

Département d'Automatique, Télécommunication et d'Electronique

Projet de Fin d'Etudes

Pour l'obtention du diplôme de Master

Filière : Automatique

Spécialité : Automatique et Informatique Industrielle.

Thème

Optimisation du contrôleur flou de type TSK pour un système photovoltaïque par des algorithmes évolutionnaires.

Préparé par :

- YAGOUNI NASSIM
- HAMMACHE MASSYL

Examiné par :

Dirigé par :

Mr. YAHIAOUI FATAH
Mr. BERIKH LAMINE

Mme MEZZAH.S

Mme IDJADARENE.S

REMERCIEMENTS

Nous rendons nos profondes gratitudees à dieu qui nous a aidés à réaliser ce modeste travail.

A la suite Nous tenons à remercier vivement **Mr. Yahiaoui Fatah** et **Mr. Brikh Lamine** nos promoteurs qui ont proposés et dirigé ce travail.

Nous tenons également à remercier **Mme. Mezzah** et **Mme. Idjadarene** les membres de jury d'avoir accepté de juger ce travail.

Enfin, je remercie tous ceux qui ont contribué de près ou de loin, participé à l'élaboration de ce modeste mémoire.

DÉDICACE

Avec un profond sentiment, je souhaite dédier ce travail à mes chers parents, que Dieu les protège. Ils m'ont soutenu tant moralement que financièrement tout au long de mon parcours d'études, m'encourageant de toutes les manières possibles à donner le meilleur de moi-même et à atteindre les objectifs que j'ai réalisés aujourd'hui.

Je pris le bon dieu de les bénir, veiller sur eux, en espérant qu'ils seront toujours fiers de moi.

Je tiens à exprimer ma gratitude à mon frère Yacine, ainsi qu'à mes cousins et oncles, pour leur soutien constant. Je souhaite également exprimer ma profonde reconnaissance envers mon cher ami Hachemi Aziri, qui a toujours été là pour moi. De plus, je tiens à remercier chaleureusement mes très chers amis Sofian, Mouloud, Kami et Ouardia.

*A la mémoire de Yagouni Nourdine martyre de la cause
berbère 28 Avril 2001.*

Yagouni Nassim.

DÉDICACE

Mes chers parents pour leur soutien continu envers moi moralement et physiquement. Je leur dis merci du fond de mon cœur pour leur éducation, leur sacrifice.

Mes chères sœurs Cesina et Manel, Mon cousin Walid Ouarti. Et à toute ma famille.

Mes très chères amis Massi Aïssou, Fares Ayadi, Lounis Lidane.

Hammache Massyl.

Table des matières

INTRODUCTION GENERALE	12
CHAPITRE I GENERALITE SUR LES SYSTEMES PHOTOVOLTAÏQUES	14
INTRODUCTION	15
I.1. L'ENERGIE SOLAIRE	15
I.2 LES DIFFERENTS TYPES DE SYSTEMES PHOTOVOLTAÏQUES	15
<i>I.2.1 Système photovoltaïque autonomes</i>	15
<i>I.2.2 Système PV connecté au réseau</i>	16
<i>I.2.3 Système hybrides</i>	17
I.3 CELLULE PHOTOVOLTAÏQUE	18
<i>I.3.1 Principe de fonctionnement d'une cellule photovoltaïque</i>	18
I.4 GENERATEUR PHOTOVOLTAÏQUE	19
<i>I.4.1 Constitution d'un générateur photovoltaïque.</i>	19
I.4.1.1 Protection du générateur photovoltaïque	19
I.5. INFLUENCE DE L'ECLAIREMENT ET DE LA TEMPERATURE	20
<i>I.5.1 influence de l'éclairement</i>	20
<i>I.5.2 influence de la température</i>	21
I.6 CONVERTISSEUR STATIQUE DC/DC (HACHEURS)	23
<i>I.6.1 Types des convertisseurs DC-DC</i>	24
I.6.1.1 Hacheur Boost :	24
a) Fonctionnement :	25
b) Modèle mathématique équivalent :	25
I.6 LA COMMANDE MPPT	26
I.7 LE PRINCIPE DE LA MPPT	27
<i>I.7.1 Commandes MPPT classiques</i>	27
I.7.1.1 Commande perturber et observer (P&O)	27
I.7.1.2 Méthode d'incrémentation de la conductance :	28
<i>I.7.2 Commandes MPPT intelligentes</i>	30
I.7.2.1 Technique MPPT par logique floue	30
CONCLUSION	31
CHAPITRE II LA LOGIQUE FLOUE	32
INTRODUCTION	33
II.1. PRINCIPE DE LOGIQUE FLOUE	33
<i>II.1.1 Terminologie de la logique floue</i>	33
II.2. OPERATEURS DE LA LOGIQUE FLOUE	35
II.2 DOMAINE D'APPLICATION	36
II.3 REGULATEUR FLOU	36
<i>II.3.1 Fuzzification</i>	37
<i>II.3.2 Base de règles</i>	38
<i>II.3.3 Mécanisme d'inférence</i>	38
<i>II.3.4 Agrégation</i>	39
<i>II.3.5 Defuzzification</i>	39
II.4 MODELES FLOUS	40
<i>II.4.1 Commande floue de type Takagi-Sugeno :</i>	40
<i>II.4.2 Description du modèle de Takagi-Sugeno-Kang (TSK)</i>	40
II.5 AVANTAGES ET INCONVENIENTS DE REGLAGE PAR LOGIQUE FLOUE	41
<i>II.5.1 Avantages</i>	41
<i>II.5.2 Inconvénients</i>	41
CONCLUSION	41

CHAPITRE III OPTIMISATION PAR DES ALGORITHMES EVOLUTIONNAIRES	42
INTRODUCTION	43
III.1 OPTIMISATION	43
<i>III.1.1 Définition</i>	43
<i>III.1.2 Problème d'optimisation</i>	44
III.2 ALGORITHME GENETIQUE	45
<i>III.2.1 Principe d'un algorithme génétique</i>	45
III.3 OPTIMISATION PAR ESSAIS DE PARTICULE(PSO)	47
<i>III.3.1 Principe du PSO</i>	47
<i>III.3.2 Etapes de l'algorithme PSO</i>	49
III.4 CRITERES D'ARRET	52
III.5 AVANTAGES ET INCONVENIENTS DE PSO	52
CONCLUSION	53
CHAPITRE IV ETUDE ET SIMULATION DU SYSTEME PHOTOVOLTAÏQUE	54
INTRODUCTION	55
IV.1 SCHEMA-BLOC DU SYSTEME PV AUTONOME	55
<u>IV.2 SIMULATION DU PANNEAU PHOTOVOLTAÏQUE (BOUCLE OUVERTE)</u>	56
IV.3 STRUCTURE DE GENERATEUR PHOTOVOLTAÏQUES UTILISE	57
IV.4 SIMULATION DES CARACTERISTIQUES DU GPV EN BOUCLE OUVERTE	58
<u>IV.5 INFLUENCE DE L'ECLAIREMENT ET DE LA TEMPERATURE</u>	60
<i>IV.5.1 Influence de l'éclairnement</i>	60
<i>IV.5.2 Influence de température</i>	61
IV.6 APPRENTISSAGE DE L'ALGORITHME (PSO)	62
<i>IV.6.1 Structure de l'individu</i>	62
<i>IV.6.2 Fonction d'appartenances</i>	63
IV.7 FONCTION OBJECTIF	64
IV.8 PROFILE DE CONVERGENCE	65
IV.9 TESTS DE SIMULATIONS DU SYSTEME PV	65
<i>IV.9.1 Simulation sous conditions STC (standard test condition) des deux méthode (PSO-FLC et FLC)</i>	66
<i>IV.9.3 Tests de simulation sous la variation de l'éclairnement et une température CONSTANTE.</i>	68
<i>IV.9.4 Tests de simulation sous la variation de la température et l'éclairnement constant.</i>	71
CONCLUSION	73
CONCLUSION GENERALE	74

Table des Figure

FIGURE.I.1. PRINCIPE DE LA CONVERSION PHOTOVOLTAÏQUE DE L'ENERGIE SOLAIRE.	15
FIGURE.I.2. SCHEMA D'UN SYSTEME PV AUTONOME AVEC BATTERIE	16
FIGURE.I.3. EXEMPLE DE LA STRUCTURE D'UN SYSTEME PV CONNECTE AU RESEAU.	17
FIGURE.I.4. SCHEMA D'UN SYSTEME PV HYBRIDE.	17
FIGURE.I.5. CELLULE PHOTOVOLTAÏQUE	18
FIGURE.I.6. DIODE DE PROTECTION DU PANNEAU PHOTOVOLTAÏQUE.	20
FIGURE. I.7.CARACTERISTIQUE $I_{PV}(V_{PV})$ DU GENERATEUR PV POUR PLUSIEURS ECLAIREMENTS	20
FIGURE. I.8.CARACTERISTIQUE $P_{PV}(V_{PV})$ DU GENERATEUR PV POUR PLUSIEURS ECLAIREMENTS	21
FIGURE.I.9. CARACTERISTIQUE $I_{PV}(V_{PV})$ DU GENERATEUR PV POUR PLUSIEURS TEMPERATURE	22
FIGURE.I.10. CARACTERISTIQUE $PV(V_{PV})$ DU GENERATEUR PV POUR PLUSIEURS TEMPERATURE	23
FIGURE I.11. SYMBOLE D'UN CONVERTISSEUR DC-DC.	24
FIGURE.I.12. SCHEMA ELECTRIQUE D'UN HACHEUR BOOST	24
FIGURE.I.13. SCHEMA ELECTRIQUE D'UN HACHEUR BOOST FERME	25
FIGURE.I.14. SCHEMA ELECTRIQUE D'UN HACHEUR BOOST OUVERT	26
FIGURE.I.15. SCHEMA SYNOPTIQUE D'UN SYSTEME PV AVEC UNE COMMANDE MPPT	27
FIGURE.I.16. CARACTERISTIQUES DE FONCTIONNEMENT DE L'ALGORITHME P&O.	28
FIGURE.I.17. METHODE INCCOND POUR POURSUIVRE LE MPP.	29
FIGURE.II.1. VARIABLE LINGUISTIQUE « PAR EXEMPLE LA DESCRIPTION DE LA QUALITE DU SERVICE »	34
FIGURE.II.2. EXEMPLE DE FONCTION D'APPARTENANCE	34
FIGURE.II.3. INTERSECTION DES SOUS-ENSEMBLES FLOUS	35
FIGURE.II.4. UNION DES SOUS-ENSEMBLES FLOUS	35
FIGURE.II.5. ILLUSTRATION DE L'OPERATION NON.	36
FIGURE.II.6. STRUCTURE GENERALE D'UN CONTROLEUR FLOU.	37
FIGURE.II.7. FUZZIFICATION EN UTILISANT UN SEUL SOUS-ENSEMBLE FLOU.	37
FIGURE.II.8. EXEMPLE DU PRINCIPE D'AGREGATION.	39
FIGURE.III.1. DIFFERENCE ENTRE UN OPTIMUM GLOBAL ET DES OPTIMA LOCAUX.	44
FIGURE.III.2. DEMARCHE D'UN ALGORITHME GENETIQUE	45
FIGURE.III.3. ORGANIGRAMME GENERAL D'UN ALGORITHME GENETIQUE	46
FIGURE.III.4. ALGORITHME GENETIQUE SIMPLE	47
FIGURE.III.5. DEPLACEMENT D'UNE PARTICULE	48
FIGURE.III.6. ORGANIGRAMME DE LA PSO.	51
FIGURE.III.7. PSEUDOCODE PSO	52
FIGURE.IV.1. CHAINE ELEMENTAIRE DE CONVERSION PHOTOVOLTAÏQUE	55
FIGURE.IV.2. SCHEMA DE SIMULATION D'UN PANNEAU PV ETUDIE.	56
FIGURE.IV.3. STRUCTURE DE GÉNÉRATEUR PV	57
FIGURE.IV.4. CARACTERISTIQUES $P=F(V)$	58
FIGURE.IV.5. CARACTERISTIQUES $I=F(V)$	59

