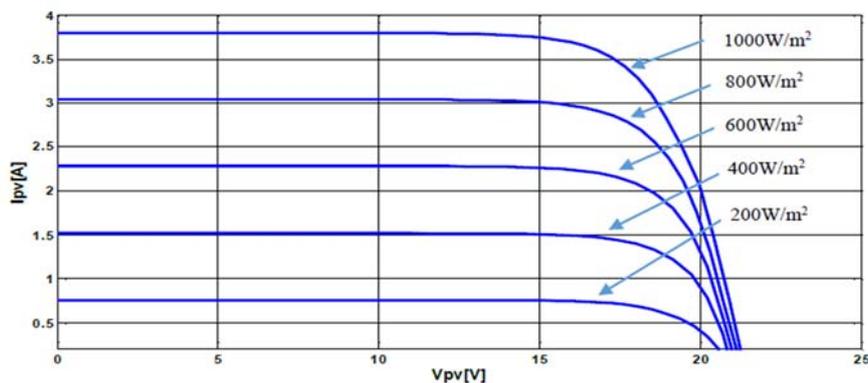


Figure 1.18 : Caractéristique I-V d'un module PV à l'ensoleillement variable.

À partir des figures précédentes, Il est clair que la valeur du  $I_{cc}$  est directement proportionnelle à l'intensité du rayonnement. Par contre,  $V_{co}$  ne varie pas dans les mêmes proportions, mais reste quasiment identique même à faible éclairement. Ceci implique que  $P_{max}$  est pratiquement proportionnelle à l'éclairement. Ainsi Les points de  $P_{max}$  se situent à peu près à la même tension.

### 1.5.3 Influence de la température sur le module PV

On s'aperçoit que le courant délivré par chaque cellule dépend de la température interne de la jonction PN qui constitue la cellule PV. Si on considère le réchauffement d'un module PV de 25°C à 50°C et si l'on considère en première approximation que la température face arrière de chaque cellule est proche de la température de la jonction PN, alors on peut considérer que l'influence de la température. On s'aperçoit que  $V_{co}$  décroît en fonction d'une augmentation de la température. Par conséquent, on perd de la puissance disponible aux bornes du module PV sous forme de la chaleur.

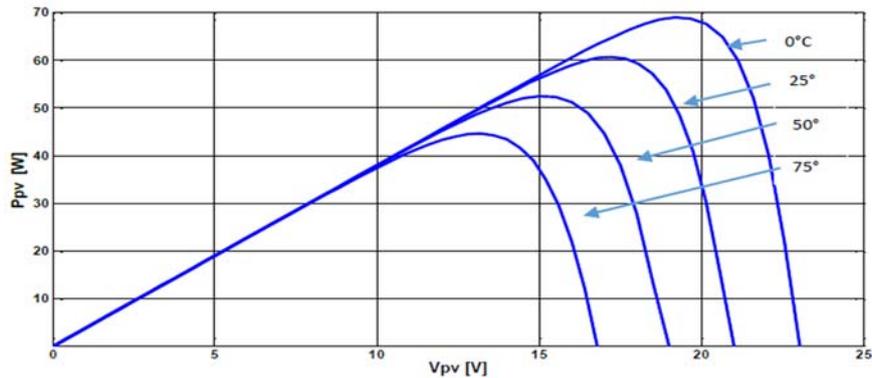


Figure 1.19 : Caractéristique P-V d'un module PV à une température variable.

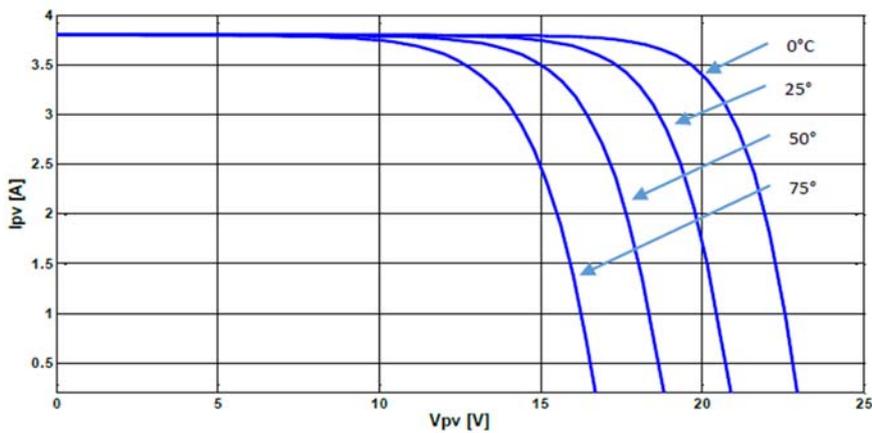


Figure 1.20 : Caractéristique I-V d'un module PV à une température variable.

Nous remarquons que  $V_{co}$  d'un module PV diminue avec l'augmentation de la température, par contre,  $I_{cc}$  augmente légèrement avec la température.

Nous pouvons remarquer aussi que l'augmentation de la température se traduit aussi par une diminution de  $P_{max}$  disponible.

## 1.6 Générateur photovoltaïque GPV

La cellule photovoltaïque élémentaire constitue un générateur de très faible puissance.

Les cellules solaires sont généralement associées en série et en parallèle, puis encapsulées sous verre pour obtenir un module photovoltaïque. Un générateur PV est constitué des modules interconnectés pour former une unité produisant une puissance continue élevée selon les besoins des applications visées.

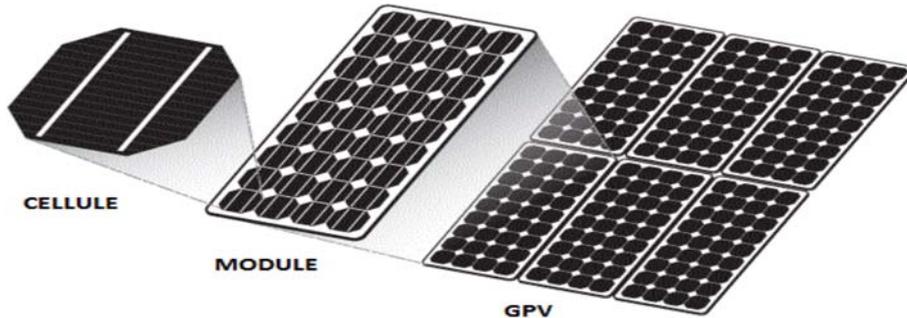


Figure 1.21 : Composants d'un GPV.

### 1.6.1 Modélisation d'un GPV

Si le GPV est composé de  $N_{ss}$  module PV connectées en série et  $N_{pp}$  module PV connectées en parallèle, donc l'équation caractéristique d'un GPV est donnée par :

$$I = N_{pp}I_{ph} - N_{pp}I_0 \left( e^{\frac{q(N_{ss}V + R_s I(N_{ss}/N_{pp}))}{N_{ss}KT}} - 1 \right) - \frac{N_{ss}V + IR_s(N_{ss}/N_{pp})}{R_p(N_{ss}/N_{pp})} \quad (1.8)$$

## 1.7 Les caractéristiques d'un module PV

### 1.7.1 Le rendement

Le rendement énergétique  $\eta$  est défini comme étant le rapport entre la puissance maximale produite  $P_{max}$  et la puissance du rayonnement solaire parvenant au module  $P_r$ . Soit  $S$  la surface du module en  $m^2$  et  $G$  l'éclairement en  $W/m^2$ , ce rendement a pour formule [7] :

$$\eta = \frac{P_{max}}{P_r} \quad (1.9)$$

$$\eta = \frac{P_{max}}{G*S} \quad (1.10)$$

### 1.7.2 Le facteur de forme

Le facteur de forme  $FF$  est un paramètre important souvent utilisé à partir de la caractéristique  $I(V)$  pour évaluer la qualité d'un générateur PV.

$$FF = \frac{P_{max}}{I_{cc}*V_{co}}$$

La valeur de ce facteur sera grande, plus la puissance exploitable le sera également.

## 1.8 Les différents types de système PV

Les systèmes PV peuvent être réalisés selon les exigences en trois types : autonome, raccordée au réseau.

### 1.8.1 Systèmes autonomes

Une installation PV est dite autonome – ou isolée – quand elle n'est pas reliée à un réseau de distribution. Le système PV autonome permet de fournir du courant électrique à des endroits où il n'y a pas de réseau. Donc l'énergie produite est utilisée immédiatement (pompage, l'éclairage, etc....) ou stockée dans des batteries.

Les performances des systèmes autonomes reviennent surtout sur l'état des batteries, c'est l'élément de base dans ce type [8] [9].

### 1.8.2 Système accordée au réseau

Une installation PV peut être connectée en parallèle avec le réseau d'électricité. Les panneaux solaires sont connectés en série pour former des « strings », eux même reliés à un onduleur.

La tâche de l'onduleur est de transformer le courant continu sortant des panneaux en courant alternatif. Chaque onduleur est choisi en fonction de la puissance des panneaux et peut accueillir un ou plusieurs strings.

Dans les systèmes raccordés au réseau, c'est l'onduleur qui remplace les batteries, dans ce cas c'est l'élément de base dans ce type.

## 1.9 Convertisseur Continu- Continu (Les Hacheurs)

Les hacheurs sont des convertisseurs directs de type continu-continu, dont le rôle primordial est de transformer une puissance d'entrée  $P_e = V_e \cdot I_e$  en une puissance de sortie  $P_s = V_s \cdot I_s$ , avec un rendement de conversion  $\eta = P_s / P_e = V_s \cdot I_s / V_e \cdot I_e$ . Très grand (proche de 100 %) [10]. Son utilisation s'avère nécessaire pour stocker l'énergie photovoltaïque dans des batteries, ou pour alimenter une charge continue.

Le hacheur se compose de condensateurs, d'inductances et de commutateurs. Tous ces dispositifs dans le cas idéal ne consomment pas de puissance, c'est la raison pour laquelle les hacheurs ont de bons rendements. Le commutateur est un dispositif semi-conducteur en mode (bloqué - saturé), habituellement un transistor, MOSFET, IGBT [11].

Dans ce travail on va adopter le convertisseur élévateur BOOST, sa configuration est donnée dans la Figure suivante :

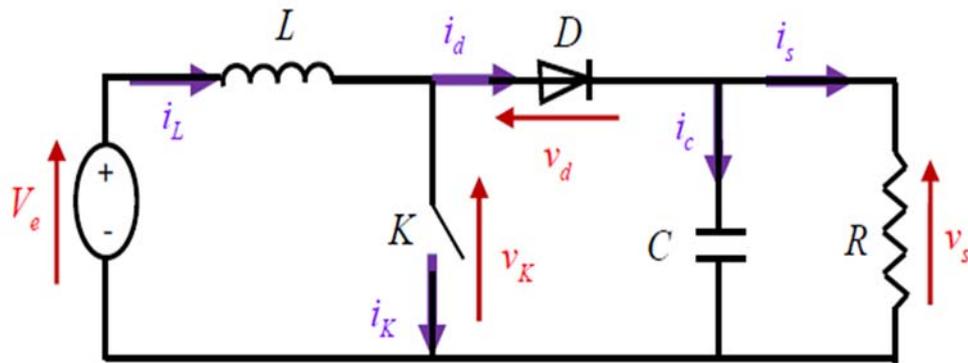


Figure 1.22 : Circuit équivalent du BOOST.

Le convertisseur BOOST est connu par le nom d'élévateur de tension, ce nom est lié au fait que la tension moyenne de sortie  $V_s$  est supérieure à celle de l'entrée  $V_e$ . Pour un rapport cyclique  $\alpha$  donné, et en régime de conduction continu.

Pendant le fonctionnement du hacheur, le transistor sera commuté à une fréquence constante avec un temps de fermeture  $\alpha T$  et un temps d'ouverture  $(1-\alpha) T$ .

Où :  $\alpha$  le rapport cyclique du commutateur ( $\alpha \in [0, 1]$ ).

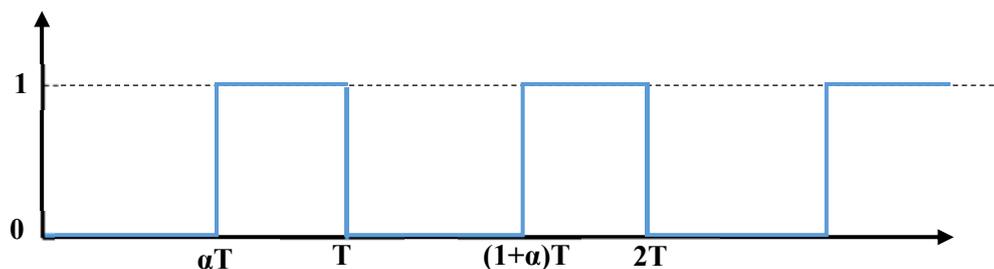


Figure 1.23 : La forme de variation en fonction du rapport cyclique.

L'état de commutation : 0 pour l'interrupteur ouvert et 1 pour l'interrupteur fermé.

**Phase 1 : ( $0 < t < \alpha T$ )**

L'interrupteur K est fermé, la diode D est bloquée. Le schéma équivalent du circuit est le suivant :

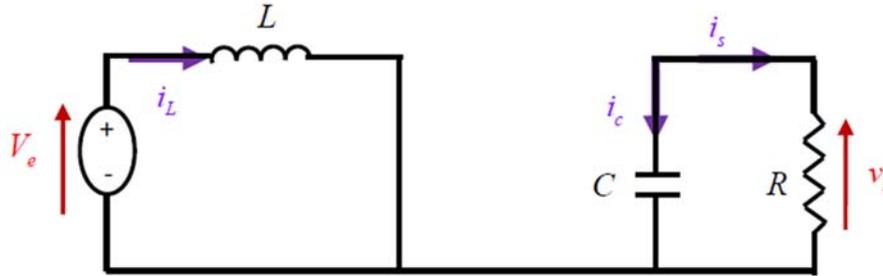


Figure 1.24 : Circuit équivalent du BOOST quand l'interrupteur est fermé.

$$\begin{cases} V_e = L \frac{di_L}{dt} \\ i_L = I_{min} + \frac{V_e}{L} t \end{cases} \quad (1.11)$$

A l'instant  $t \leq T$  le courant dans l'inductance atteint la valeur crête  $I_{max}$ :

$$I_{max} = I_{min} + \frac{V_e}{L} \alpha T \quad (1.12)$$

Avec

$I_{min}$  : La valeur minimale du courant dans l'inductance.

$I_{max}$  : La valeur maximale du courant dans l'inductance.

**Phase 2 : ( $\alpha T < t < T$ )**

L'interrupteur K est ouvert à  $t = \alpha T$ , la diode D devient conductrice et le schéma équivalent du circuit devient :

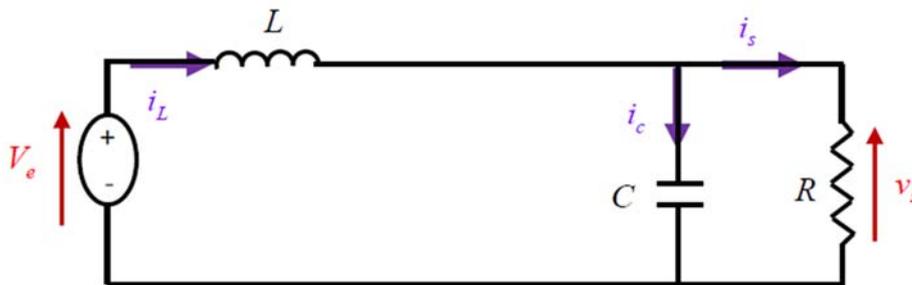


Figure 1.25 : Circuit équivalent du BOOST quand l'interrupteur est ouvert.

$$\begin{cases} L \frac{di_L}{dt} = V_e - V_s \\ i_L = I_{max} + \frac{V_e - V_s}{L} (t - \alpha T) \end{cases} \quad (1.13)$$

A l'instant  $t = T$  le courant dans l'inductance atteint sa valeur minimale :

$$I_{min} = I_{max} + \frac{V_e - V_s}{L} (T - \alpha T) \quad (1.14)$$

$$I_{max} = I_{min} - \frac{V_e - V_s}{L} (T - \alpha T) \quad (1.15)$$

$$\text{Soit } \Delta I \text{ l'ondulation du courant dans l'inductance : } \Delta I = I_{max} - I_{min} \quad (1.16)$$

De l'équation (1.13) on tire :

$$\Delta I = \frac{V_e}{L} \alpha T \quad (1.17)$$

Et de l'équation (1.14) :

$$\Delta I = \frac{V_s - V_e}{L} (1 - \alpha) T \quad (1.18)$$

En combinant ces deux relations, on peut établir l'expression de la tension de sortie :

$$V_s = \frac{V_e}{(1 - \alpha)} \quad (1.19)$$

On constate que la tension de sortie du convertisseur ne dépend que de la tension d'entrée et du rapport cyclique  $\alpha$ . Celui-ci étant toujours compris entre 0 et 1, donc le convertisseur est toujours élévateur de tension.

### **Courant moyen d'entrée**

Tous les éléments étant supposés parfaits, le rendement théorique de ce convertisseur est égal à 1.

On peut donc écrire :

$$V_s I_s = V_e I_e \quad (1.20)$$

En combinant avec l'équation (1.19), on établit l'expression du courant d'entrée :

$$I_e = \frac{I_s}{(1 - \alpha)} \quad (1.21)$$

## 1.10 Avantages et inconvénients de l'énergie PV

Tout système de production d'énergie photovoltaïque a ses avantages et ses inconvénients.

### 1.10.1 Avantage

- L'énergie solaire est inépuisable et propre et non polluante.
- Ressource disponible partout, même si le « gisement » est moindre au nord qu'au sud.
- Aucune pièce mécanique n'est en mouvement, les capteurs résistent aux pires conditions climatiques (en particulier à la grêle).
- Sur les sites isolés, l'énergie photovoltaïque offre une solution pratique pour obtenir de l'électricité à moindre coût.
- Le caractère modulaire des panneaux PV permet un montage simple et adaptable à des besoins énergétiques divers.
- Aucun impact sonore.
- Peu d'entretien, coût d'exploitation peu élevé.
- Ils sont des systèmes décentralisés.

### 1.10.2 Inconvénient

- L'énergie solaire est une énergie intermittente.
- Le coût de l'installation est relativement important.
- Système au sol requérant un grand espace.
- Utilisation de quantités d'eau importantes à des fins de refroidissement et de nettoyage, génération d'eaux usées.
- Lorsque le stockage de l'énergie électrique par des batteries est nécessaire, le coût du système photovoltaïque augmente.
- Les rendements des panneaux photovoltaïques sont encore faibles et de l'ordre de 20 % (pour les meilleurs). L'énergie photovoltaïque convient donc mieux pour des projets à faible besoins, comme une maison unifamiliale.
- Les panneaux contiennent des produits toxiques et la filière de recyclage n'existe pas encore.

### 1.11 Conclusion

Dans ce chapitre sur les énergies renouvelables, nous avons fait un petit rappel sur les différents types d'énergie et leur principale utilisation. Dans ce contexte, l'énergie solaire apparaît comme une meilleure alternative aux énergies fossiles par rapport ou autre.

En plus, on a vu que le phénomène photovoltaïque est un processus qui émuler la photosynthèse, son exploitation se fait par l'exploitation de quelques propriétés physico-chimiques de certains matériaux dit semi-conducteur, et en expliquant l'origine physique de l'effet photovoltaïque et l'interaction photon-électron.

Puis, nous avons présenté la modélisation d'un système photovoltaïque et leurs caractéristiques ainsi que ses performances sous l'influence de quelques paramètres atmosphériques (température et ensoleillement). Puis nous avons détaillé le modèle du convertisseur BOOST qui représente l'étage d'adaptation entre le générateur PV et la charge.

## **CHAPITRE 2**

### **LES TECHNIQUES DE COMMANDES PPM.**

## CHAPITRE 2 : LES TECHNIQUES DE COMMANDES PPM

### 2.1 Introduction

La demande sur l'énergie électrique ne cesse d'augmenter ces dernières années ainsi que les contraintes liées à sa production, Dans ce contexte, les systèmes photovoltaïques (PV) offrent une solution très concurrentielle.

Un générateur photovoltaïque peut fonctionner dans une large gamme de tension (V) et de courant (I) de sortie mais il ne peut délivrer une puissance maximale que pour des valeurs particulières du courant et de la tension. En effet la caractéristique V-I du générateur dépend de l'éclairement solaire et de la température. Ces variations climatiques entraînent la fluctuation du point de puissance maximale.

A cause de cette fluctuation, on intercale souvent entre le générateur et le récepteur un ou plusieurs convertisseurs statiques commandés permettant de poursuivre le point de puissance maximale.

Ces commandes sont connues sous le nom PPM c.-à-d. poursuite du point de puissance maximale, associées à la commande du hacheur.

En effet, ce problème de poursuite fait jusqu'à nos jours l'objet de plusieurs recherches. Aussi, plusieurs méthodes ont été élaborées et utilisées, parmi les techniques les plus utilisées :

- Perturbation et Observation (P&O).
- Logique Floue.
- Réseaux de Neurones Artificiels.

Dans ce chapitre, on présentera l'aspect théorique de ces méthodes pour le suivi du point de fonctionnement à puissance maximale du système photovoltaïque.

### 2.2 Fonctionnement d'un générateur photovoltaïque (GPV) à sa Puissance Maximale

#### 2.2.1 Connexion directe GPV-Charge

Actuellement, il reste encore beaucoup d'applications où une connexion directe entre un GPV et une charge est effectuée. Ce choix est principalement lié à la simplicité de l'opération et le très haut degré de fiabilité, dû fondamentalement à l'absence d'électronique, sans parler d'un faible coût. La figure 2.1 montre ce cas. Si cette charge était une batterie, lorsque le module n'est

pas éclairé, celui-ci pourrait fonctionner en tant que récepteur, la batterie pourrait donc se décharger sur le générateur PV et en plus l'endommager irréversiblement [12].

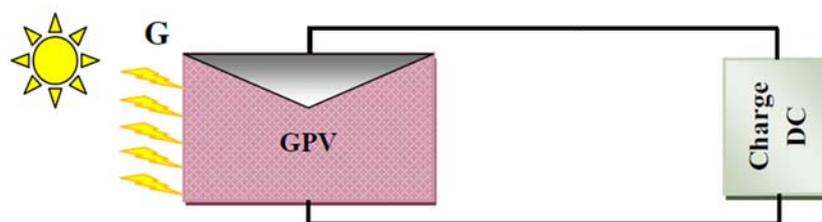


Figure 2.1 : Connexion directe GPV-Charge.

Ainsi, pour éviter cette situation, la connexion doit être assurée à l'aide d'une diode anti-retour placée entre le GPV et la charge. Cette configuration est illustrée à la figure 2.2. L'inconvénient de cette configuration, c'est qu'elle n'offre aucun type de limitation et/ou réglage de la tension de la batterie. Le transfert de la puissance maximale disponible aux bornes du GPV vers la charge n'est pas non plus garanti [13].

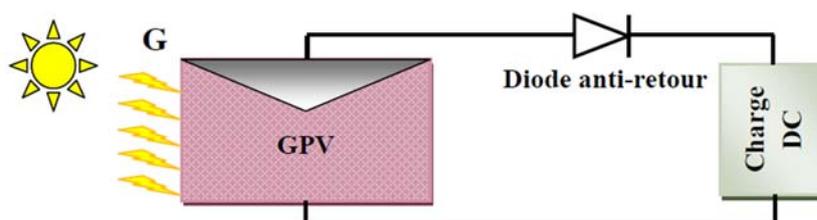


Figure 2.2 : Connexion directe GPV-Charge par le biais d'une diode anti-retour.

En effet, une charge de type alternative n'est pas du tout compatible avec la connexion directe car le GPV fournit un courant continu.

Pour la connexion d'un GPV à une charge alternative, nous avons obligatoirement besoin d'un étage d'adaptation spécifique de type onduleur.

### 2.2.2 Connexion indirecte GPV-charge par le biais d'un étage d'adaptation

Un GPV présente des caractéristiques I-V non linéaires avec de point de puissance maximum PPM. Ces caractéristiques dépendent entre autre du niveau d'éclairement et de la température de la cellule.

Afin d'extraire à chaque instant le maximum de puissance disponible aux bornes du GPV, la technique utilisée est d'utiliser un étage d'adaptation comme décrit dans la figure 2.3.

Cet étage joue le rôle d'interface entre les deux éléments en assurant à travers une action de contrôle.

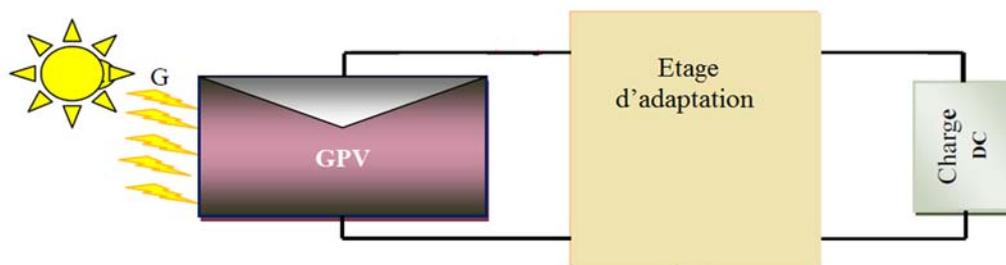


Figure 2.3 : Connexion indirecte GPV-charge.

Pour que le générateur PV fonctionne le plus souvent possible dans son régime optimal, la solution communément adoptée est alors d'introduire un convertisseur statique commandée qui joue le rôle d'adaptateur GPV-charge comme décrit dans la figure 2.4. Le rôle du convertisseur DC-DC fait fonctionner le GPV à son point de puissance optimale, en ajustant le rapport cyclique  $\alpha$  de cette convertisseur [12].

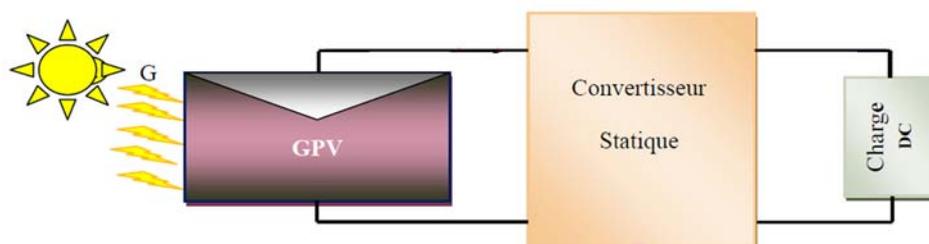


Figure 2.4 : Chaîne de conversion photovoltaïque avec convertisseur (DC-DC).

## 2.3 Commandes PPM

Pour obtenir la puissance maximale de GPV, un algorithme de suivi du point de puissance maximum PPM ou (MPPT : Maximum Power Point Tracking) est utilisé pour la commande de convertisseur statique comme décrit dans la figure 2.5.

La technique de suivi du point de puissance maximale a été développée depuis 1968, cette commande est essentielle pour un fonctionnement optimal du système photovoltaïque [5].

Par définition, la commande PPM est associée à un étage intermédiaire d'adaptation.

Ainsi, quel que soit les conditions météorologiques (température et irradiation), la commande PPM place le système photovoltaïque au point de fonctionnement maximal.

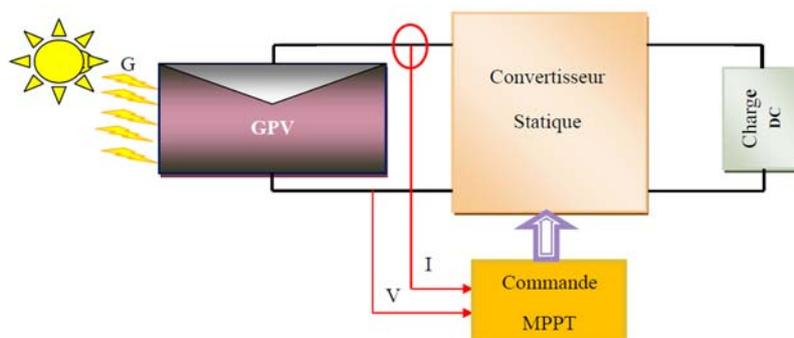


Figure 2.5 : Chaîne de conversion photovoltaïque.

### 2.3.1 Principe de la commande PPM

Le principe de cette commande est basé sur la variation automatique du rapport cyclique  $\alpha$  en l'amenant à la valeur optimale de manière à maximiser la puissance délivrée par le GPV.

La commande PPM fait varier le rapport cyclique du convertisseur statique, à l'aide d'un signal électrique approprié, pour tirer le maximum de puissance que le GPV peut fournir.

En général, il est basé sur la variation du rapport cyclique du convertisseur statique en fonction de l'évolution des paramètres d'entrée de ce dernier (I et V et par conséquent de la puissance du GPV) jusqu'à se placer sur le PPM.

Il peut être représenté par le schéma de la Figure 2.6.