FIGURE.IV.6. INFLUENCE DE L'IRRADIATION SUR LES CARACTERISTIQUES $P=F(V)$ ET $I=F(V)$	60
FIGURE.IV.7. INFLUENCE DE LA TEMPERATURE SUR LES CARACTERISTIQUES $P=F(V)$ ET $I=F(V)$	62
FIGURE.IV.8. ENSEMBLE DE POPULATION D'INDIVIDU.	63
FIGURE.IV.9. REPRESENTE FONCTION D'APPARTENANCE DE L'ERREUR (E).	64
FIGURE.IV.10. REPRESENTE FONCTION D'APPARTENANCE DE L'VARIATION DE L'ERREUR (DE).	64
FIGURE.IV.11. PROFILE DE CONVERGENCE POUR UNE POPULATION DE 50	65
FIGURE.IV.12. EVOLUTION DE LA PUISSANCE DU GPV AVEC LA METHODE FLC ET PSO-FLC	66
FIGURE.IV.13. ZOOM SUR L'EVOLUTION DE LA PUISSANCE DU GPV AVEC LA METHODE FLC ET PSO-FLC	67
FIGURE.IV.14. PROFIL D'ENSOLEILLEMENT INJECTE DANS LE GPV.	69
FIGURE.IV.15. EVOLUTION DE LA PUISSANCE EN CAS DE CHANGEMENT BRUSQUE D'ENSOLEILLEMENT.	69
FIGURE.IV.16. ZOOM SUR LA PUISSANCE PHOTOVOLTAÏQUE LORS D'UNE DIMINUTION D'ENSOLEILLEMENT	70
FIGURE.IV.18. PROFIL DE TEMPERATURE INJECTE DANS LE GPV.	72
FIGURE.IV.19. EVOLUTION DE LA PUISSANCE EN CAS DE CHANGEMENT DE LA TEMPERATURE.	72

Liste des tableaux

TABLEAU (II.1) : MATRICE D'INFERENCE	38
TABLEAU (IV,1) : CARACTERISTIQUE ELECTRIQUE D'UN PANNEAU PV ETUDIE.	57
TABLEAU (IV.2) : PARAMETRES DU PSO	63
TABLEAU (IV.3) : COMPARAISON DES PERFORMANCES DES ALGORITHMES ETUDIES	68
TABLEAU (IV.4) : COMPARAISON DES PERFORMANCES DES ALGORITHMES ETUDIES PENDANT DES CONDITIONS VARIABLES.....	71

Listes des Acronymes et Symboles

Acronymes

GPV	Générateur photovoltaïque
PV	Photovoltaïque
MPPT	Maximum power point tracking
MPP	Maximum power point
INC	Incrémentale conductance
FLC	Fuzzy Logic Contrôler
PSO	Particule Swarm Optimisation
P&O	Perturbation et Observation
DC/DC	Convertisseur continu-continu
TSK	Takagi-Sugeno-Kang
AG _s	Algorithme génétique
ISE	intégrale de l'erreur quadratique
STC	standard test condition
PSO-FLC	contrôleur flou optimisé par le PSO

Symboles

I_{pv}	<i>Courant Photovoltaïque</i>
V_{pv}	<i>Tension de sortie de la Photovoltaïque</i>
V_0	<i>Tension d'entrée (V)</i>
V_s	<i>Tension sur la borne de charge d'écrivant (V)</i>
I_{mp}	<i>Courant au point de puissance maximale (A)</i>
V_{mp}	<i>Tension au point de puissance maximale (V)</i>
P_{max}	<i>Tension au point de puissance maximale (V)</i>
T_e	<i>la période (s)</i>
α	<i>Rapport cyclique</i>

Introduction générale

Le soleil représente une source d'énergie renouvelable prometteuse qui peut servir d'alternative aux sources d'énergie traditionnelles, telles que les combustibles fossiles. L'avancée technologique dans l'amélioration de rendement des panneaux solaires, et la disponibilité de la matière première pour la fabrication de ces panneaux rendent l'énergie solaire comme une option viable pour la production d'énergie durable [1]. Cette transition vers l'énergie solaire offre de nombreux avantages, notamment la réduction des émissions de gaz à effet de serre, la diminution de la dépendance aux combustibles fossiles et la préservation des ressources naturelles. Grâce à cette évolution, l'utilisation de l'énergie solaire est en augmentation et joue un rôle de plus en plus important dans la transition énergétique mondial.

Le suivi des points de puissance maximale (MPP) dans les systèmes photovoltaïques peut être réalisé à l'aide de différentes méthodes. Les méthodes classiques, telles que la commande perturber et observer (P&O) [2] ainsi que l'incrément de cadence (Inc_cond) [3], ont démontré une certaine efficacité, mais elles présentent des limitations telles qu'un temps de réponse lent et des erreurs dynamiques importantes. Afin de surmonter ces limitations inhérentes aux méthodes classiques, de nouvelles approches basées sur l'intelligence artificielle et les techniques méta heuristiques ont été développées [4].

Parmi ces nouvelles méthodes, l'utilisation de la logique floue, des algorithmes méta heuristiques [5-6] tels que l'optimisation par essaim de particules (PSO) a été explorée. Ces méthodes intelligentes offrent des avantages potentiels en termes de précision, de temps de réponse et de robustesse par rapport aux méthodes classiques.

Le présent mémoire est subdivisé en quatre chapitres à savoir :

1. Dans le premier chapitre, nous donnerons un aperçu général sur les systèmes photovoltaïques et le principe de fonctionnement d'un générateur PV, le convertisseur statique DC/DC ainsi la description de la MPPT et les techniques de poursuite classique.
2. Le deuxième chapitre présente une étude théorique sur la technique intelligente telle que la logique floue, notion de base, principe de fonctionnent et les avantages de cette technique et ces inconvenant.

3. Le troisième chapitre apporte un aperçue générale sur l'optimisation par l'essaim de particules, sa structure de base son déroulement et le fonctionnement de l'algorithme PSO.
4. Le quatrième chapitre présente la simulation on boucle ouverte de système PV ainsi les étape d'apprentissage de l'algorithme (PSO) et les résultats de simulation des méthodes utilisé par le logiciel MTLAB.

Chapitre I

Généralité sur les systèmes photovoltaïques

Introduction

Le soleil est une source d'énergie renouvelable qui permet de produire de l'électricité à partir de panneaux photovoltaïques, l'énergie solaire est l'une des énergies renouvelables les plus efficaces que l'homme ait pu développer pour défier l'énergie traditionnelle générée par les combustibles fossiles tels que les hydrocarbures.

Les systèmes photovoltaïques se constituent principalement d'un générateur composé d'un seul ou plusieurs modules solaires, d'un ensemble de batteries pour le stockage d'énergie électrique, et des convertisseurs continue-continue pour fournir la tension d'alimentation pour les batteries.

Dans ce chapitre on va donner un aperçu général sur les systèmes photovoltaïques, et on va aussi présenter le concept de base des systèmes photovoltaïques, et la production de l'électricité grâce à cette alternative.

I.1. L'énergie solaire

L'électricité est une forme d'énergie extrêmement polyvalente qui s'adapte parfaitement à chaque besoin. Son utilisation est si répandue qu'il est difficile d'imaginer aujourd'hui une société technologiquement avancée qui n'en fasse pas usage.

Le principe de l'énergie solaire photovoltaïque repose sur la conversion du rayonnement solaire en électricité à l'aide d'une cellule photovoltaïque [7].

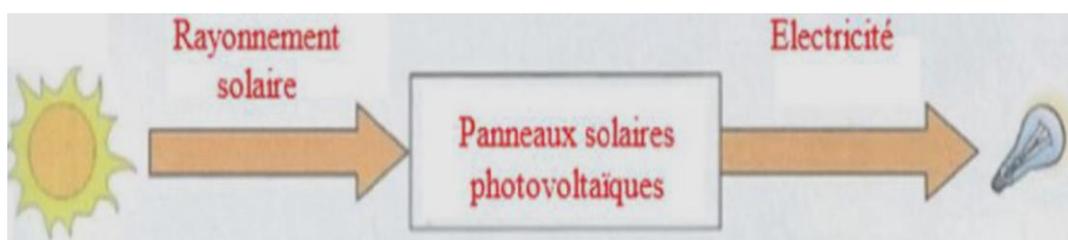


Figure.I.1. Principe de la conversion photovoltaïque de l'énergie solaire.

I.2 Les différents types de systèmes photovoltaïques

I.2.1 Système photovoltaïque autonome

Ces systèmes photovoltaïques sont installés pour assurer un fonctionnement autonome sans recours à d'autres sources d'énergie. Généralement, ces systèmes sont utilisés dans les régions

isolées et éloignées du réseau. Selon l'utilisation ou non du stockage électrochimique, les systèmes photovoltaïques autonomes sont classés comme suit :

- **Système autonome sans stockage électrochimique :** Ce type de système ne requiert pas de stockage d'électricité, soit parce que la production d'énergie des cellules est suffisante sous un faible éclairage, soit que le temps de fonctionnement de la charge n'est pas critique (ex : pompe à eau : le réservoir d'eau sert de stockage) [8].
- **Système autonome avec stockage électrochimique :** C'est le système photovoltaïque le plus commun. Le champ PV sert de chargeur pour la batterie. L'électricité peut alors être utilisée en tout temps. Par exemple, ce système est bien adapté pour l'éclairage d'une maison où il faut de l'électricité lorsqu'il ne fait plus jour [8].