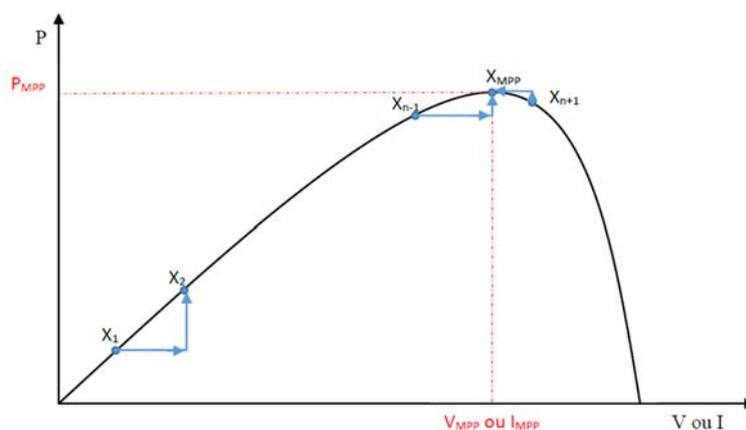


Figure 2.6 : Principe de la commande PPM.

### 2.3.2 Variation et trajectoire du PPM

La figure 2.7 illustre trois cas de perturbations. Suivant le type de perturbation, le point de fonctionnement bascule du point de puissance maximale PPM1 vers un nouveau point P1 de fonctionnement plus ou moins éloigné de l'optimum.

Pour une variation d'ensoleillement (Cas a), il suffit de réajuster la valeur du rapport cyclique pour converger vers le nouveau point de puissance maximum PPM2.

Pour une variation de charge (Cas b), on peut également constater une modification du point de fonctionnement qui peut retrouver une nouvelle position optimale grâce à l'action d'une commande.

Dans une moindre mesure, un dernier cas (Cas c) de variation du point de fonctionnement peut se produire lié aux variations de température de fonctionnement du GPV.

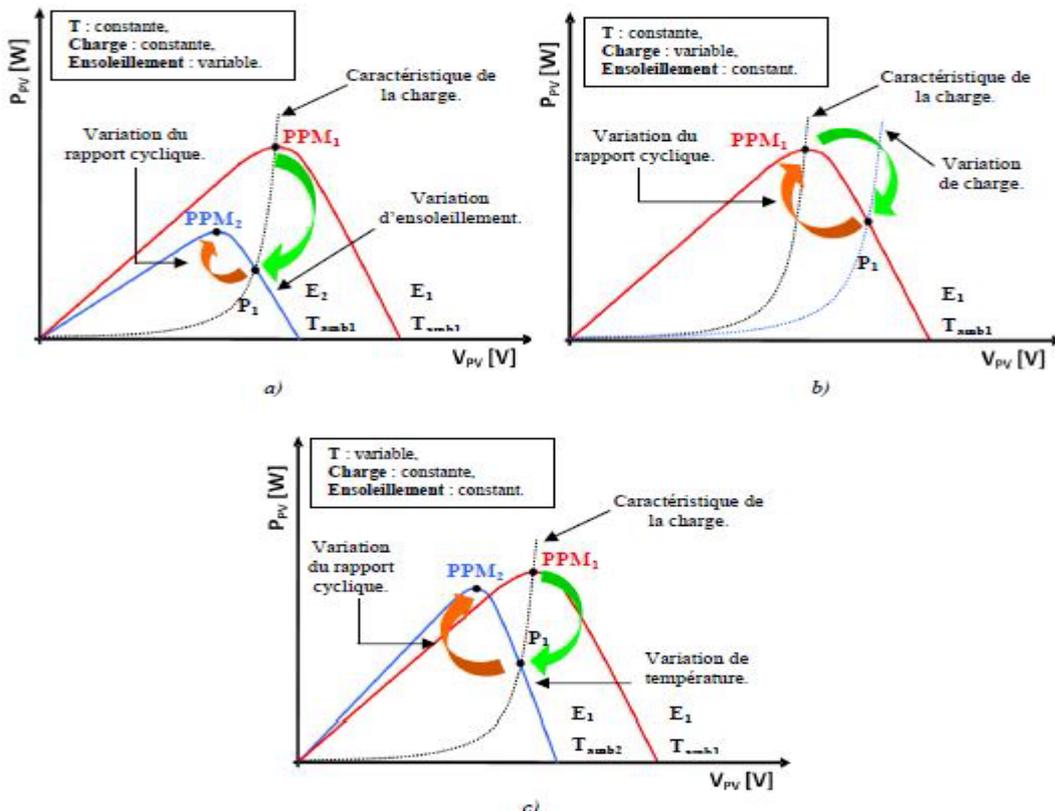


Figure 2.7 : Variation et trajectoire du PPM.

Dans le cas réel, cette variation est due aux trois cas précédents en même temps.

## 2.4 Les Algorithmes PPM

Au cours des dernières décennies, de nombreuses méthodes pour trouver le PPM ont été développées. Ces techniques diffèrent dans de nombreux aspects tels que les capteurs nécessaires, la complexité, le coût, la portée de l'efficacité, la vitesse de convergence, le suivi correct lors de l'irradiation et / ou le changement de température, le matériel nécessaire pour la mise en œuvre.

Entre autres il existe plusieurs principes de fonctionnement des commandes PPM plus ou moins performantes basées sur les propriétés du GPV. Une synthèse des principaux modes de recherche du PPM existants dans ce chapitre nous a permis de bien identifier l'existant et les

points qu'il restait à améliorer. Ceci a constitué la base théorique pour nos travaux concernant les simulations dans le chapitre suivant.

### 2.4.1 La Commande «Perturbation et Observation»

La méthode P&O est généralement la plus utilisée en raison de sa simplicité et sa facilité de réalisation. L'algorithme P&O consiste à modifier le point de fonctionnement du GPV en augmentant ou en diminuant le rapport cyclique d'un convertisseur continu-continu afin de mesurer la puissance de sortie avant et après la perturbation, et l'observation de la conséquence de cette perturbation sur la puissance mesurée ( $P=VI$ ) [14].

Si la puissance augmente, l'algorithme perturbe le système dans le même sens. Sinon, le système est perturbé dans la direction opposée. La figure 2.8 montre les 4 options possibles présentées lors du suivi du PPM, le point 1 étant la position précédente et le point 2 la position actuelle de chaque cas (A, B, C et D).

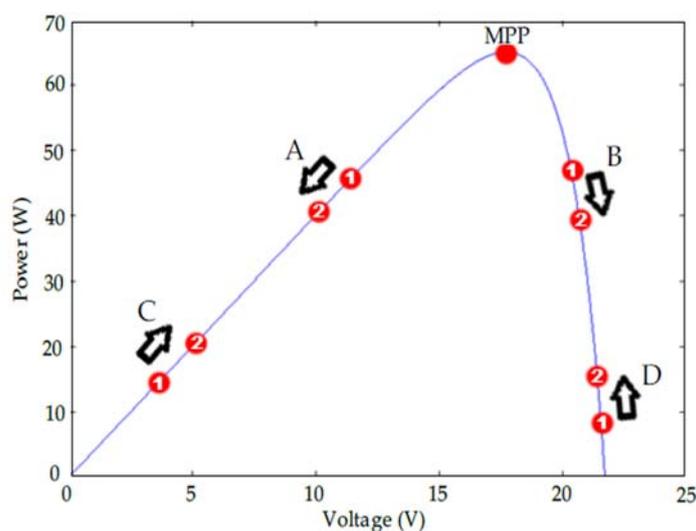


Figure 2.8 : Les 4 cas possibles lors du suivi du PPM.

Dans les cas A et C, le rapport cyclique doit diminuer, entraînant une augmentation de la tension du module PV. Alors que dans les cas B et D, le rapport cyclique doit être augmenté afin que la tension du module PV diminue.

La Figure 2.9 représente l'algorithme classique d'une commande PPM de type P&O, où l'évolution de la puissance est analysée après chaque perturbation de tension.

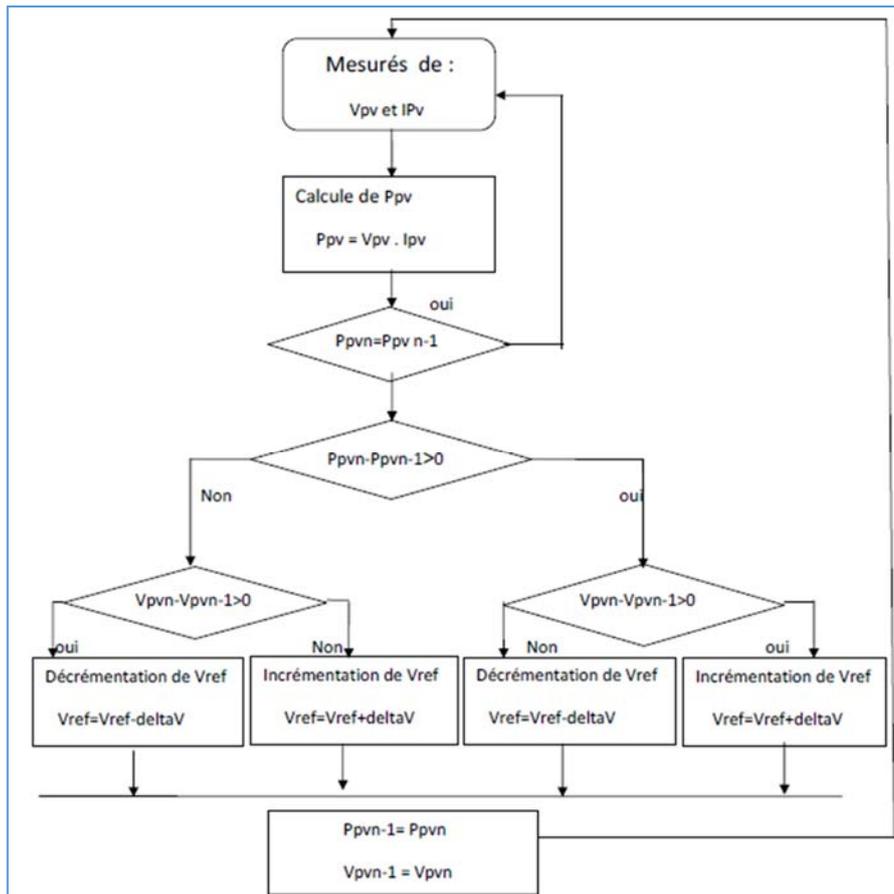


Figure 2.9 : L'algorithme de la commande PPM de type P&O.

### 2.4.2 La Commande « Logique Floue »

La logique floue a fait son apparition en 1965 avec les travaux de Lotfi Zadeh. Ce dernier a formalisé la représentation et le traitement de connaissance imprécises ou approximatives afin de traiter des systèmes de grande complexité ou mal connu [15] [16].

L'avantage de cette technique est qu'elle peut fonctionner avec des valeurs d'entrées peu précises et qu'elle n'a pas besoin de modèle mathématique de grande précision. De plus, elle peut traiter des non linéarités [5].

Zadeh a fait le lien entre les ensembles flous et la modélisation non probabiliste de l'incertitude grâce à la théorie des possibilités, dans laquelle les fonctions d'appartenance des ensembles flous servent à représenter les idées de valeur incomplètement spécifiée et mal connue [1]. Mais, il fallait attendre les années quatre-vingts dix pour que ces nouvelles théories soient acceptées et utilisées d'une manière générale.

En revanche, dans le domaine de la commande, la première application de la logique floue a été réalisée par Mamdani en 1974 [17].

### 2.4.2.1 Principe de la logique floue

Pour simplifier le principe de la logique floue, on présente un exemple simple qui consiste à la classification des personnes en trois ensembles « jeunes », « entre deux âges », « âgé ».

Selon la logique classique (Booléenne), qui n'admet pour variables que les valeurs 0 et 1, une telle classification pourrait se faire comme le montre la figure 2.10. Toutes les personnes âgées de moins de 30 ans sont alors considérées comme appartenant à l'ensemble « jeune » et toutes les personnes âgées de plus de 50 ans comme appartenant à l'ensemble « âgé » [4].

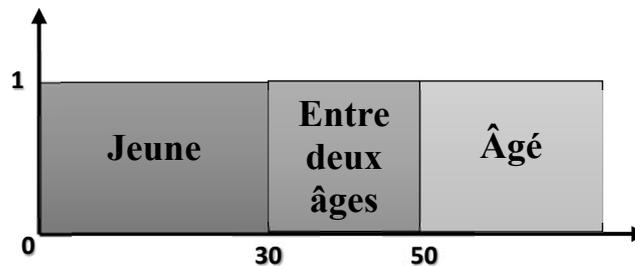


Figure 2.10 : Exemple de classification par logique classique.

La logique floue, dont les variables peuvent prendre n'importe quelle valeur entre 0 et 1, on parle alors de fonction d'appartenance, la figure 2.11 montre une classification possible pour l'exemple précédant [4] :

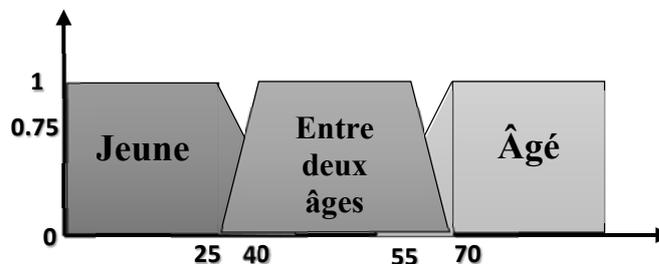


Figure 2.11 : Exemple de classification par logique floue.

Le principe général et la théorie de base de la logique floue est La description d'un phénomène qui contient en général des expressions floues comme :

- Chaude, froid.
- Rapide, lent.
- Grand, moyen, petit.
- Max, min.
- Positive, nulle, négative....etc.

Les éléments constituant la théorie de base de la logique floue sont : Les variables linguistiques et les ensembles flous, les fonctions d'appartenance [4].

### **2.4.2.2 Variables linguistiques et ensembles flous**

La description imprécise d'une certaine situation, d'un phénomène ou d'une grandeur physique ne peut se faire que par des expressions relatives ou floues à savoir. Ces différentes classes d'expressions floues dites ensembles flous forment ce qu'on appelle des variables linguistiques.

Afin de pouvoir traiter numériquement ces variables linguistiques, il faut les soumettre à une définition mathématique à base de fonctions d'appartenance qui montrent le degré de vérification de ces variables linguistiques relativement aux différents sous-ensembles flous de la même classe.

### **2.4.2.3 La fonction d'appartenance**

Le degré d'appartenance devient une fonction qui peut prendre une valeur réelle entre 0 et 1 avec un symbole plus utilisé est «  $\mu$  ».

Les formes les plus utilisées pour les fonctions d'appartenance est les formes trapézoïdales ou triangulaires. L'allure est complètement définie par trois points pour la forme triangulaire et quatre pour la forme trapézoïdales (figure 2.12).

Dans notre cas nous utiliserons la forme triangulaire.

Cette forme est définie comme suit :

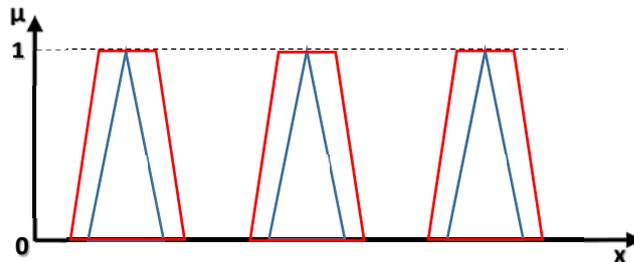


Figure 2.12 : L'allure de la forme triangulaire et trapézoïdale.

### **2.4.2.4 Les régulateurs flous**

En général la présentation de la logique floue est adoptée en trois parties qui sont La fuzzification qui permet de passer de variables réelles à des variables floues, le cœur du régulateur représenté par les règles reliant les entrées et sorties, et enfin l'inférence et la défuzzification qui permettent à partir des ensembles flous d'entrée de déterminer la valeur réelle de sortie [4].

La figure suivante représente le schéma synoptique de base de l'algorithme floue.

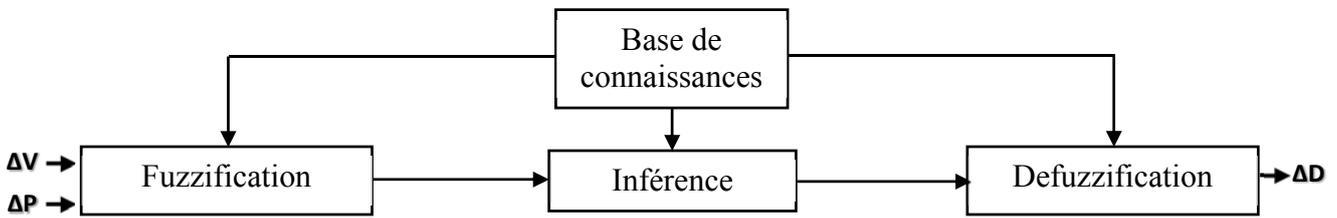


Figure 2.13 : Schéma synoptique de base de l'algorithme flou.

**a. la fuzzification**

L'objectif de la fuzzification est de définir les fonctions d'appartenance pour les différentes variables qui permet de rendre flou les variables d'entrée. Le but de la fuzzification est de transformer les variables d'entrée en variables linguistiques ou variables floues [18]. Dans notre cas, on a deux variables d'entrées qui sont la variation de puissance  $\Delta P$  et la variation de tension  $\Delta V$  et les variables seront variés respectivement :

- NG (Négative Grand),
- NP (Négative Petite),
- ZE (Erreur nul ou bien zéro),
- PP (Positive Petite),
- PG (Positive Grand).

La représentation de nos variables d'entrée dans le MATLAB/SIMULINK :

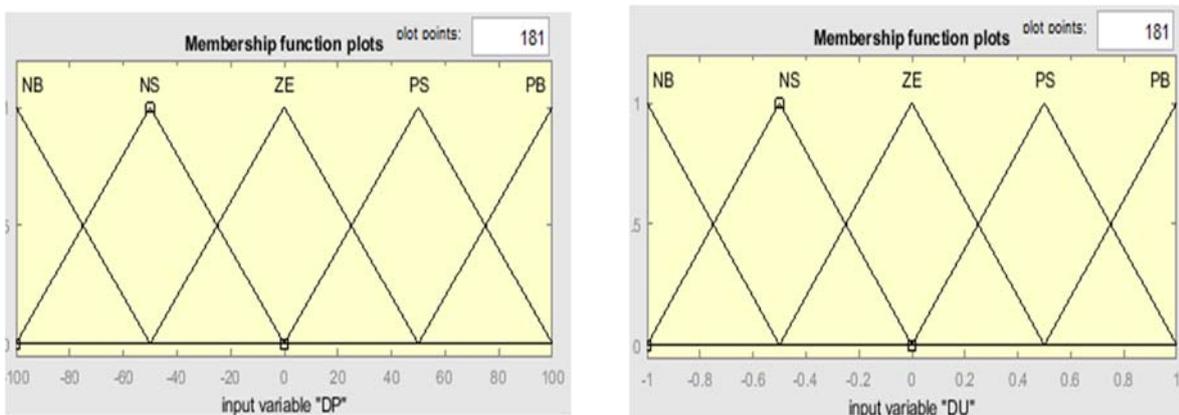


Figure 2.14 : Les sous-ensembles flous pour les entrées  $\Delta P$  et  $\Delta V$ .

**b. L'inférence**

La stratégie de réglage dépend des inférences adoptées. Elles lient les variables d'entrée à une variable de sortie. Cette étape consiste à définir un rapport logique entre les entrées et la sortie [18].

Les règles d'inférence utilisée dans notre cas sont illustrées dans le Tableau 2.1 [19].

$\Delta P$ / $\Delta V$	NG	NP	ZE	PP	PG
NG	PP	PG	PG	NG	NP
NP	ZE	PP	PP	NP	ZE
ZE	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE
PP	ZE	NP	NP	PP	ZE
PG	NP	NG	NG	PG	PP

Tableau 2.1 : Exemple d'une table de règles pour une commande logique floue.

Alors que la variation de puissance permet de défini la position du point de fonctionnement de la manière suivant. A gauche du point de fonctionnement de la courbe l'erreur est toujours positive. Et s'il est à droit de point de fonctionnement il est toujours négatif.

La variation de tension permet de définir le sens du déplacement du point de fonctionnement sur la courbe. Elle est positive au sens correct vers le PPM, et négative au sens inverse.

Dans les inférences on utilise les opérateurs ET OU, l'opérateur ET est utilisé pour les variables à l'intérieur d'une règle, alors que l'opérateur OU lie les différentes règles, il existe plusieurs méthodes pour réaliser ces opérateurs.

Les méthodes les plus utilise sont :

- méthode d'inférence max-min.
- méthode d'inférence max-prod.
- méthode d'inférence somme-prod.

Dans notre étude en explique la 1ère méthode (méthode d'inférence max-min) [4].

• **Méthode d'inférence max-min**

Pour cette méthode d'inférence l'opérateur ET est réalisé par la formation du minimum, l'opérateur OU est réalisé par la formation du maximum, et ALORS (l'implication) est réalisée par la formation du minimum [4].

**c. la défuzzification**

Enfin, il nous faut réaliser l'opération inverse de la fuzzification, La défuzzification peut être fonctionné normalement par deux algorithmes [4] :

- La méthode de critère maximale (MCM).
- La méthode Centre une gravité.

Pour notre cas, ici nous devons calculer une valeur numérique compréhensible par l'environnement extérieur à partir d'une définition floue, pour calcule la valeur de la variable de sortie  $\Delta D$ , qui pilote le convertisseur statique pour rechercher le PPM.

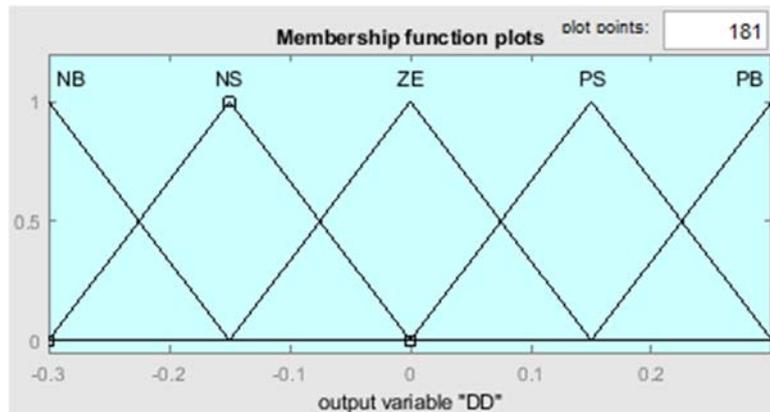


Figure 2.15 : Les sous-ensembles flous pour la sortie  $\Delta D$ .

Il existe plusieurs modèles de régulateur flou comme :

- Régulateur flou de type MAMDANI.
- Régulateur flou de type SUGENO.
- Modèle flou de LARCEN.
- Modèle flou de TSUKAMOT.

Dans notre cas nous avons utilisé un régulateur de type MAMDANI qui utilise les fonctions d'appartenance triangulaire.

**2.4.3 Les Commande « Réseaux de Neurones Artificiels »**

Les réseaux de neurones artificiels s'inspirent du fonctionnement du cerveau et du système nerveux. C'est une modélisation mathématique et algorithmique qui simule au plus près des connaissances actuelles ces unités de "calcul" que nous avons par milliards dans chacun de nous. Estimation de 1000 milliards par cerveau.

L'idée principale des réseaux de neurones est la suivante : On se donne une unité simple, un neurone, qui est capable de réaliser quelques calculs élémentaires. On relie ensuite un certain nombre de ces unités sous forme d'un réseau capable de résoudre un problème plus complexe.

Les réseaux de neurones sont généralement optimisés par des méthodes d'apprentissage de type probabiliste, en particulier bayésien. Ils sont placés d'une part dans la famille des applications statistiques, qu'ils enrichissent avec un ensemble de paradigmes, et d'autre part dans la famille des méthodes de l'intelligence artificielle auxquelles ils fournissent un mécanisme perceptif indépendant des idées propres de l'implémenter.

Dans ce chapitre nous présenterons les réseaux de neurones d'un point de vu général ensuite nous traiterons en détails la technique PPM basée sur des réseaux de neurones artificiels.

### 2.4.3.1 Le neurone biologique

Un neurone est une cellule particulièrement complexe spécialisée dans le traitement des signaux électriques. Son rôle est de recevoir, stocker et transmettre l'information, Figure 2.16. On peut décomposer le neurone en trois régions principales : le corps cellulaire (soma), les dendrites et l'axone [20].

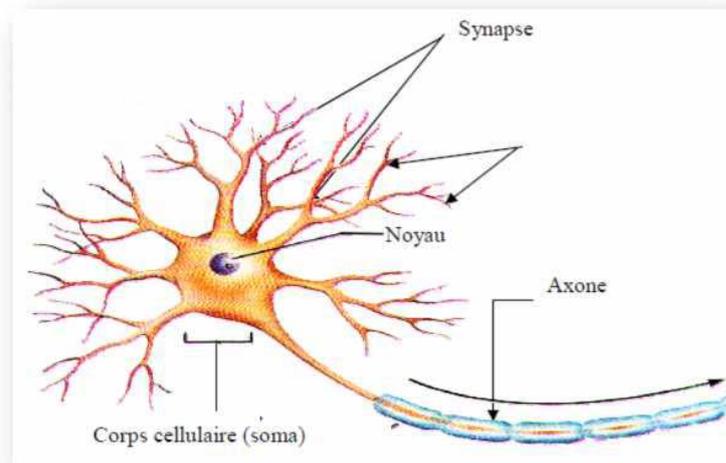


Figure 2.16 : Neurone biologique.

### 2.4.3.2 Le neurone formel

Un neurone formel est une unité de calcul. Elle peut comporter 1 ou plusieurs entrées et une sortie calculée (rien n'empêche de connecter la sortie vers d'autres neurones, cela ne fait quand même qu'une sortie) [21].

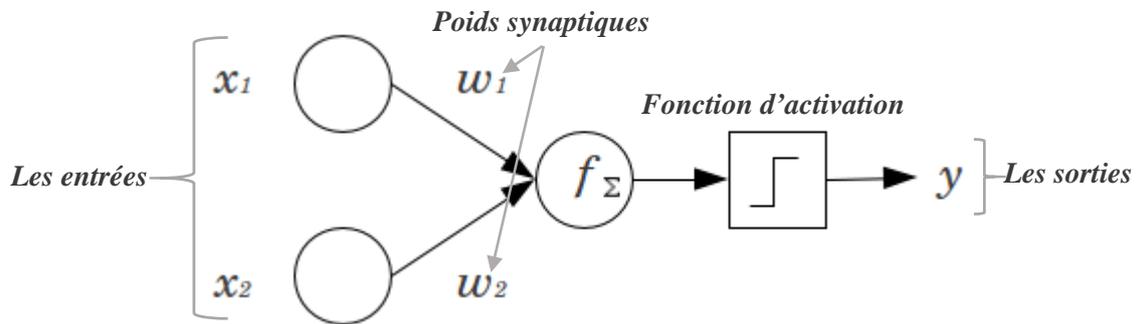


Figure 2.17 : Le modèle d'un neurone formel.

-Chaque entrée (noté  $x$ ) peut varier de 0 à 1, (-1 à 1 avec fonction sigmoïde), la sortie idem

-Chaque entrée a un poids (noté  $W$ ), valeur qui renforce plus ou moins la valeur d'entrée (pour imagé).

-Le résultat du calcul du neurone est autre que la somme des produits de toutes les entrées et de poids, le tout passé par un "filtre" que l'on appelle fonction d'activation.

On pourra noter le résultat comme ci :  $Y = F_{activation}(\sum X_n * W_n)$

La fonction d'activation peut être une fonction :

-à seuil, résultat binaire, exemple si  $f_{\Sigma} > 0.5$  alors renvoi 1, sinon 0, bien pour le binaire, mais pas super pour faire de l'approximation.

-à sigmoïde (on utilisera plutôt ce genre de fonction).

-à tangente hyperbolique [21].

Il y a une analogie évidente tableau 2.2 avec les neurones biologiques et neurones formels

[3] :

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

Tableau 2.2 : L'analogie entre les neurones biologiques et les neurones formels.

### 2.4.3.3 Le réseau de neurones artificiel

Un réseau de neurones artificiels est un modèle mathématique qui simule la structure et les fonctionnalités d'un réseau de neurone biologique, il est constitué de plusieurs neurones formels interconnectés entre eux suivant une architecture précise et organisée en niveaux appelés couches du réseau.

Le réseau de neurone artificiel est constitué généralement de trois couches comme représente la figure 2.18.

- Couche d'entrée (Input layer),
- Couche cachée (Hidden layer),
- Couche de sortie (Output layer) [5].

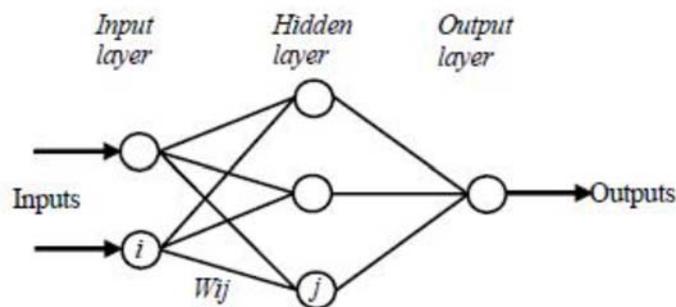


Figure 2.18 : Exemple d'un réseau de neurones.