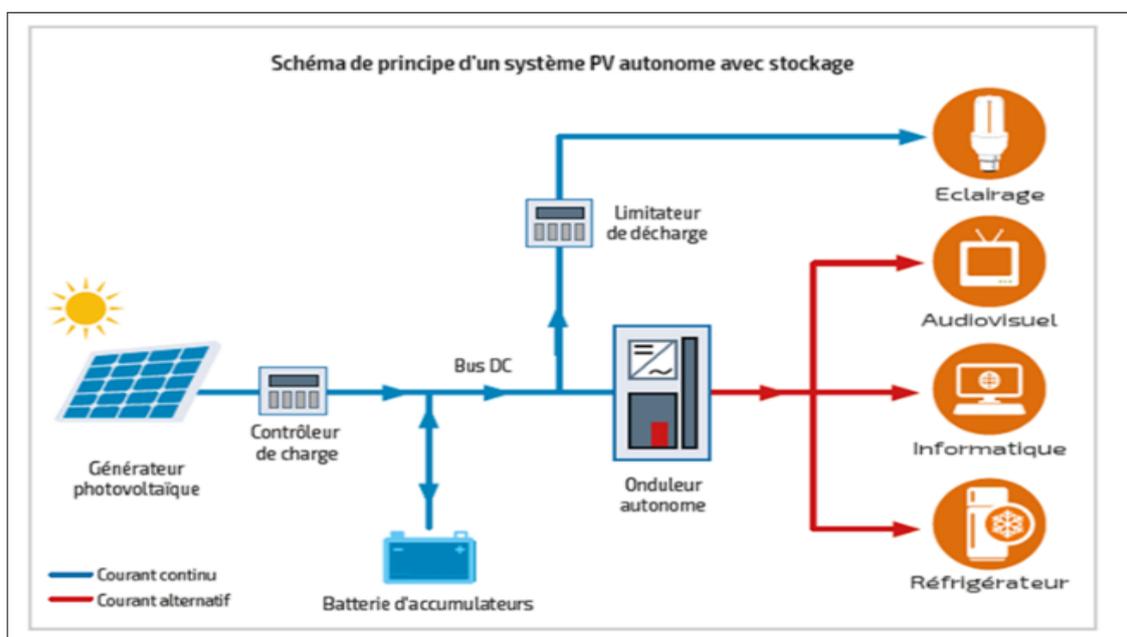


Figure.I.2. Schéma d'un système PV autonome avec batterie

I.2.2 Système PV connecté au réseau

La figure (I.3) représente un système PV connecté au réseau électrique, dont le rôle principal est de contribuer à la production d'électricité d'origine renouvelable sur le réseau. D'un point de vue de la physique, l'énergie produite par les modules est directement consommée par les charges locales de l'habitat. L'éventuel surplus de production par rapport à la consommation instantanée est injecté sur le réseau. Le réseau est utilisé en appoint à la production PV [9].

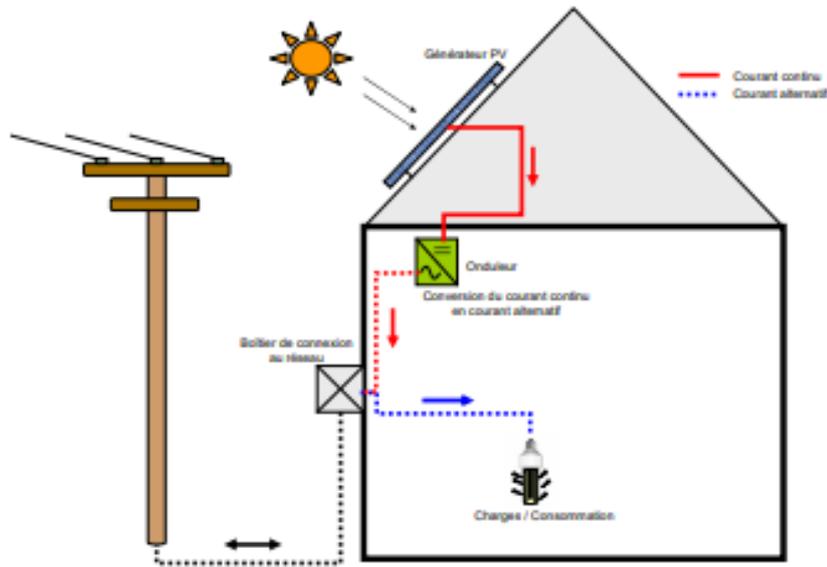


Figure.I.3. Exemple de la structure d'un système PV connecté au réseau.

I.2.3 Système hybrides

Les systèmes photovoltaïques hybrides intègrent un générateur photovoltaïque et un autre générateur : éolienne, groupe électrogène... et même parfois le réseau public d'électricité. En général, un système de batteries stocke l'énergie et permet ainsi de ne pas perdre l'énergie des sources aléatoires telles que le solaire ou l'éolien. La difficulté de ce type de système est d'équilibrer les différentes sources d'énergie de façon à toutes les optimiser. Étant entendu que les sources thermiques et le réseau public, sont toujours les appoints de dernier recours [10]

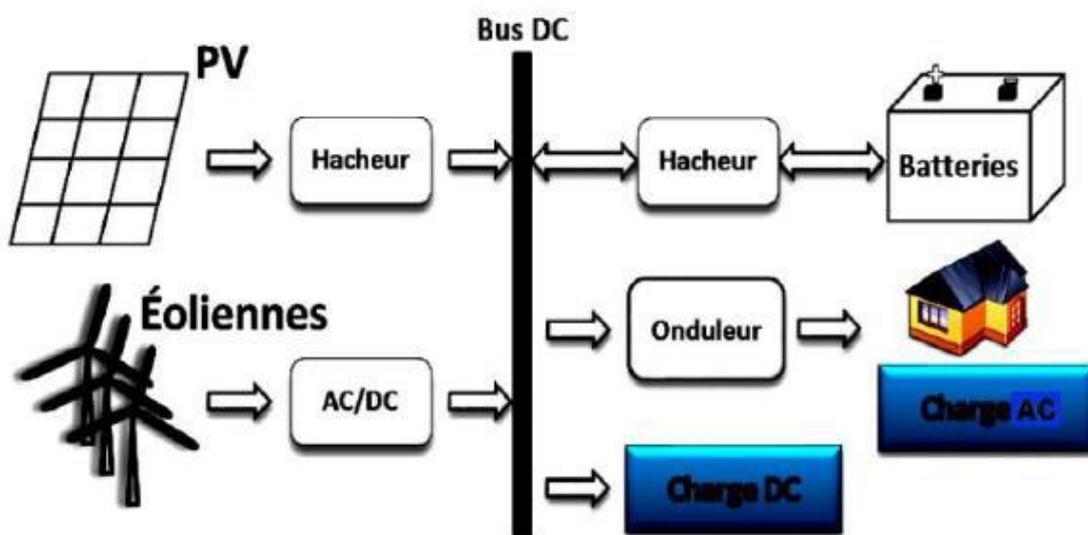


Figure.I.4. Schéma d'un système PV hybride.

I.3 Cellule photovoltaïque

Une cellule photovoltaïque est constituée de deux types de matériaux semi-conducteurs : l'un ayant un excès d'électrons et l'autre ayant un déficit d'électrons. Ces deux parties sont respectivement appelées "dopées" de type n et de type p. Le dopage des cristaux de silicium consiste à ajouter d'autres atomes pour améliorer la conductivité du matériau [11]. Un atome de silicium possède 4 électrons périphériques. L'une des couches de la cellule est dopée avec des atomes de phosphore qui ont 5 électrons (soit 1 de plus que le silicium). On parle de dopage de type n car il crée un excès d'électrons (de charge négative). L'autre couche est dopée avec des atomes de bore qui ont 3 électrons (1 de moins que le silicium). On parle de dopage de type p

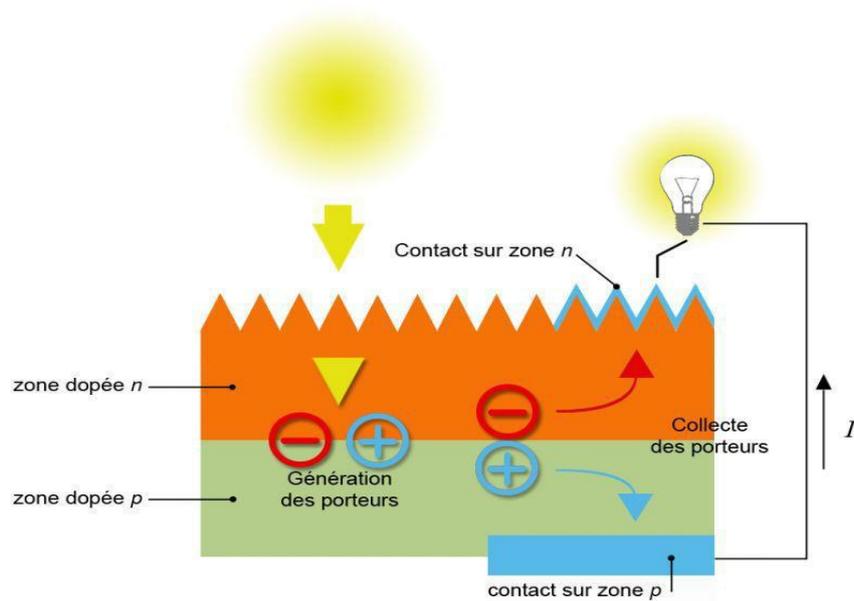


Figure.I.5. Cellule photovoltaïque

Car il crée un déficit d'électrons (de charge positive). Lorsque la couche dopée de type n est mise en contact avec la couche dopée de type p, les électrons en excès dans le matériau de type n se diffusent dans le matériau de type p [12].

I.3.1 Principe de fonctionnement d'une cellule photovoltaïque

Le principe de fonctionnement de cette cellule repose sur l'effet photovoltaïque. En effet une cellule est constituée de deux couches minces d'un semi-conducteur [10], ces deux couches sont dopées différemment :

- Pour la couche N, apport d'électrons périphériques
- Pour la couche P, déficit d'électrons

Ces deux couches présentent ainsi une différence de potentiel. L'énergie des photons lumineux captés par les électrons périphériques (couche N) leur permet de franchir la barrière de potentiel et d'engendrer un courant électrique continu. Pour effectuer la collecte de ce courant, des électrodes sont déposées par sérigraphie sur les deux couches de semi-conducteur.

I.4 Générateur photovoltaïque

I.4.1 Constitution d'un générateur photovoltaïque.

Une cellule solaire individuelle génère une puissance très faible par rapport aux besoins de la plupart des applications domestiques ou industrielles. Une cellule d'une taille d'environ quelques dizaines de centimètres carrés produit au maximum quelques watts. Afin d'augmenter la puissance, les cellules solaires sont souvent regroupées dans des modules (ou panneaux) photovoltaïques en fonction des besoins en puissance. Pour former les panneaux solaires, des connexions en série ou en parallèle sont établies. La connexion en série permet d'augmenter la tension, tandis que la connexion en parallèle permet d'augmenter le courant. Le nombre de branches et le nombre de cellules dans chaque branche dépendent des caractéristiques recherchées [13].

I.4.1.1 Protection du générateur photovoltaïque

Pour garantir la durée de vie d'une installation photovoltaïque destinée à produire de l'énergie électrique sur des années, des protections électriques doivent être ajoutées aux modules PV afin d'éviter des pannes. Deux types de protection sont généralement indispensables au bon fonctionnement d'un module photovoltaïque [14] :

- La protection par diodes parallèles (ou by-pass) a pour but de protéger une série de cellules dans le cas d'un déséquilibre lié à la défektivité d'une ou de plusieurs cellules de cette série ou d'un ombrage sur certaines cellules parallèles.

- La diode série empêche le retour de courant pendant l'obscurité vers le module. Elle est dans ce cas appelée encore diode anti-retour.

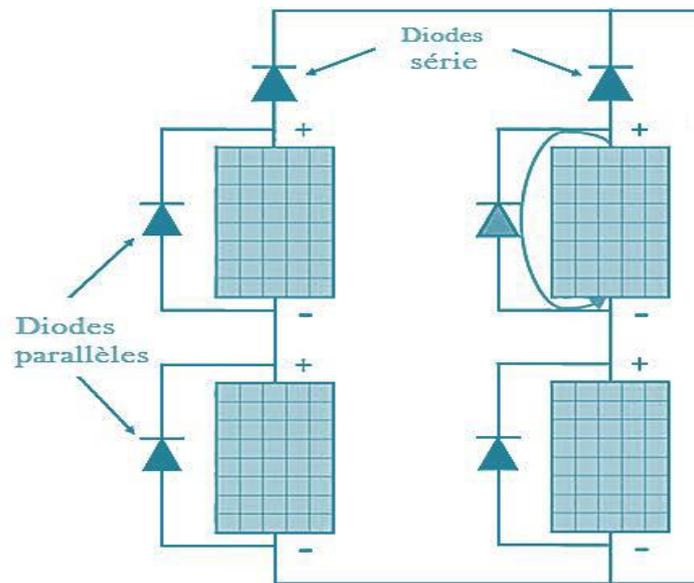


Figure.I.6. Diode de protection du panneau photovoltaïque.

I.5. Influence de l'éclairement et de la température

I.5.1 influence de l'éclairement

Les figures (I.7), (I.8) présente un exemple des courbes pour différents niveaux des rayonnement pour les caractéristiques courant-tension, et puissance-tension

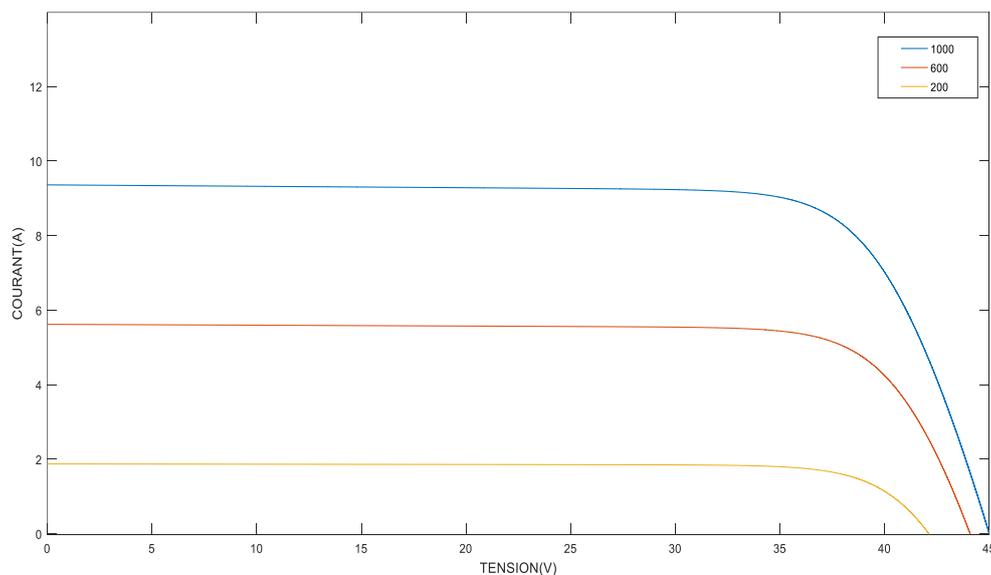


Figure. I.7. Caractéristique $I_{pv}(V_{pv})$ du générateur PV pour Plusieurs éclairements

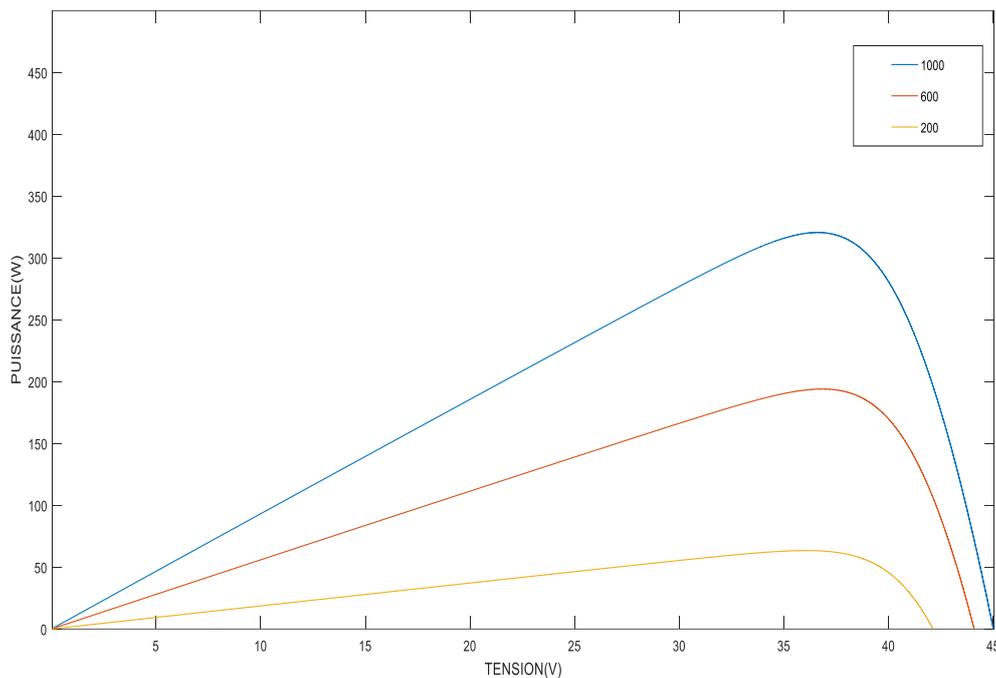


Figure. I.8. Caractéristique $P_{PV}(V_{PV})$ du générateur PV pour Plusieurs éclairements

On remarque que la valeur du courant de court-circuit est directement proportionnelle à l'intensité du rayonnement. Par contre, la tension en circuit ouvert ne varie pas dans la même proportion, elle reste quasiment identique même à faible éclairement.

La figure (I.8) illustre la variation de la puissance délivrée par le générateur en fonction de la tension pour différentes valeurs d'éclairement, Il est clair que la valeur du courant de court-circuit est directement proportionnelle à l'intensité du rayonnement. Par contre, la tension en circuit ouvert ne varie pas dans les mêmes proportions, mais reste quasiment identique même à faible éclairement [15].

Ceci implique donc que :

- La puissance optimale de la cellule P_{Opt} est pratiquement proportionnelle à l'éclairement ;
- Les points de puissance maximale se situent à peu près à la même tension.

I.5.2 influence de la température

Les figures (I.10), (I.11) présente un exemple des courbes pour différents niveaux de température pour les caractéristiques courant-tension, et puissance-tension.

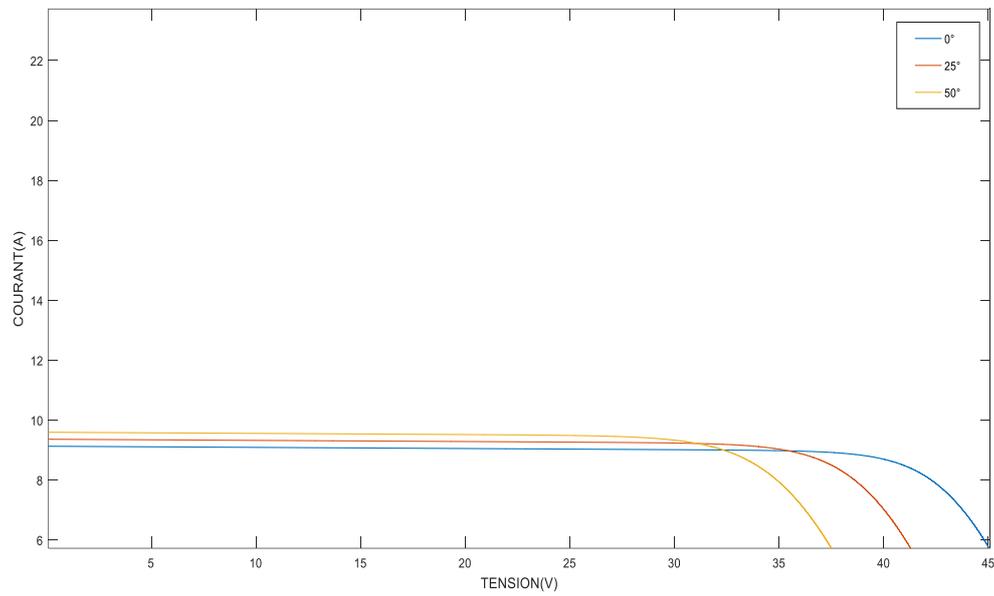


Figure.I.9. Caractéristique $I_{pv}(V_{pv})$ du générateur PV pour Plusieurs température