Le nombre de nœuds au niveau des différentes couches est variable en fonction du degré d'apprentissage souhaité et de la précision de la commande souhaitée.

### 2.4.3.4 Architecture des réseaux de neurones

#### a. Les réseaux non bouclés

Ce sont des réseaux unidirectionnels sans retour arrière. Le signal de sortie est directement obtenu après l'application du signal d'entrée [22].

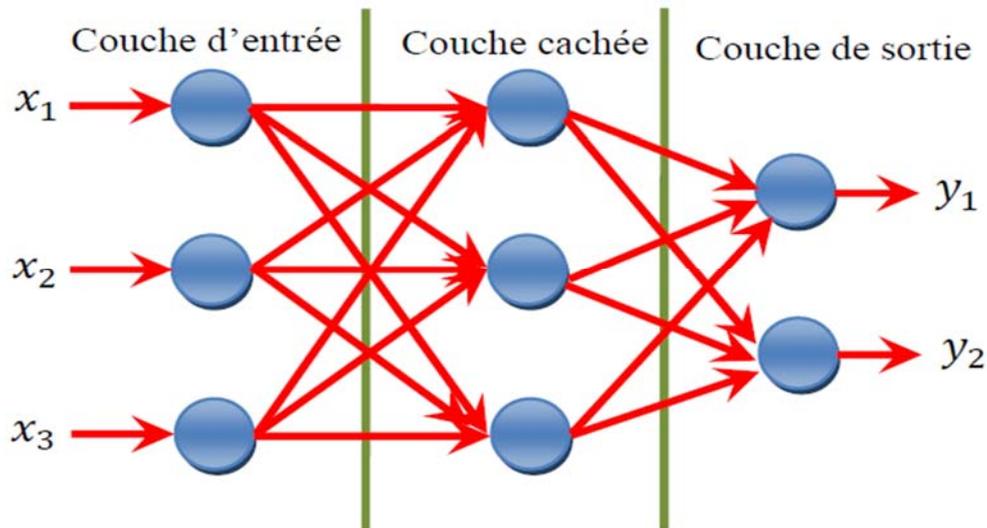


Figure 2.19 : Exemple de réseau non bouclé.

### b. Les Réseaux bouclés

Les réseaux bouclés, sont similaires aux réseaux non bouclés, sauf qu'ils n'ont pas de limite d'interconnexion entre les neurones formels, que ce soit les connexions directes ou les connexions de retour de boucle [23].

L'information dans les réseaux bouclés peut être transmise dans les deux sens.

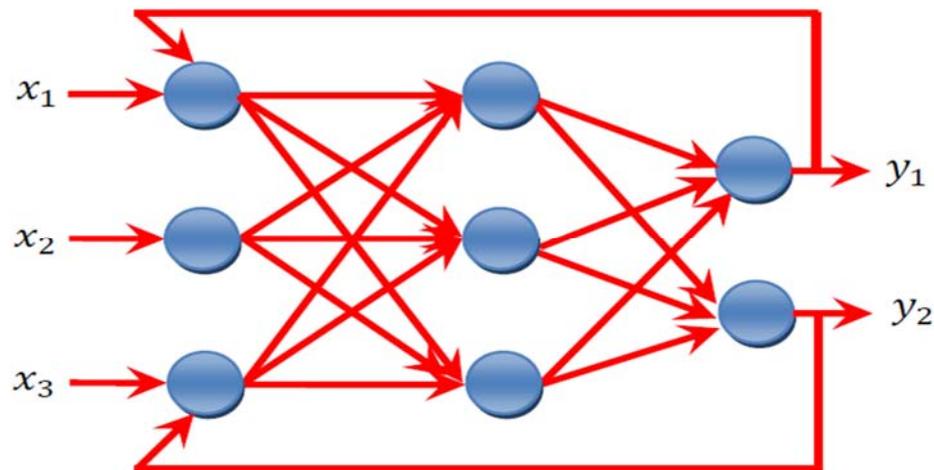


Figure 2.20 : Exemple de réseau bouclé.

#### 2.4.3.5 L'apprentissage

L'apprentissage et l'adaptation constituent deux caractéristiques essentielles des réseaux de neurones. Le rôle de l'apprentissage est d'optimiser les poids de chaque connexion. De nombreuses règles existent pour modifier les poids des connexions et donc pour arriver à un apprentissage correct lorsque la phase d'apprentissage est achevée [24].

C'est l'une des propriétés importante dans les réseaux de neurones, car il permet de donner la capacité de reconnaître des formes ressemblantes, c'est la phase de reconnaissance. Les techniques d'apprentissage peuvent être classées en trois catégories :

**a. Apprentissage supervisé**

Un apprentissage est dit supervisé lorsque le réseau est forcé à converger vers un état final précis qui fournit par le processeur, dans ce cas l'apprentissage consiste à ajuster les paramètres du réseau pour minimiser l'erreur entre la sortie désirée et la sortie réelle du réseau [23].

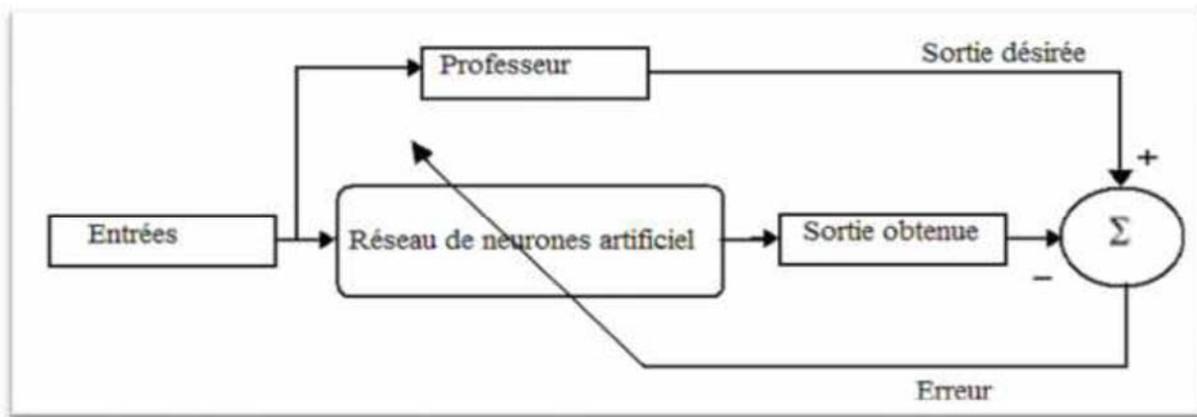


Figure 2.21 : Schéma bloc de l'apprentissage supervisé d'un réseau de neurone.

**b. Apprentissage non supervisé**

Un apprentissage est dit non-supervisé lorsque le réseau est laissé libre de converger vers n'importe quel état final lorsqu'un motif lui est présenté, donc le réseau ne prend pas en considération des valeurs désirées, donc il n'y a pas de superviseur [3].

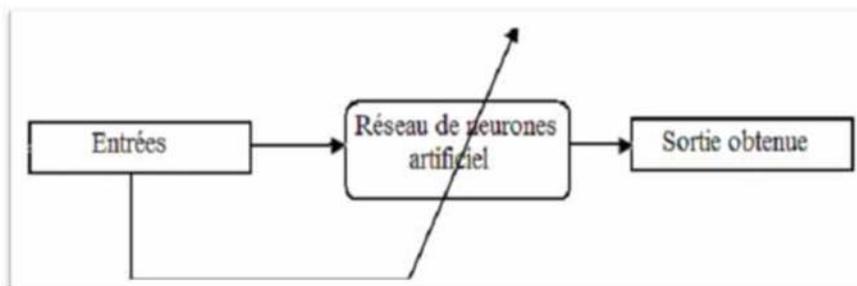


Figure 2.22 : Schéma bloc de l'apprentissage non supervisé d'un réseau de neurone.

### **c. Apprentissage auto-supervisé**

Ou bien semi supervisé, il ne nécessite pas de comportement de référence (valeur désirée) mais seulement d'informations grossières (faux, vrais,...) sur le comportement du réseau.

Le réseau de neurone évalue lui-même ses performances, sans l'aide d'un «professeur ». Un objet est présenté à l'entrée du réseau de neurones, on a indiqué la classe à laquelle appartient cet objet. Si le réseau ne le classe pas correctement, il mesure lui-même l'erreur qui le faîte, et propage cette erreur vers l'entrée. Le réseau procède à autant d'itérations qu'il est nécessaire jusqu'à obtenir la réponse correcte [24].

#### **2.4.3.6 Les méthodes d'apprentissage**

Dans les systèmes experts, les connaissances de l'expert ont une forme énumérée, elles sont exprimées sous forme de règles. Dans le cas des réseaux de neurones, les connaissances ont une forme distribuée. Elles sont codées dans les poids des connexions, la topologie du réseau, les fonctions de transfert de chaque neurone, le seuil de ces fonctions et la méthode d'apprentissage utilisée. Il existe un certain nombre de méthodes d'apprentissage [23] :

##### **a. Règle de Hebb**

C'est la méthode d'apprentissage la plus ancienne (1949), elle est inspirée de la biologie. Elle traduit le renforcement des connexions liant deux neurones activés. Si un des deux neurones au moins n'est pas activé, le poids de la connexion n'est pas modifié [24].

##### **b. Algorithme de la rétro-propagation du gradient de l'erreur**

Cet algorithme est utilisé dans les réseaux de type non bouclé, ce sont des réseaux de neurones à couche, ayant une couche d'entrée, une couche de sortie, et au moins une couche cachée. Il n'y a pas de récursivité dans les connexions, et pas de connexions entre neurones de la même couche. Le principe de la rétro-propagation consiste à présenter au réseau un vecteur d'entrées, de procéder au calcul de la sortie par propagation à travers les couches, de la couche d'entrées vers la couche de sortie passant par les couches. Cette sortie obtenue est comparée à la sortie désirée, une erreur est alors obtenue. A partir de cette erreur, le gradient de l'erreur est calculé et propagé de la couche de sortie vers la couche d'entrée, d'où le terme de rétro-propagation. Cela permet la modification des poids du réseau et donc l'apprentissage. L'opération est réitérée pour chaque vecteur d'entrée et cela jusqu'à ce que le critère d'arrêt soit vérifié [23] [24].

### c. L'algorithme de LEVENBERG-MARQUARDT

Parmi les algorithmes de la famille quasi-Newton, la méthode de LEVENBERG MARQUARDT [25] [26] est un algorithme standard pour l'optimisation de l'erreur quadratique due à ses propriétés de convergence rapide et de robustesse.

Elle s'appuie sur les techniques des moindres carrés non-linéaires et de l'algorithme de GAUSS-NEWTON à voisinage restreint.

L'apprentissage est terminé lorsque tous les couples entrées-sorties sont reconnus par le réseau. Ce type d'apprentissage se retrouve entre autres dans le perceptron.

#### 2.4.3.7 Le perceptron

Le perceptron est un modèle de réseau de neurones avec algorithme d'apprentissage créé par Frank Rosenblatt en 1958, autrement dit un réseau réduit à un seul neurone formel [20].

Les perceptrons sont des réseaux de type non bouclé.

Il y'a deux types de perceptron :

##### a. Perceptron a une seule couche

Dans le perceptron à une seule couche, il n'y a qu'une seule couche qui varie en fonction de l'adaptation. Dans le neurone du perceptron on utilise la fonction d'activation à seuil.

Ce réseau simple a suscité beaucoup d'intérêt, quand initialement, a été développé en raison de sa capacité d'apprendre à identifier des modèles simples [3].

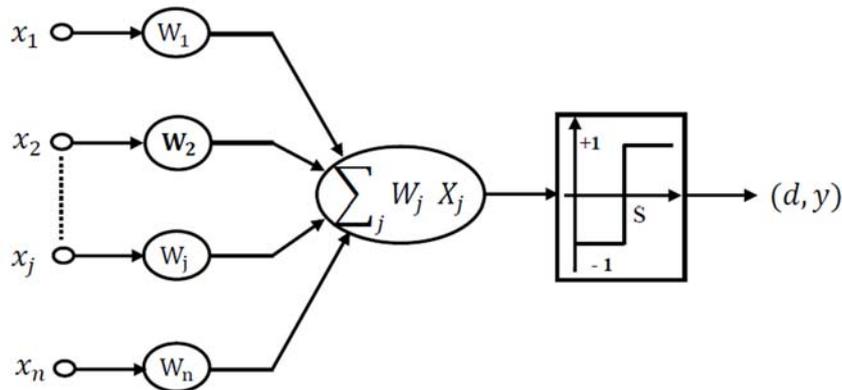


Figure 2.23 : Structure de perceptron à une seule couche.

Les poids de connexion ainsi que le seuil dans un perceptron à une seule couche peuvent être fixes ou adaptés en utilisant un certain nombre des algorithmes [3].

## **b. Le perceptron multicouche**

Les perceptrons multicouches sont des réseaux non-récurrents avec une ou plusieurs couches de neurones entre les couches d'entrée et de sortie. Ces couches additionnelles contiennent des unités cachées ou des neurones qui ne sont pas directement reliés aux neurones des couches d'entrée et de sortie [3].

Les perceptrons multicouches sont les plus courants, ils correspondent de trois couches, la première correspond à la couche d'entrée, la deuxième est nommée couche cachée et la dernière est la couche de sortie.

Le nombre de nœuds au niveau des différentes couches est variable en fonction du degré d'apprentissage souhaité et de la précision de la commande souhaitée.

Pour notre commande PPM, la couche d'entrée qui est formée de deux neurones reçoit les variables d'entrées sont les paramètres caractéristiques d'un GPV ( $\Delta P$ ,  $\Delta V$ ) associées ou non à des données atmosphériques.

La couche cachée est formée de vingt nœuds.

La sortie est généralement un ou plusieurs signaux de référence, dans notre cas, c'est le rapport cyclique  $\Delta D$  permettant de commander le convertisseur statique pour fonctionner le plus souvent possible au PPM.

Les neurones de la couche cachée reçoivent des données à partir de la couche d'entrée pour calculer une sortie en utilisant la fonction d'activation sigmoïde ( $\text{tansig}$ ). Par suite ils transmettent ces données à la couche de sortie moyennant la fonction linéaire ( $\text{purelin}$ ) pour calculer un rapport cyclique permettant la commande du hacheur survolteur.

Pour ce cas de commande, nous avons rassemblé un nombre de données suffisant pour construire une base représentative qui servira à l'apprentissage et au test du réseau de neurones. Pour chaque couple  $\Delta V$ - $\Delta P$ , nous avons calculé le rapport cyclique  $\Delta D$  qui permet d'avoir la puissance maximale.