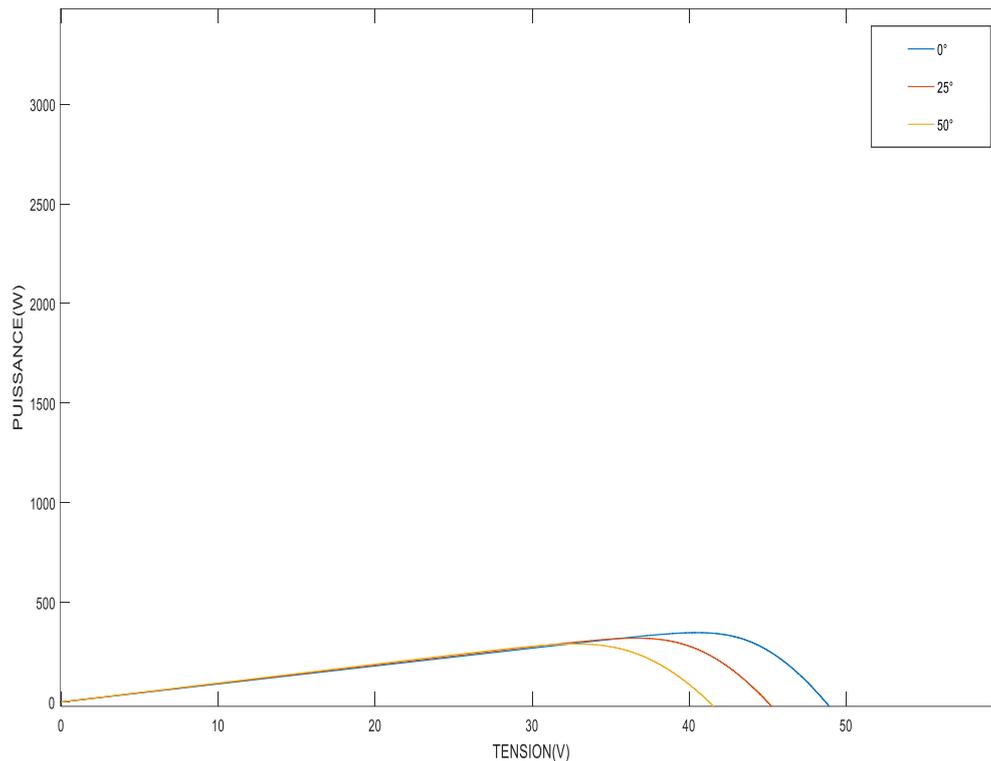


Figure.I.10. Caractéristique $PV(V_{PV})$ du générateur PV pour Plusieurs température

On remarque que la température influe peu sur la valeur du courant de court-circuit. Par contre, la tension en circuit ouvert baisse assez fortement lorsque la température augmente. Lors du dimensionnement d'une installation, la variation de la température du site sera impérativement à prendre en compte [15].

La figure (I.10) illustre la variation de la puissance délivrée par un module photovoltaïque en fonction de la tension pour différentes valeurs de la température. On s'aperçoit que la tension de circuit ouvert a baissé assez fortement lorsque la température augmente. Par contre, le point de puissance maximale de chaque courbe diminue lorsque la température augmente.

I.6 Convertisseur statique DC/DC (hacheurs)

Un convertisseur statique est un dispositif à semi-conducteur qui transforme l'énergie électrique disponible en une forme appropriée pour alimenter une charge spécifique. Les convertisseurs statiques sont des appareils dotés de composants électroniques capables de modifier la tension et/ou la fréquence des ondes électriques.

Les convertisseurs DC-DC, également appelés hacheurs, sont utilisés dans les systèmes solaires pour adapter les sources d'alimentation à amplitude variable, telles que les panneaux photovoltaïques, aux charges qui nécessitent généralement une tension continue constante [16].

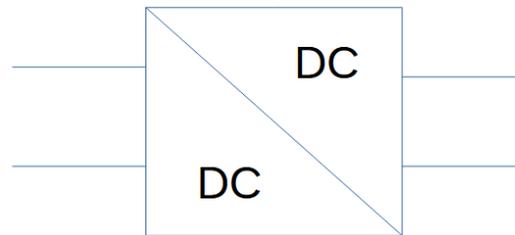


Figure I.11. Symbole d'un convertisseur DC-DC.

I.6.1 Types des convertisseurs DC-DC

La topologie non isolée n'a pas de transformateur d'isolement. Ils sont généralement utilisés pour entraîner des moteurs à courant continu.

Ces topologies sont divisées en trois catégories [16] :

- Hacheur dévolteur (ou Buck).
- Hacheur survolteur (ou Boost).
- Survolteur-Dévolteur (hacheur Buck-boost).

I.6.1.1 Hacheur Boost :

C'est un convertisseur direct DC-DC. La source d'entrée est de type courant continu (inductance en série avec une source de tension) et la charge de sortie est de type tension continue (condensateur en parallèle avec la charge résistive). L'interrupteur K peut être remplacé par un transistor puisque le courant est toujours positif et que les commutations doivent être commandées (au blocage et à l'amorçage) [17].

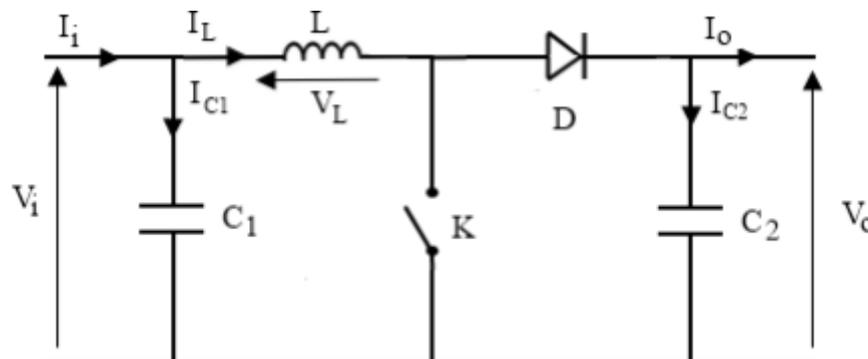


Figure.I.12. Schéma électrique d'un hacheur boost

a) Fonctionnement :

Quand l'interrupteur est fermé pendant la durée αT_e , le courant dans l'inductance croît linéairement. La tension aux bornes de K est nulle. Pendant le temps $t \in [\alpha T_e, T_e]$, l'interrupteur s'ouvre et l'énergie emmagasinée dans l'inductance commande la circulation du courant dans la diode de roue libre D. On a $V_k = V_0$ alors. En écrivant que la tension aux bornes de l'inductance est nulle, on arrive à [18] :

$$V_0(1 - \alpha) = V_i \quad \text{I.1}$$

b) Modèle mathématique équivalent :

Afin de pouvoir synthétiser les fonctions du hacheur survolteur à l'état d'équilibre, il est nécessaire de présenter les schémas équivalents du circuit à chaque position de l'interrupteur K. celui de la figure (I.13), présente le circuit équivalent du boost lorsque K est fermé c-à-d entre $[0, \alpha T_e]$ [19]

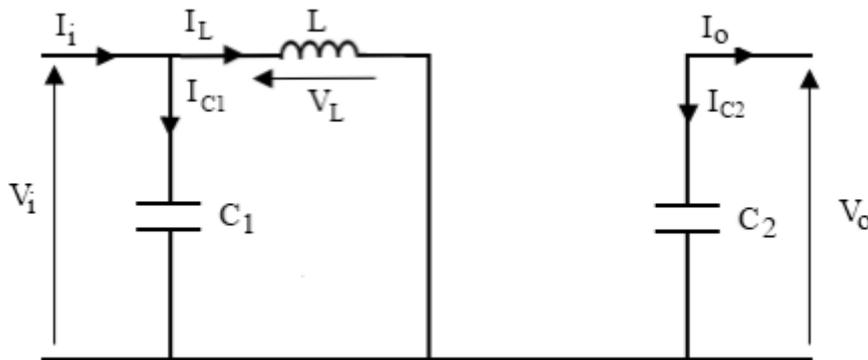


Figure.I.13. Schéma électrique d'un hacheur boost fermé

L'application des lois de Kirchhoff sur les circuits équivalents des deux phases de fonctionnement donne :

$$I_{c1} = C_1 \frac{dV_i(t)}{dt} = I_i(t) - I_L(t) \quad \text{I.2}$$

$$I_{c2}(t) = C_2 \frac{dV_o(t)}{dt} = -I_o(t) \quad \text{I.3}$$

$$V_L(t) = L \frac{dI_L(t)}{dt} = V_i(t) \quad \text{I.4}$$

À l'état ouvert de l'interrupteur K, le circuit équivalent au fonctionnement du Boost est le suivant :

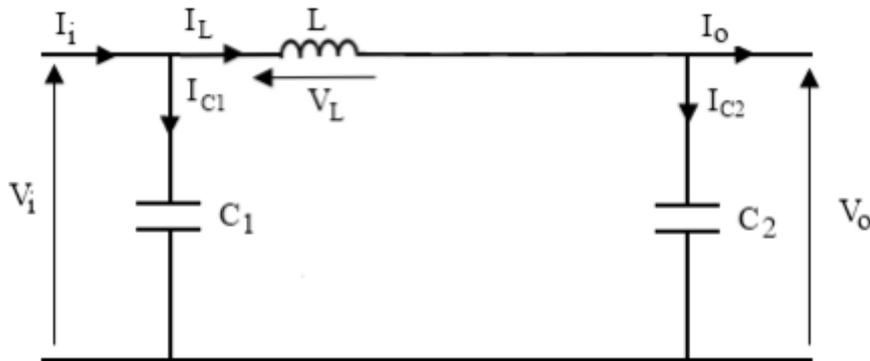


Figure.I.14. Schéma électrique d'un hacheur boost ouvert

$$I_{c1} = C_1 \frac{dV_i(t)}{dt} = I_i(t) - I_L(t) \quad \text{I.5}$$

$$I_{c2}(t) = C_2 \frac{dV_o(t)}{dt} = -I_L(t) - I_o(t) \quad \text{I.6}$$

$$V_L(t) = L \frac{dI_L(t)}{dt} = V_i(t) - V_o(t) \quad \text{I.7}$$

I.6 La commande MPPT

La mise en place d'un étage d'adaptation équipé d'un algorithme MPPT permet d'optimiser la conversion d'énergie et de faciliter la connexion entre un générateur photovoltaïque (GPV) et sa charge. Dans la littérature, on retrouve des algorithmes basés sur différentes méthodes, notamment le Perturber & Observer (P&O) et l'Incrémentation de la conductance (INC). Il existe également des approches de commande dites intelligentes, telles que la logique floue, les algorithmes méta heuristique telle que le (PSO).

Le MPPT (Maximum Power Point Tracker) est un principe qui vise à suivre le point de puissance maximale d'un générateur non linéaire, comme un générateur photovoltaïque. La poursuite du point de puissance maximale (MPPT) est une étape essentielle dans les systèmes photovoltaïques. Depuis la publication de la première loi de commande de ce type en 1968, différentes techniques ont été développées pour s'adapter aux sources d'énergie renouvelable de type PV. Ces techniques se distinguent par leur complexité, le nombre de capteurs requis, la vitesse de convergence, le coût, le rendement et le domaine d'application [16].