## **2.5 Conclusion**

Dans ce chapitre, on a entamé la partie la plus importante et la plus délicate de cette étude. Il s'agit de présenter le principe de la recherche du point de puissance maximale, ce point change avec le changement des conditions climatiques, ce qui rend l'intérêt d'un étage d'adaptation dans la chaîne de conversion pour permettre le suivi du PPM sous toutes les conditions, tout en donnant les différentes classifications des commandes PPM.

La chaîne de conversion est constituée d'un convertisseur DC/DC commandé en rapport cyclique du MOSFET par un algorithme téléchargé généralement sur un système embarqué ce qui rend le système photovoltaïque autonome.

Nous avons détaillé les différentes méthodes PPM rencontrées le plus souvent dans la littérature. L'existence de plusieurs types de commandes PPM montre que ce domaine de recherche est en perpétuelle évolution et qu'il est difficile de trouver une ou plusieurs solutions universelles. Ce chapitre nous servira de support de comparaison avec l'approche de PPM qu'on va développer dans ce qui suit.

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

Université de Mohamed El-Bachir El-Ibrahimi - Bordj Bou Arreridj

Faculté des Sciences et de la technologie

Département d'Electronique

# Mémoire

Présenté pour obtenir

LE DIPLÔME DE MASTER

Filière : Electronique.

Spécialité : Electronique des Systèmes Embarqués.

Par

Kadri Nor.

Tebbani Lamia.

## Thème

**Développement des algorithmes de poursuite du point de puissance maximale dans les systèmes Photovoltaïques basés sur les techniques d'intelligences artificielles.**

Soutenu le : 07/09/2019.

Devant le jury :

- |                           |           |
|---------------------------|-----------|
| • Dr.TALBI Mohamed-Lamine | Président |
| • Dr.LATOUI Abdelhakim    | Examineur |
| • Dr.BOUKEZATA Boualem    | Encadreur |

Année Universitaire 2018/2019.

## CHAPITRE 3 : MODELISATION, LA SIMULATION D'UN SYSTEME PV

### 3.1 Introduction

Ce chapitre, a pour but la modélisation et la simulation d'un système photovoltaïque adapté par un hacheur survolteur « BOOST » avec une commande de poursuite du point maximum de puissance (PPM).

La simulation est un outil puissant pour l'évaluation des performances théoriques d'un système. En effet, ce dernier peut être testé sous des conditions facilement contrôlables et ses performances peuvent être aisément surveillées. La procédure de simulation lie les deux principales parties de la conception d'un système, à savoir, l'étude théorique et la réalisation d'un prototype. Vu que des changements dans la conception peuvent facilement être faits à l'étape de la simulation, il est possible d'expérimenter avec un large ensemble de variations des conditions de fonctionnement afin d'aboutir à une solution optimale.

MATLAB/SIMULINK est un logiciel de simulation, qui fournit une interface graphique permettant de construire des modèles sous forme de diagrammes blocs. Il offre l'avantage de construire des modèles hiérarchisés qui offrent la possibilité de voir le système à différents niveaux. Simulink offre également la possibilité de construire des modèles modulaires, qui ont l'avantage d'être facilement reliés entre eux afin de simuler un certain système.

### 3.2 Modélisation du générateur photovoltaïque

La Figure 3.1 donne le schéma bloc implémentée sous SIMULINK de notre système photovoltaïque étudié avec l'ensemble des étages simulés : Générateur Photovoltaïque (GPV), Un Convertisseur DC/DC (Hacheur) et commande de poursuite du point maximum de puissance (PPM).

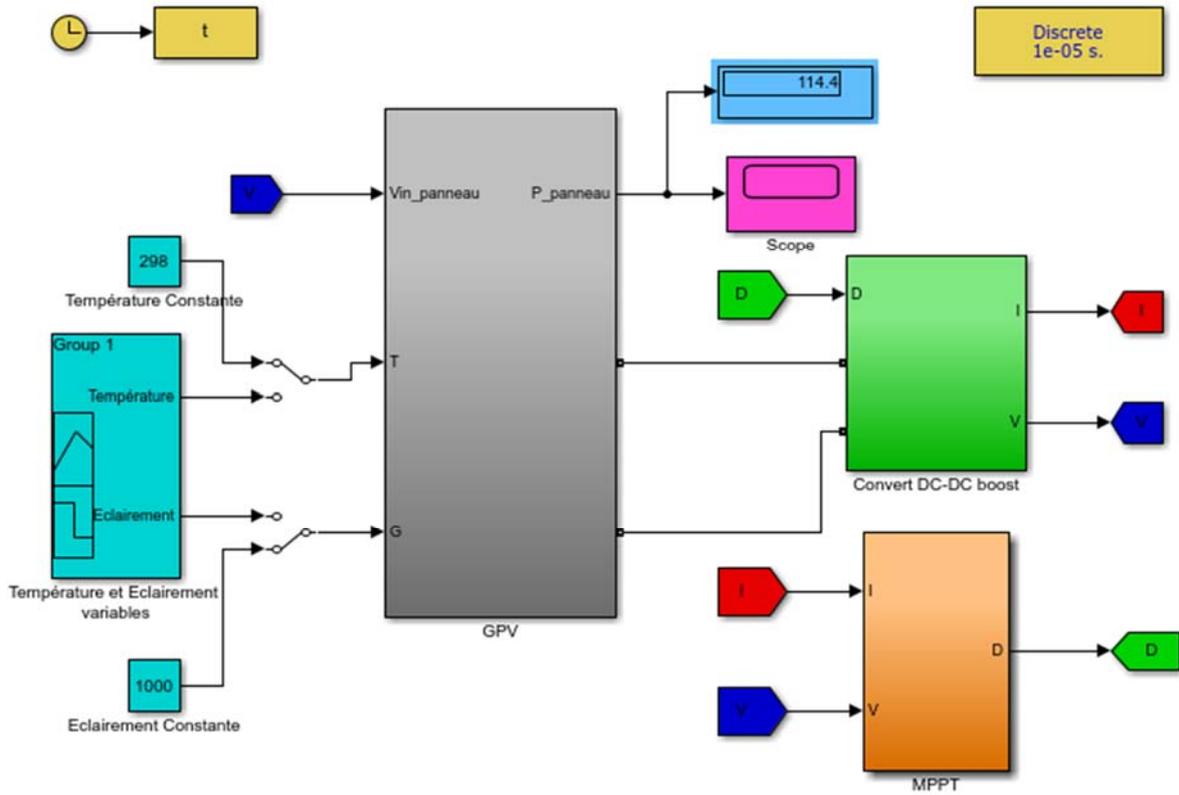


Figure 3.1 : Modèle de simulation du GPV adapté par la technique PPM.

### 3.2.1 Simulation d'un générateur photovoltaïque (GPV)

Pour simuler le comportement du GPV, en se basant sur le modèle mathématique décrit dans le chapitre 1.

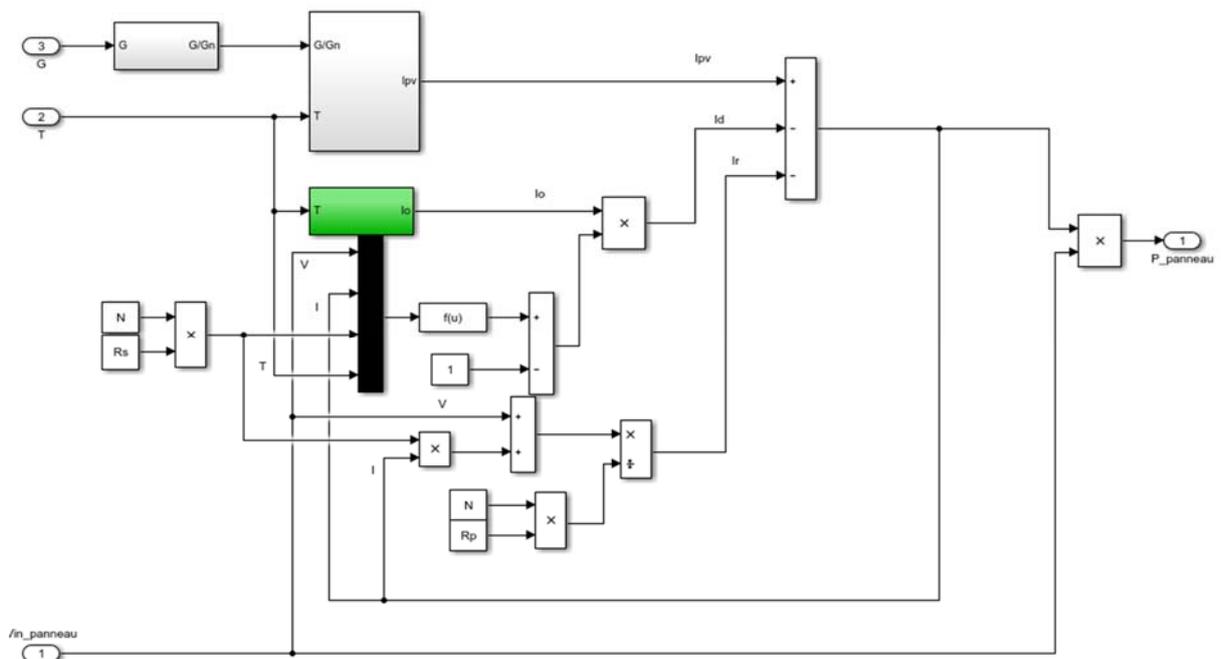


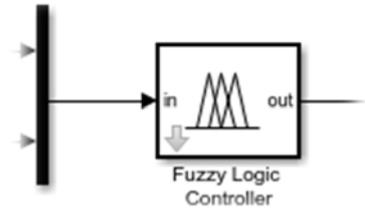
Figure 3.2 : Modèle de simulation du GPV.

### 3.2.2 Simulation des algorithmes PPM

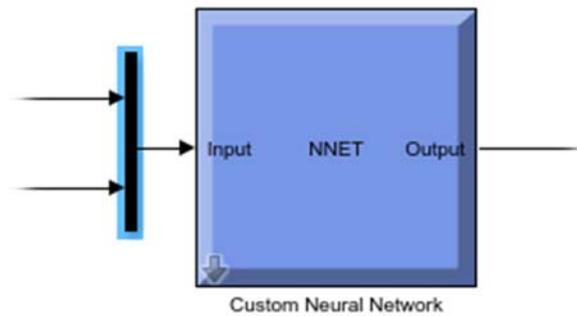
Nous avons réalisé les modèles de simulation des algorithmes : perturbation et observation, logique floue et réseaux de neurones, en nous basant sur les études illustrées dans le chapitre 2.



(a) bloc schématique du commande PPM  
« Perturbation et observation ».



(b) bloc schématique du commande PPM  
« Logique floue ».



(c) bloc schématique du commande PPM  
« Neurone artificielle ».

Figure 3.3 : Les blocs SIMULINK des méthodes PPM.

## 3.3 Résultats et discussions

### 3.3.1 Algorithme perturbation et observation

La figure 3.4 illustre l'implémentation du système photovoltaïque adapté par la commande PPM « perturbation et observation » sous l'environnement de MATLAB-SIMULINK.

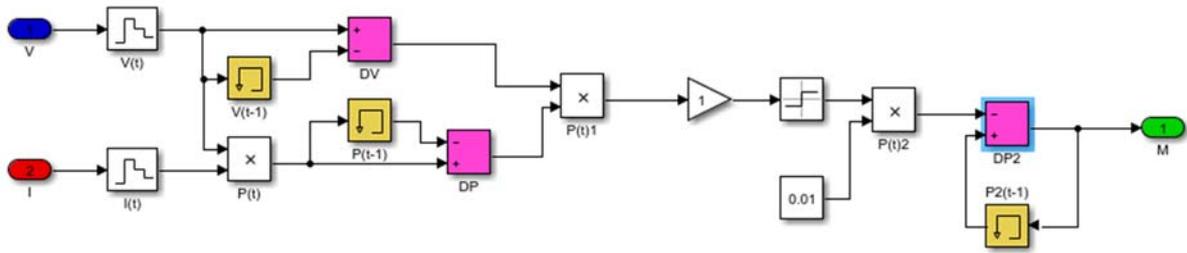


Figure 3.4 : Modèle de simulation pour l’algorithme perturbation et observation.

Cette méthode a la particularité d’avoir une structure de régulation simple, et peu de paramètres de mesure. Il opère en perturbant périodiquement la tension du panneau, et en comparant l’énergie précédemment délivrée avec la nouvelle après perturbation.

Les résultats de simulation dans la figure 3.5 :

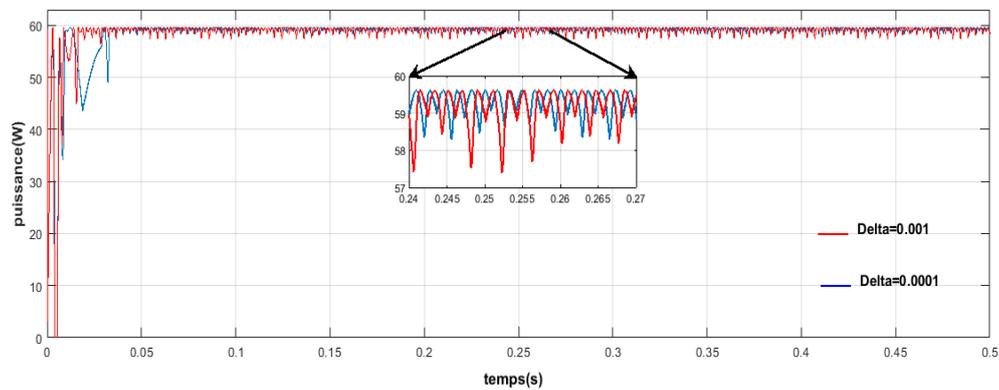


Figure 3.5 : Puissance de sortie du GPV pour différents pas de perturbation.

D’après la figure précédente, on constate que l’algorithme perturbation et observation rattrape le point optimal avec une oscillation autour du point de puissance maximale, pour un pas de perturbation delta égale 0.001. Par contre si on diminue le delta à de valeur 0.0001 on aura moins des oscillations, c’est-à-dire avec une précision, mais le temps d’exécution est long par rapport à la première valeur de delta, pour moins des pertes de puissance et avec un temps d’exécution acceptable, on a choisi la valeur 0.0001 qui représente le pas de perturbation.

Comportement du système face à un changement de l'éclairement

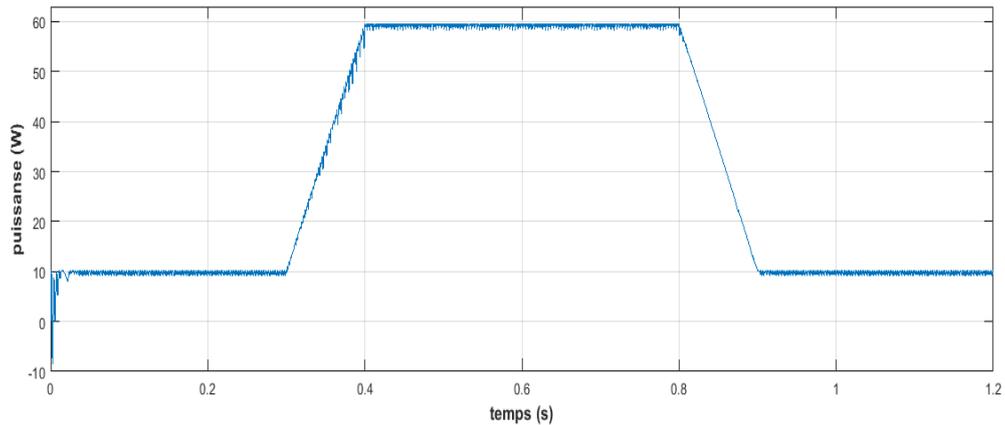


Figure 3.6 : Puissance de sortie du GPV à éclairnement variable.

On constate que la puissance produite à partir de ce générateur est aussi influencé proportionnellement par la variation de l'éclairement.

En fin, les résultats de simulation du système photovoltaïque adapté par la commande PPM «perturbation et observation» montrent que le hacheur survolteur et la commande PPM «perturbation et observation » effectuent correctement leurs rôles.

3.3.2 Algorithme logique floue

Récemment, la commande par logique floue a été utilisée dans les systèmes de PPM, cette commande est relativement simple à élaborer et elle ne nécessite pas la connaissance exacte du modèle à réguler. La mise en place d'un contrôleur flou se réalise en trois étapes, qui sont : la fuzzification, l'inférence et la défuzzification comme nous avons mentionné dans le chapitre 2.

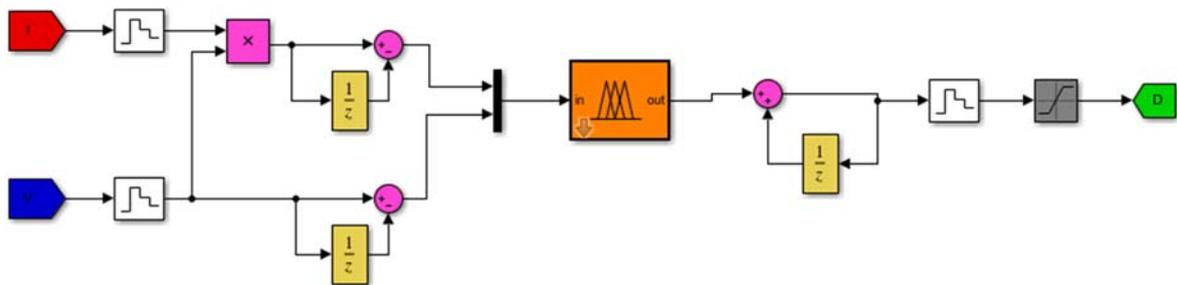


Figure 3.7 : Modèle de simulation commande PPM logique floue.

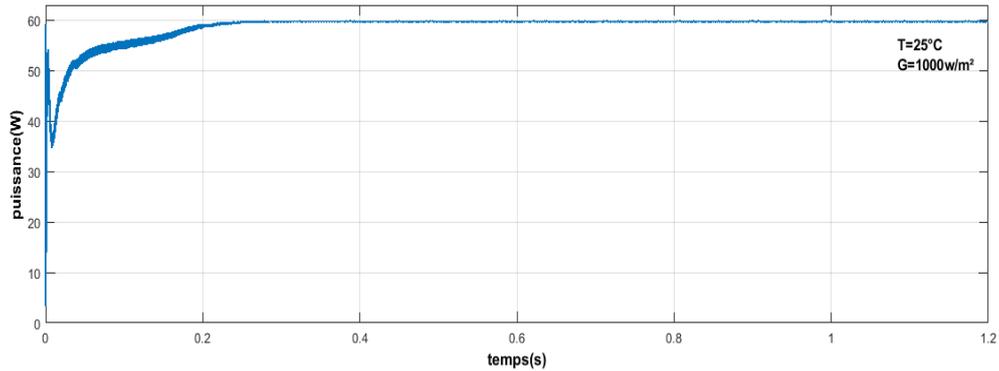


Figure 3.8 : Puissance de sortie du GPV commandée par PPM de logique floue.

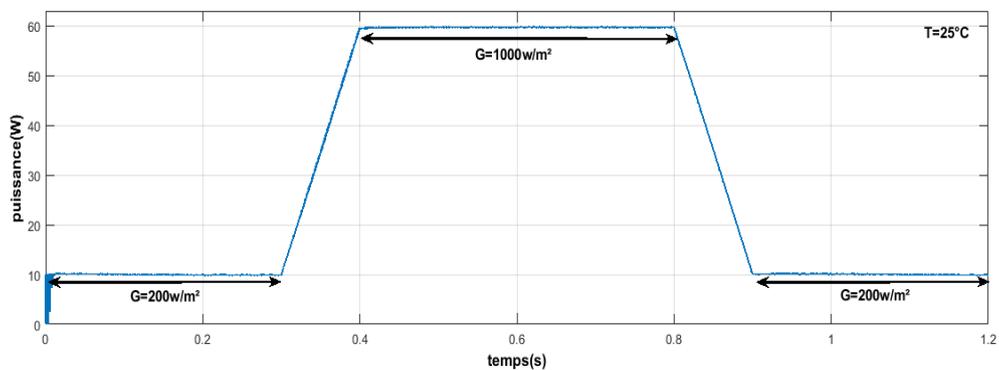


Figure 3.9 : Puissance de sortie du GPV à éclaircissement variable.

D'après les résultats de simulation obtenus, on remarque que le contrôleur flou conduit à des meilleures performances, avec l'absence des oscillations dans le régime permanent, par conséquent sa valeur du rendement est plus élevée.

L'avantage de l'algorithme flou est la rapidité de retour vers le MPP.

### 3.3.3 Algorithme neurone artificielle

#### Création d'un réseau

Pour créer un réseau de neurone on utilise l'instruction NNTOOL.

- **Collecte d'une base de données**

L'objectif de cette étape est de rassembler un nombre de données suffisant pour construire une base représentative de données, qui servira à l'apprentissage et au test du réseau de neurones [3].

- **Choix de la structure neuronale**

La première chose dans l'implémentation de réseau de neurones est le comptage des variables d'entrée et de sortie du problème. On a deux variables comme entrées ( $\Delta P$ ,  $\Delta V$ ) et une variable en sortie qui est la variation de rapport cyclique ( $\Delta D$ ).

Dans notre travail, on a construit un réseau de neurones multicouches avec :

- \*une couche d'entrée à 2 neurones.
- \*une couche cachée à 30 neurones.
- \* une couche de sortie à 1 neurone.

- **Entraînement du réseau de neurones sur les bases d'apprentissage**

**Essais sur le réseau**

On a effectué un apprentissage automatique à l'aide du logiciel MATLAB jusqu'à l'obtention d'une erreur quadratique moyen (mse : Mean Squared Error) très petite après 15 itération (Figure 3.10).

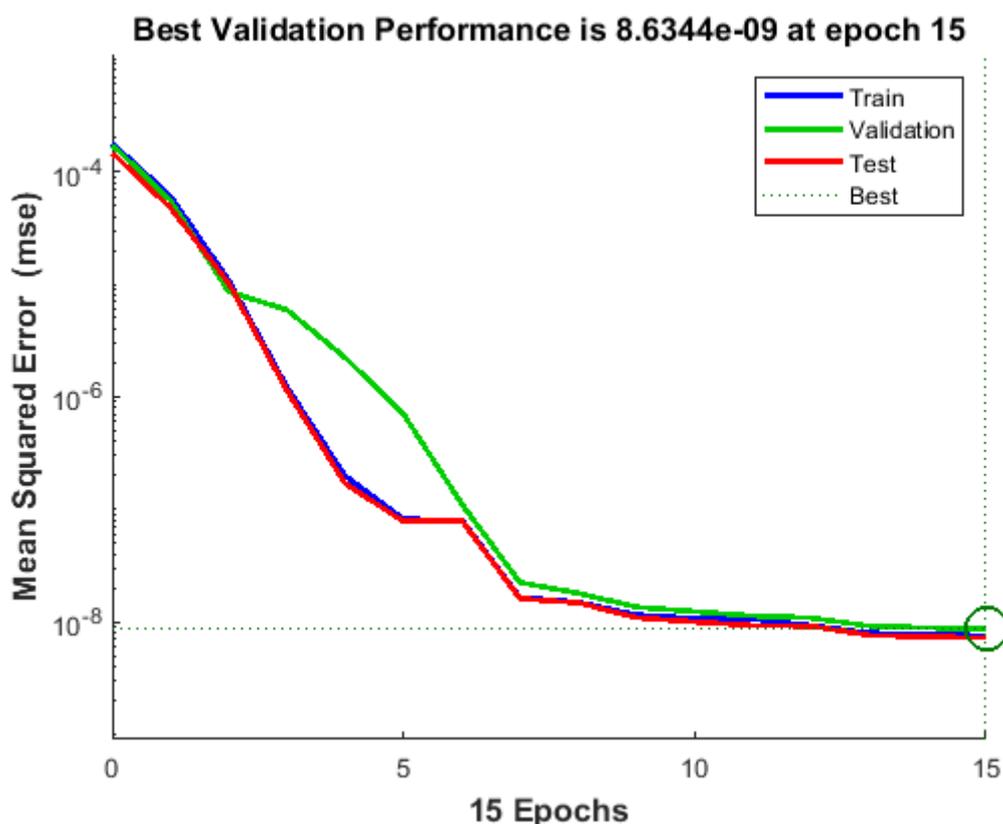


Figure 3.10 : Evaluation de l'erreur quadratique.

### Régression

Régression à partir de données expérimentales (relevés théoriques).

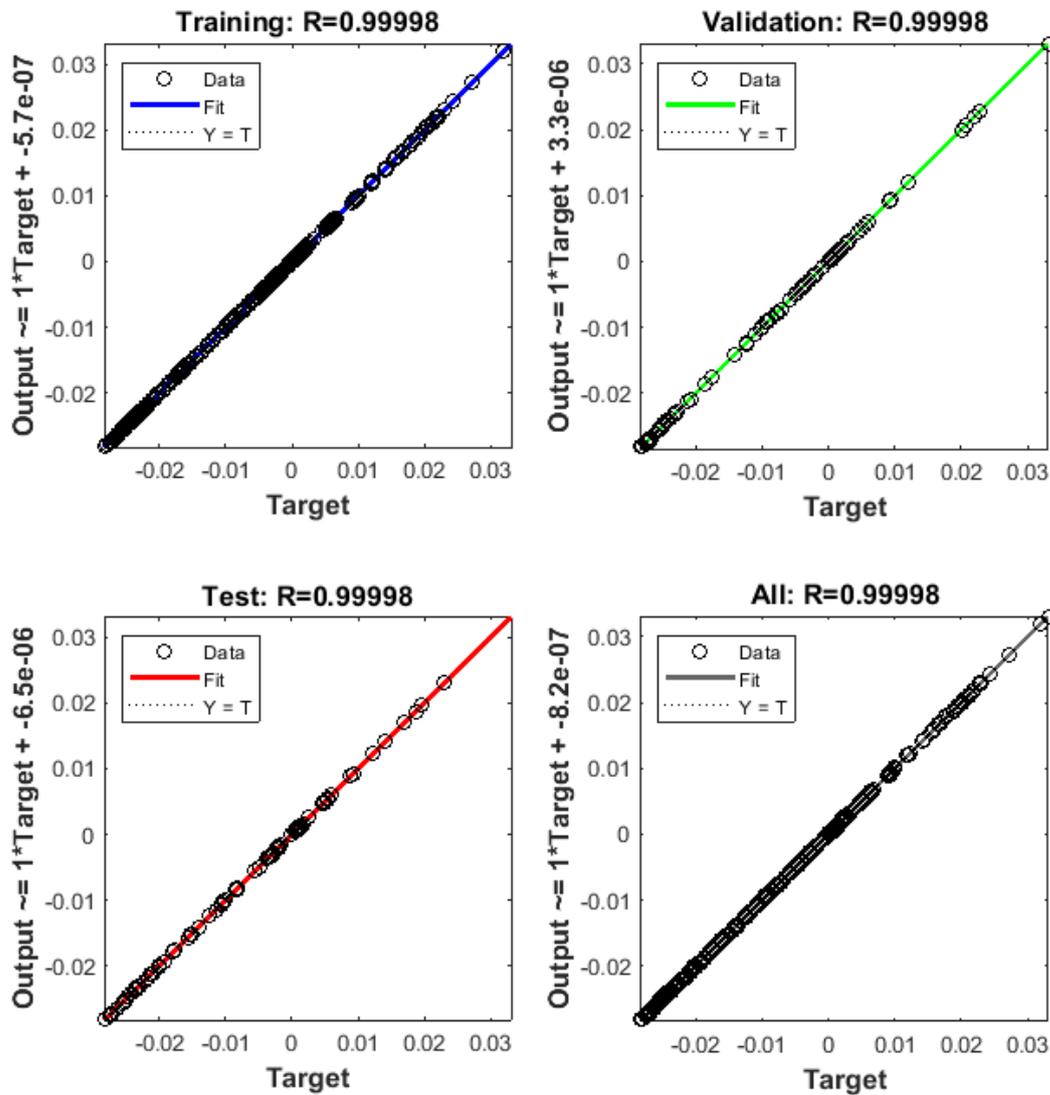


Figure 3.11 : Approximation de fonctions.

- **Création d'un Bloc du réseau de neurone artificielle dans SIMULINK**

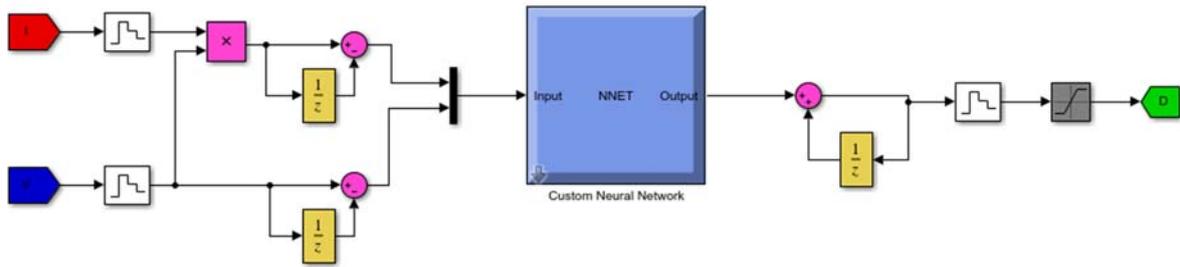


Figure 3.12 : Modèle de simulation commande PPM de neurone artificielle.