I.7 Le principe de la MPPT

La commande MPPT, en conjonction avec un étage intermédiaire d'adaptation, a pour objectif de permettre au générateur photovoltaïque de produire en permanence sa puissance maximale. Quelles que soient les conditions météorologiques telles que la température et l'intensité lumineuse, la commande du convertisseur ajuste le système au point de fonctionnement maximum (V_{mpp} , I_{mpp}). Ainsi, le générateur PV fonctionne de manière optimale tout au long de son fonctionnement.

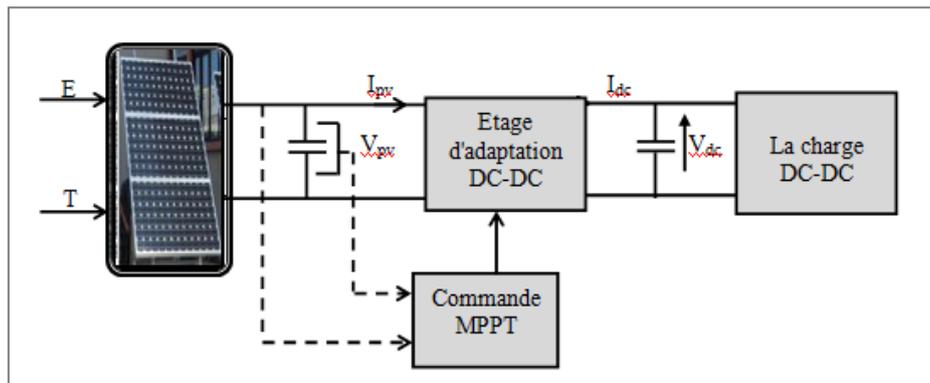


Figure.I.15. Schéma synoptique d'un système PV avec une commande MPPT

I.7.1 Commandes MPPT classiques

Dans la littérature, nous pouvons trouver différents types d'algorithmes effectuant la recherche du MPP avec des méthodes dites « classiques ». Les trois méthodes classiques les plus couramment rencontrées dans la littérature sont communément appelées hill climbing, perturbation & observation (P&O) et l'incrément de conductance (IncCond) [20].

I.7.1.1 Commande perturber et observer (P&O)

L'algorithme (P&O) est très utilisé dans la recherche du MPPT car il est plus simple et exige moins de paramètres à mesurer. Son fonctionnement est basé sur la perturbation du système par l'augmentation ou la diminution (incrémentation ou décrémentation) du courant/tension ou en agissant directement sur le convertisseur (DC-DC), et l'observation de l'impact de cette perturbation sur la puissance de sortie du module photovoltaïque [21].

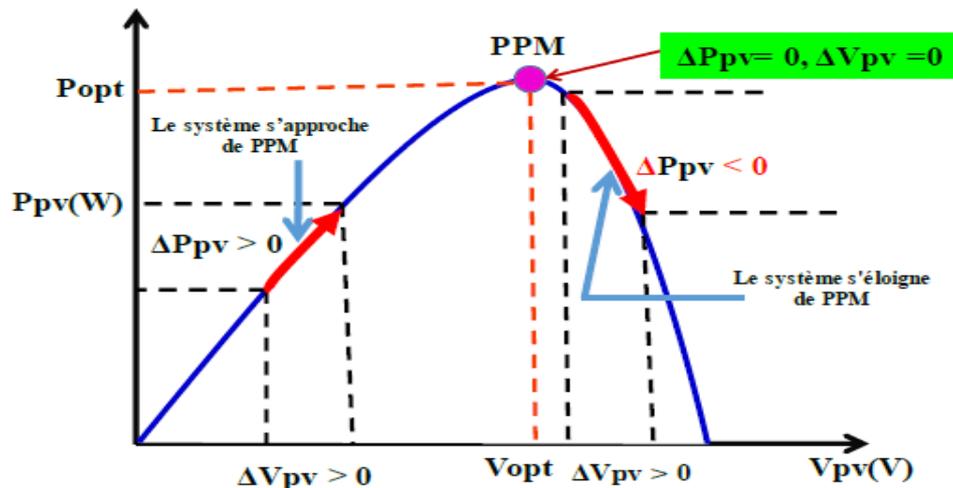


Figure.I.16. Caractéristiques de fonctionnement de l'Algorithme P&O.

Cette courbe montre que si la puissance augmente la perturbation va continuer dans le même Sens sinon la perturbation sera inversée :

$\Delta P > 0 \rightarrow$ perturbation dans le même sens.

$\Delta P < 0 \rightarrow$ perturbation dans le sens inverse.

Si la puissance de sortie a augmenté, V est ajusté dans la même direction que dans le Cycle précédent. Si la puissance de sortie a diminué, V est ajusté dans la direction opposée que dans le cycle précédent. V est ainsi perturbé à chaque cycle de MPPT. Quand le point de puissance maximale est atteint, V oscille autour de la valeur optimale V . Ceci cause une perte de puissance qui augmente avec le pas de l'incrément de la perturbation.

- Si le pas d'incrément est large, l'algorithme du MPPT répond rapidement aux changements soudains des conditions de fonctionnement.
- Si le pas est petit, les pertes, lors des conditions de changements atmosphériques lents ou stables, seront inférieures mais le système ne pourra pas répondre rapidement aux changements brusques de la température ou de l'éclairement. Il faut donc trouver un compromis entre précision et rapidité.

I.7.12 Méthode d'incrément de la conductance :

C'est aussi une méthode facile à implémenter et largement utilisée, elle vient remédier au problème de la divergence de la PO dans le cas d'un changement rapide de l'ensoleillement, elle est basée sur la détermination du signe de la dérivée de la puissance (la pente) qui ne change pas au changement de l'ensoleillement [22].

La puissance maximale est obtenue lorsque la dérivée de la puissance du GPV par rapport à la tension s'annule

$$\frac{dp}{dv} = \frac{d(Iv)}{dv} = 1 + v \frac{dI}{dv} = 0 \quad \Rightarrow \quad \frac{dI}{dv} = -\frac{1}{v} \quad \text{I.8}$$

Au MPP ces deux membres doivent être égaux. Si le point de fonctionnement n'est pas sur le

MPP, alors une inégalité apparaît dans l'équation (I.8). Ceci indique que la tension de fonctionnement est au-dessus ou au-dessous de la tension optimale comme montré dans la

Figure (I.17) Cette situation nous conduit aux équations suivantes :

$$\frac{dp}{dv} = \frac{d(Iv)}{dv} = 1 + v \frac{dI}{dv} > 0 \quad \Rightarrow \quad \frac{dI}{dv} > -\frac{1}{v} \quad \text{à gauche du MPP, (pente positive).}$$

$$\frac{dp}{dv} = \frac{d(Iv)}{dv} = 1 + v \frac{dI}{dv} < 0 \quad \Rightarrow \quad \frac{dI}{dv} < -\frac{1}{v} \quad \text{à droite du MPP.}$$

- si $\frac{dI}{dv} > -\frac{1}{v}$, le point de fonctionnement est à gauche de MPP, donc il faut augmenter la tension pour atteindre le MPP.
- si $\frac{dI}{dv} < -\frac{1}{v}$ le point de fonctionnement est à droite de MPP, donc il faut diminuer la tension pour atteindre le MPP.
- Si $\Delta V = 0$ et $\Delta I = 0$ on a les conditions atmosphériques qui n'ont pas changées, le point de fonctionnement est toujours au MPP.
- Si $\Delta V = 0$ et $\Delta I = 0$, alors c'est l'ensoleillement qui a augmenté, ceci exige à l'INC-MPPT d'augmenter la tension de fonctionnement pour retrouver le MPP.
- Si $\Delta V = 0$ et $\Delta I = 0$ c'est l'ensoleillement qui a diminué, ceci exige à l'INC-MPPT de diminuer la tension de fonctionnement pour retrouver le MPP.

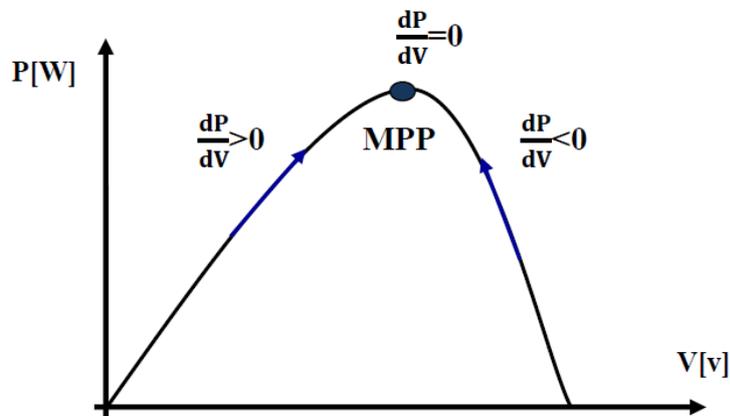


Figure.I.17. Méthode IncCond pour poursuivre le MPP.

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

I.7.2 Commandes MPPT intelligentes

Les commandes MPPT intelligentes gagnent en popularité grâce aux avancées des microcontrôleurs. Ce qui rend ces méthodes attrayantes, c'est leur capacité à fonctionner avec des valeurs d'entrée peu précises et à ne pas nécessiter de modèle mathématique extrêmement précis. De plus, elles sont capables de traiter des non linéarités. Parmi les différentes publications, la méthode la plus couramment rencontrée est le contrôleur basé sur la logique floue. Des études comparatives ont été menées entre les méthodes MPPT conventionnelles et les contrôleurs flous [20].

I.7.2.1 Technique MPPT par logique floue

Les contrôleurs à logique floue sont utilisés dans le suivi du Point de Puissance Maximale (PPM) dans les systèmes photovoltaïques. Ils ne nécessitent pas la connaissance du modèle mathématique du processus, mais se basent sur l'expérience des opérateurs ou des connaissances des experts pour établir la commande floue. Les règles linguistiques remplacent les algorithmes de réglage classiques. Ce type de commande convient aux processus mal connus ou difficiles à décrire précisément, ainsi qu'aux variables évaluées de manière subjective et exprimées en langage naturel. Elle est simple à mettre en œuvre, flexible et adaptable aux conditions de fonctionnement du processus. Les règles sont facilement compréhensibles et modifiables grâce à leur expression en termes du langage naturel [23].

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons abordé la difficulté rencontrée lors de l'optimisation de la conception des systèmes photovoltaïques. La production d'électricité de ces systèmes varie en fonction de l'éclairage, de la température et du vieillissement du système. Afin de surmonter les défis de l'optimisation de la conception des systèmes photovoltaïques, nous avons examiné différentes approches. Cela comprend l'utilisation de convertisseurs statiques commandés par des algorithmes classiques tels que P&O et l'incrémentation de conductance, ainsi que des méthodes plus avancées et intelligentes telles que la logique floue et les commandes MPPT intelligentes. L'application de ces techniques permet d'améliorer la performance et l'efficacité des systèmes photovoltaïques, en assurant leur fonctionnement optimal dans diverses conditions environnementales et de vieillissement.

Chapitre II

La logique floue

Introduction

Dans ce chapitre, nous allons explorer les concepts fondamentaux de la logique floue, une branche de l'intelligence artificielle qui permet de modéliser et de raisonner avec des informations incertaines. Contrairement à la logique binaire traditionnelle, qui se base sur des valeurs vraies ou fausses, la logique floue introduit la notion de degrés de vérité, permettant ainsi de représenter et de manipuler des concepts imprécis.

Nous aborderons les notions essentielles de la logique floue, y compris les ensembles flous, les opérations logiques floues, les règles d'inférence floue et les méthodes de défuzzification.

II.1. Principe de logique floue

La logique floue est une approche qui permet de rendre compte du raisonnement humain basé sur des données imprécises ou incomplètes. Elle remplace la logique binaire par une logique basée sur des variables pouvant prendre des valeurs intermédiaires entre "vrai" et "faux" avec différents degrés. La formulation mathématique de la logique floue donne lieu à une théorie appelée théorie des ensembles flous. Cette théorie est une extension de la théorie classique des ensembles, mais avec la particularité que la logique floue prend en compte les valeurs intermédiaires. Ainsi, certaines notions de cette théorie doivent être mises en évidence. La logique floue permet de traiter des variables linguistiques dont les valeurs sont des mots ou des expressions du langage naturel [24].

II.1.1 Terminologie de la logique floue

A. Variables linguistiques

Dans le domaine de la logique floue, le concept des variables linguistiques joue un rôle essentiel. Une variable linguistique, comme son nom l'indique, est une variable qui est définie en utilisant des mots ou des phrases plutôt que des nombres. En effet, lors de la description d'une situation, d'un phénomène ou d'un processus, on utilise généralement des expressions floues telles que "quelque, beaucoup, souvent, chaud, froid, rapide, lent, grand, petit, etc." [24].

Ces types d'expressions constituent ce que l'on appelle des variables linguistiques dans le cadre de la logique floue.

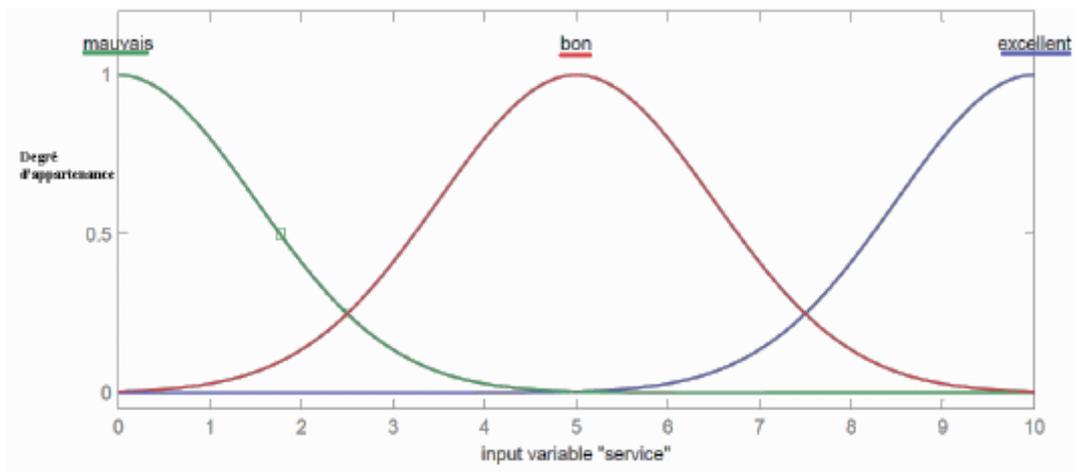


Figure.II.1. Variable linguistique « par exemple la description de la qualité du service »

A. Fonctions d'appartenance

Pour pouvoir effectuer un traitement numérique de ces variables linguistiques (généralement normalisées sur un intervalle spécifique appelé univers de discours), il est nécessaire de les définir mathématiquement à l'aide de fonctions d'appartenance. Ces fonctions d'appartenance indiquent le degré de correspondance des variables linguistiques avec les différents sous-ensembles flous de la même classe [26].

Les Fonctions d'appartenances peuvent prendre plusieurs formes, les plus utilisées sont :

- a) Fonction d'appartenance triangulaire
- b) Fonction d'appartenance trapézoïdale
- c) Fonction d'appartenance gaussienne

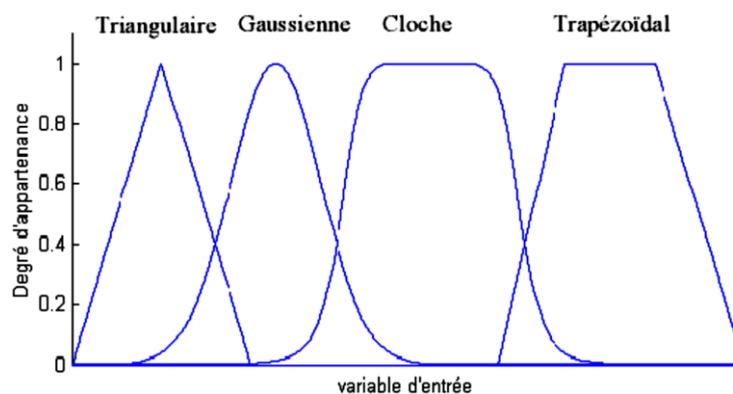


Figure.II.2. Exemple de fonction d'appartenance

II.2. Opérateurs de la logique floue

- Opérateur ET (Intersection floue)

L'opérateur ET correspond à l'intersection de deux ensembles A et B. Dans le cas de la logique floue, l'opérateur ET est réalisé dans la plupart des cas par la fonction du minimum, qui est appliquée aux fonctions d'appartenance $\mu_A(x)$ et $\mu_B(x)$ des ensembles A et B voir figure (II.3) :

$$= \min\{\mu_A(x), \mu_B(x)\}$$

II.1

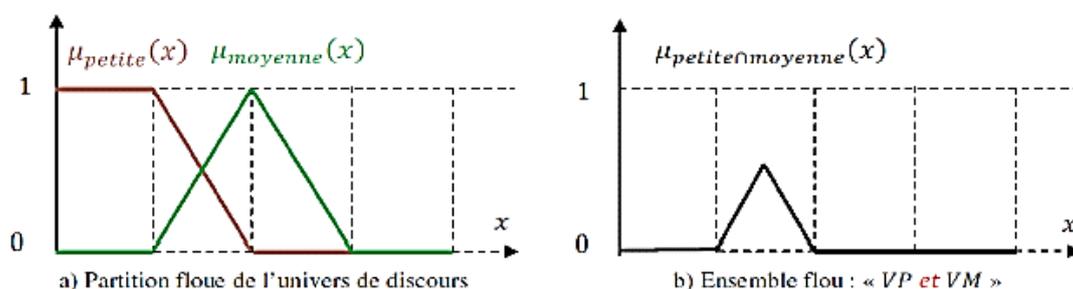


Figure.II.3. Intersection des sous-ensembles flous

- Opérateurs OU (Union floue)

L'opérateur ou correspond à l'union de deux ensemble A et B. Dans le cas de la logique floue, l'opérateur OU souvent par la fonction du minimum, qui est appliquée aux fonctions d'appartenance $\mu_A(x)$ et $\mu_B(x)$ des ensembles A et B voir figure (II.4) :

$$= \max\{\mu_A(x), \mu_B(x)\}$$

II.2

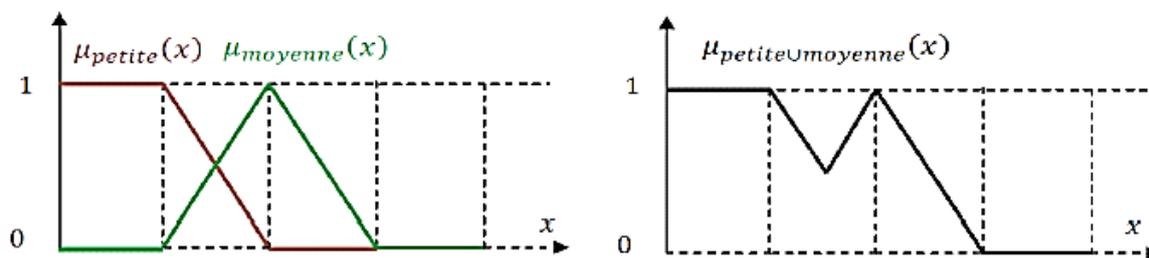


Figure.II.4. Union des sous-ensembles flous

- Opérateur NON (complément)

L'opérateur logique correspondant au complément d'un ensemble est la négation :

$$\bar{\mu}_A(x) = 1 - \mu_A(x)$$

II.3

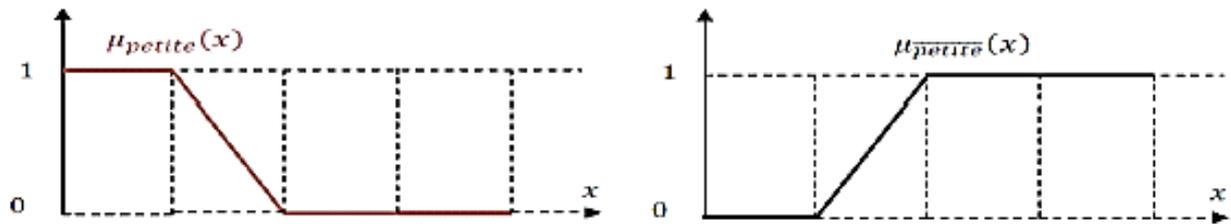


Figure.II.5. Illustration de l'opération NON.

II.2 Domaine d'application

L'approche de résolution des problèmes avec la logique floue est similaire à celle couramment utilisée dans une approche scientifique. Elle est davantage pragmatique que déterministe. En logique floue, la prise de décision repose sur la notion d'expertise, qui permet de quantifier le flou à partir de connaissances préalables ou acquises précédemment. Les domaines d'application de la logique floue dans les processus de prise de décision sont particulièrement pertinents dans les cas suivants [27] :

- Pour les systèmes complexes dans lesquels la modélisation est difficile ou impossible.
- Pour les systèmes contrôlés par des experts humains.
- Quand l'observation humaine est à l'origine d'entrées ou des règles de contrôle.