- **Mesure des performances du réseau de neurone sur la base de test**

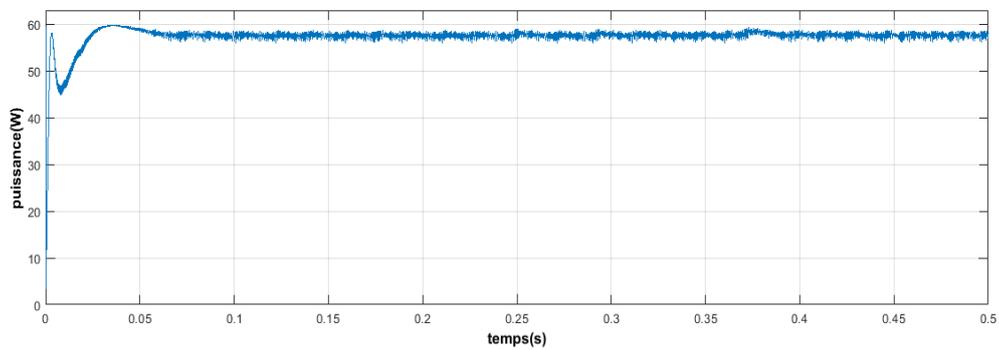


Figure 3.13 : Puissance de sortie du GPV commandée par PPM de réseau de neurone artificiel.

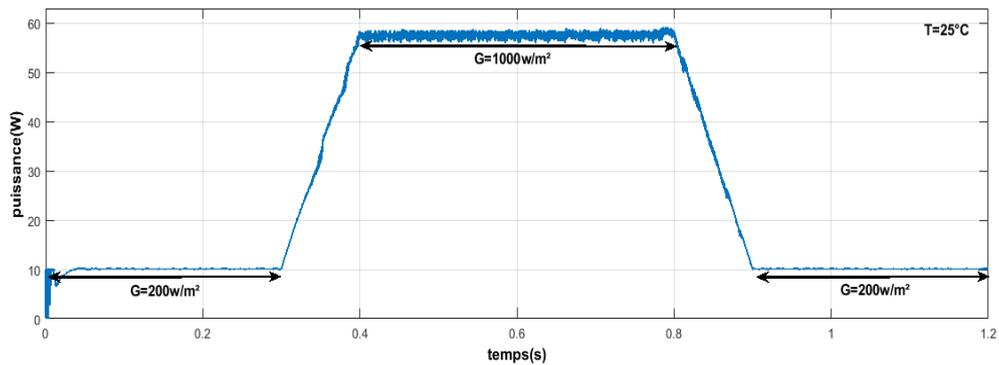


Figure 3.14 : Puissance de sortie du GPV à éclaircissement variable.

Après un régime transitoire de durée, la commande PPM par réseau de neurone artificiel fait osciller le point de fonctionnement autour du point PPM. Dans les deux cas de changement de l'intensité d'éclaircissement, il apparaît que :

Pendant le premier changement d'éclairement, le système converge vers un nouveau PPM qui correspond à l'éclairement imposé. Pendant le deuxième changement d'éclairement, le système converge vers le PPM trouvé avant le changement d'éclairement.

Donc, la commande PPM par réseaux de neurone utilisée contrôle bien le fonctionnement du générateur PV autour des conditions optimales et que ce système peut adapter le point maximal de fonctionnement pour des variations de perturbations externes.

### 3.4 Etude comparative entre les commandes étudiées

Pour un meilleur jugement de ce qui est la meilleure commande entre les commandes étudiées nous utilisons un seul graphique.

La figure 3.15 représente les caractéristiques de la puissance de sortie de différentes commandes PPM pour une température et irradiation constants.

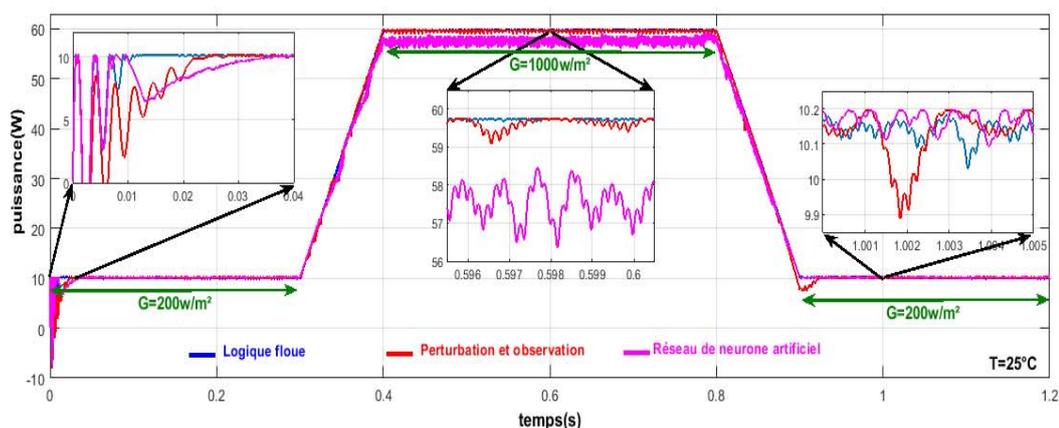


Figure 3.15 : Les puissances de sortie du GPV des différentes commandes PPM.

À partir de cette figure, les trois commandes assurent une poursuite de la puissance maximale tout fois avec le zoom en remarque que les différentes sont le temps de réponse et la présentation des oscillation dans le régime permanent, où le temps de réponse de la commande PPM flou est plus rapide que les deux autres commande PPM et plus stable pendant la variation d'éclairement.

Le gain de la commande PPM floue avec les deux autres commandes PPM est la rapidité de réponse.

### **3.5 Conclusion**

Dans ce travail, nous avons élaboré un modèle d'un système PV autonome composé d'un générateur PV, d'un hacheur élévateur et étage de commande. Autour du convertisseur continu-continu, nous avons développé séparément les principales commandes PPM les plus utilisées. Nous avons fait des simulations du système PV pour des conditions climatiques constantes et variables dans le but de faire une comparaison entre les trois commandes et de déterminer la meilleure commande de point de vue précision, stabilité.

Les résultats obtenus montrent que la commande logique floue présente de meilleures performances. Elle permet au système PV d'atteindre le PPM plus rapidement inversement aux autres commandes. De plus cette commande est plus stable pendant les variations des conditions climatiques.

---

**CONCLUSION GENERALE**

Afin d'améliorer l'efficacité des systèmes photovoltaïques, différents algorithmes de commandes PPM ont été étudiées pour la poursuite du point maximale de puissance. Dans cet objectif, ce travail est une contribution pour la compréhension et la mise en place d'une quelques commandes PPM permettant de traquer la puissance maximale à tout moment et sous différentes conditions atmosphériques.

Dans ce contexte, nous avons présenté les systèmes d'énergie renouvelable en portant un intérêt particulier au l'énergie photovoltaïque, nous avons commencé par introduire le lecteur pas à pas au domaine des systèmes photovoltaïque en rappelant quelques notions sur l'énergie photovoltaïque et les systèmes photovoltaïques. Nous avons ensuite expliqué le fonctionnement des cellules photovoltaïques et leurs caractéristiques principales ainsi que leur type. Puis nous avons attaqué la modélisation d'un système photovoltaïque en commençant par le générateur photovoltaïque en observant les caractéristiques du générateur photovoltaïque ainsi que ses performances sous l'influence de quelques paramètres atmosphériques (température et ensoleillement). Puis nous avons détaillé le modèle du convertisseur BOOST qui représente l'étage d'adaptation entre le générateur photovoltaïque et la charge.

Dans un deuxième temps, après un rappel sur la chaîne photovoltaïque élémentaire et la problématique de l'optimisation de la puissance, nous avons détaillé les différents types de recherche de la PPM rencontrés dans la littérature, faisant objet de cette étude, en présentant le principe de la recherche du point de puissance maximale tout en donnant les différentes classifications des commandes PPM par la présentation de leur côté théorique en détails. L'existence de plusieurs types de commandes PPM montre que ce domaine de recherche est en perpétuel évolution et qu'il est difficile de trouver une ou plusieurs solutions universelles.

La mise en place des simulations, la présentation des résultats obtenus, les discussions et la comparaison ont fait l'objet du dernier chapitre. Ce dernier englobe l'ensemble des simulations développées sous l'environnement MATLAB/SIMULINK dans un premier pour la mise en place du système photovoltaïque et dans un deuxième pour tester à valider et comparer les commandes PPM faisant l'objet de cette étude. Nous avons développé les algorithmes les plus utilisés à savoir la commande perturbe et observe, la commande logique floue et la commande par les réseaux de neurones artificiels qui ont été soumises à différents tests avec variation des paramètres atmosphériques (température et irradiation). A la fin de ce chapitre et pour une étude plus profonde nous avons fait une étude comparative entre les méthodes délibérés.

Ces trois commandes PPM étudiées dans le deuxième chapitre permettent la meilleure connexion entre le générateur photovoltaïque et la charge et elle le force de faire fonctionner toujours au point de puissance maximale, cependant, l'étude comparative des résultats de simulation a permis de constater que la commande PPM basée sur logique floue conduit à des meilleures performances (réduction du temps de réponse et de l'erreur en régime permanent).

Par ce travail, nous souhaitons d'avoir apporté une contribution à l'étude des caractéristiques photovoltaïques de la cellule solaire, l'étude des systèmes photovoltaïques autonomes et les commandes PPM concernées. Comme perspective à ce travail, il serait intéressant de procéder à l'implémentation matérielle des techniques PPM simulées, sur des systèmes à base de microcontrôleur ou DSP, afin de valider les résultats de simulation et confirmer les performances obtenues.

---

**BIBLIOGRAPHIE**

- [1] **Litim Ahlam Abid Zouleykha**, « Application de la Logique Floue pour la Poursuite du Point de Puissance Maximale d'un Générateur Photovoltaïque », mémoire de master, université Tahar Moulay-Saïda, 2017.
- [2] [https://fr.wikipedia.org/wiki/energie\\_renouvelable](https://fr.wikipedia.org/wiki/energie_renouvelable).
- [3] **Harendi Amine, Arbaoui Ali**, «calcul de l'MPPT par réseaux de neurone pour un système photovoltaïque », mémoire de master, université Kasdi Merbah-Ouargla, 2015.
- [4] **Messaoudi Mohammed Tahar**, «simulation d'un système photovoltaïque autonome régulé par logique floue », mémoire de master, université Kasdi Merbah-Ouargla, 2015.
- [5] **Amarouyache Mohamed**, «contribution à l'optimisation d'une chaine de conversion d'énergie photovoltaïque », thèse de doctorat, université Constantine 1, 2014.
- [6] **Benadel Faiza**, « étude, et simulation d'une commande MPPT pour système PV», mémoire de master, université Mohamed Boudiaf-M'silla, 2015.
- [7] **R.Merahi**, «modélisation d'un dispositif MPPT pour l'étude de l'augmentation de la puissance produite par les générateur photovoltaïques », mémoire de master, Annaba 2010 ;
- [8] **R. Maouedj**, «application de l'énergie photovoltaïque au pompage hydraulique sur les sites de Tlemcen et de BOUZAREAH», mémoire de magister, université de Batna, 2005.
- [9] Installations photovoltaïques, "systèmes autonomes", document du constructeur BELPOWER.
- [10] **Beddar Antar**, «optimisation de la puissance d'un système d'énergie renouvelable : système photovoltaïque », mémoire de master, université Ferhat Abbas -SETIF, 2011.
- [11] **R.M.Erahi-Chenni**, «amélioration de la commande P&O par une détection synchrone du courant de batterie», revue d'ICESD, P (113-121) 2011.
- [12] **M. Slama Fateh**, «modélisation d'un système multi générateurs photovoltaïque interconnectés au réseau électrique », mémoire de magistère, université Ferhat Abbas – Setif, 2010.
- [13] **A. C. Pastor**, «conception et réalisation de modules photovoltaïques électroniques », institut national de science appliquée de Toulouse thèse de doctorat.

- [14] **Hajar Bagheri**, «advances in electric power engineering», Publisher: lulu (usa), 2015.
- [15] **M.Hatti**, « contrôleur flou pour la poursuite du point de puissance maximum d'un système photovoltaïque ». JCGE'08 LYON, 16 et 17 Décembre 2008.
- [16] **F. Chekireda, C. Larbesa, D. Rekiouab, F. Haddad**, « implémentation of MPPT fuzzy controller for photovoltaïque systèmes on FPGA circuit », Energy Procédai 6 (2011).
- [17] **Z. Zouaoui**, « commande des convertisseurs statiques DC/DC par la logique floue », mémoire de magister, université de Batna, 2007.
- [18] **R. Tahar**, «application de l'intelligence artificielle au problème de la stabilité transitoire des réseaux électriques», thèse magister, 2009.
- [19] **Boukezata Boualem**, « étude et commande d'une chaine de conversion d'énergie d'un système solaire photovoltaïque », thèse de doctorat, université de Sétif, 2017.
- [20] **Loukriz Abdelouadoud**, « optimisation de la modélisation et de la commande d'un système photovoltaïque par les techniques d'intelligence artificielle », mémoire de magister, université de M'silla, 2014.
- [21] **T. Mrabti, M. El Ouariachi, K. Kassmi And B. Tidhaf**, « characterization and modeling of the optimal performances of the marketed photovoltaic panels », Moroccan journal of condensed Matter MJCM, Vol. 12, Issue 1, Pp. 7 – 13, 2010.
- [22] **A. Lemmou, K. Bellakhdar, A. Ledjedel**, « identification et commande des systèmes non linéaires », mémoire d'ingénieur en électronique, université de M'silla, Algérie, 2011.
- [23] **L. Melakhessou**, «contrôle et identification des systèmes non linéaires par les techniques neuronales », mémoire de magister, université El-Hadj Lakhdar, Algérie, 2005.
- [24] **K. Levenberg**, «a method for the solution of certain nonlinear problems in least squares », Quart. Appl. Math.Vol 2, Pp 164–168, 1944.
- [25] **S. Vijander, I. Gupta, H.O. Gupta**, «ann-based estimator for distillation using levenberg-marquardt approach », journal of engineering applications of artificial intelligence, VOL 20, ISSUE 2, PP249–259, 2007.
- [26] **Othmani Marabout Farouk**, «utilisation des réseaux de neurones dans l'estimation des paramètres de la distribution ki-2 non centrale gamma» mémoire présenté pour l'obtention du diplôme de magister en électronique université de Mentouri-Constantine 2005.