II.3 Régulateur flou

Le schéma synoptique général d'un système flou est illustré par la figure (2.6). Quel que soit le type d'application, on retrouve généralement la même configuration répartie en quatre blocs [28] :

- Une interface de fuzzification à l'entrée.
- Une base de règles.
- Un mécanisme d'inférence.
- Une interface de défuzzification à la sortie

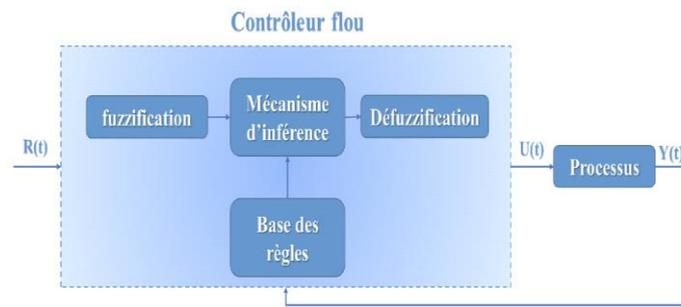


Figure.II.6. Structure générale d'un contrôleur flou.

$R(t)$: est le signal de référence.

$U(t)$: est le signal de commande.

$Y(t)$: est la sortie du système à commander.

II.3.1 Fuzzification

L'opération de fuzzification permet d'assurer le passage des grandeurs physiques à l'entrée du régulateur flou en variables linguistiques qui peuvent être traitées par le mécanisme d'inférence. Il s'agit de calculer les degrés d'appartenance des variables d'entrée aux sous-ensembles qui leur sont associés. Par exemple, si la valeur courante de la variable d'entrée vitesse est de 1700 (tr/min), le degré d'appartenance au sous ensemble « petite » est égal à 0.4 voir figure (II.7) :

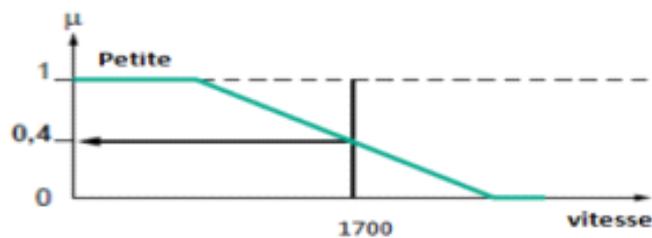


Figure.II.7. Fuzzification en utilisant un seul sous-ensemble flou.

II.3.2 Base de règles

Une règle floue peut être définie comme étant l'ensemble d'implications. Elle exprime le lien entre les variables linguistiques d'entrée et celles de la sortie. La forme typique d'une règle floue est :

Si < Conditions liées par des opérateurs flous > **Alors** <Action>

La première partie (conditions de la règle) teste la validité de certaines conditions, et la deuxième (conclusion de la règle) exprime la réaction souhaitée en fonction de la validité de la première partie.

On peut écrire les règles d'inférence sous forme d'une matrice appelée Matrice d'inférence. A titre d'exemple, si on considère un contrôleur flou à deux entrées (x et y) et une seule sortie (z), caractérisées par cinq ensembles flous {NG : Négatif Grand, NP : Négatif Petit, ZE : Zéro, PP :

Positif Petit, PG : Positif Grand}, la matrice d'inférence peut prendre alors la forme indiquée par le tableau

Z	NG	NP	ZE	PP	PG
NG	ZE	ZE	PG	PG	PG
NP	ZE	ZE	PP	PP	PP
ZE	PP	ZE	ZE	ZE	NP
PP	NP	NP	NP	ZE	ZE
PG	NG	NG	NG	ZE	ZE

Tableau (II.1) : Matrice d'inférence

II.3.3 Mécanisme d'inférence

La logique de prise de décision est une méthode qui permet de simuler la prise de décision humaine. Elle consiste d'une part à calculer le degré de véracité des différentes règles du système, et d'autre part à associer à chaque règle une valeur de sortie. Cette valeur de sortie dépend de la partie conclusion des règles, qui peut revêtir plusieurs formes. Il peut s'agir d'une proposition floue, et généralement on utilise l'une des trois méthodes suivantes pour cela :

- Méthode d'inférence Max-Min (Méthode de Mamdani)
- Méthode d'inférence Max-Produit (Méthode de Larsen)
- Méthode d'inférence Somme-Produit (Surgeon).

II.3.4 Agrégation

L'ensemble flou global de sortie est construit par agrégation des ensembles flous obtenus par chacune des règles concernant cette sortie. L'exemple suivant présente le cas où deux règles agissent sur une sortie. On considère que les règles sont liées par un « OU » logique, et on calcule donc le maximum entre les fonctions d'appartenance résultantes pour chaque règle [27].

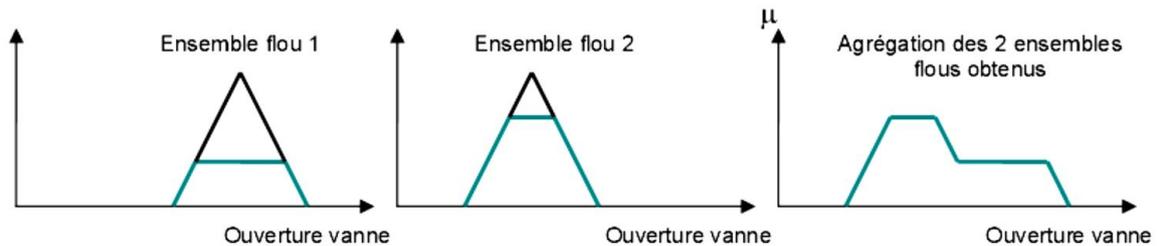


Figure.II.8. Exemple du principe d'agrégation.

II.3.5 Defuzzification

Cette étape sert à convertir la conclusion résultante du le mécanisme d'inférence en une variable physique applicable sur le système à commander. Plusieurs méthodes ont été proposées, parmi elles on distingue :

- a) **Méthode du maximum** : La méthode la plus simple et la plus approximative. La sortie correspond à l'abscisse du maximum de la fonction d'appartenance résultante.
- b) **Méthode de la moyenne des maximas** : Elle permet de considérer la moyenne des abscisses des maximums de la fonction résultante.
- c) **Méthode du centre de gravité** : c'est la méthode la plus utilisée. Son principe est l'extraction barycentrique de la commande, qui consiste à faire la moyenne des valeurs du référentiel pondéré par leurs degrés d'appartenance.

II.4 Modèles flous

Un modèle flou d'un système est une représentation du comportement de ce système en utilisant les concepts de la théorie des sous-ensembles flous. Cette représentation permet de caractériser la relation entre les variables d'entrée et de sortie du système [29]. Cependant, les modèles linguistiques ne permettent pas d'incorporer directement des connaissances objectives sur le système qui ne sont pas exprimées à travers des sous-ensembles flous. Par conséquent, les connaissances exprimées sous forme analytique décrivant la structure physique du système ne peuvent pas être directement prises en compte [30]. Pour résoudre ce problème, Sugeno et ses collaborateurs ont proposé une classe de modèles appelés modèles TSK, qui permettent de représenter ce type d'informations. Dans la suite, nous allons définir le modèle TSK et présenter une méthode d'optimisation pour ce modèle.

II.4.1 Commande floue de type Takagi-Sugeno :

Les modèles flous de Takagi-Sugeno sont largement reconnus comme une technique efficace pour représenter un système non linéaire en utilisant des ensembles flous et un raisonnement flou. Ce type de modèle, similaire à celui de Mamdani, est construit à partir d'une base de règles de type "Si... Alors..." où la prémisse est exprimée linguistiquement et le conséquent utilise des variables numériques plutôt que des variables linguistiques. Le conséquent peut être exprimé, par exemple, sous la forme d'une constante, d'un polynôme ou plus généralement sous la forme d'une fonction ou d'une équation différentielle dépendant des variables associées à l'antécédent [31].

II.4.2 Description du modèle de Takagi-Sugeno-Kang (TSK)

Soit un système à r entrées et une sortie, le modèle TSK est constitué d'une base de règles de la forme

$$\text{Si } X_1 \text{ est } A_1^{i_1} \text{ et } X_2 \text{ est } A_2^{i_2} \text{ et } \dots \text{ } X_r \text{ est } A_r^{i_r} \text{ Alors } y = f_i(x_1, x_2, \dots, x_r) \quad \text{II.4}$$

où X_1, X_2, \dots, X_r sont les variables numériques d'entrée du modèle flou et f_i est une fonction numérique de l'univers d'entrée $X_1 \times X_2 \times \dots \times X_r$ dans Y [7]

Chaque règle représente un modèle local sur une région floue d'entrée, ou sur un sous-espace d'entrée. Dans chaque région, le modèle flou est défini par la fonction f_i qui relie les entrées à la sortie numérique. Le modèle global est constitué par interpolation des modèles locaux [32].

Dans le modèle TSK, les f_i sont souvent des fonctions linéaires, soit:

$$f_i(x_1, x_2, \dots, x_r) = b_{i_0} + b_{i_1}x_1 + b_{i_2}x_2 + \dots + b_{i_r}x_r \quad \text{II.5}$$

Où $b_{i_0}, b_{i_1}, b_{i_2}, \dots, b_{i_r}$ sont des coefficients constants.

Chaque règle peut alors être vue comme un modèle local, linéaire selon les variables d'entrée X_1, X_2, \dots, X_r .

Ces modèles permettent d'approcher le comportement d'un système complexe par une collection de modèles locaux. Ils ont une capacité de représentation importante. En effet, le nombre de règles nécessaires pour approcher un système à un certain degré de précision est généralement réduit [33].

II.5 Avantages et inconvénients de réglage par logique floue

II.5.1 Avantages

Les avantages principaux des régulateurs flous sont les suivants :

- L'incorporation directe des informations floues et linguistiques, provenant d'un expert humain, dans le système flou.
- Il n'y a pas nécessaire de faire un modèle mathématique du système à régler.
- Le système flou c'est une approximation universelle, c'est-à-dire, il est suffisamment général pour générer n'importe quelle action.
- La logique floue est facile à comprendre par ceux qui ne sont pas des spécialistes, car elle imite la stratégie du raisonnement humain.
- On peut maîtriser les systèmes non linéaires et difficiles à modéliser.

II.5.2 Inconvénients

- Manque de directives précises pour la conception d'un régulateur.
- Précision de réglage en général peu élevé [25].

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exploré une approche très importante en intelligence artificielle, à savoir la logique floue. Nous avons examiné en détail les principes de fonctionnement et les outils utilisés dans cette méthode. La logique floue offre une alternative aux méthodes traditionnelles basées sur la logique booléenne, offre aussi des avantages significatifs dans la modélisation de systèmes complexes et l'incorporation de l'incertitude.

Chapitre III

Optimisation par des algorithmes évolutionnaires

Introduction

Ce chapitre mettra en lumière le domaine de l'optimisation et les différents outils clés de l'intelligence artificielle, notamment les algorithmes génétiques, les algorithmes d'optimisation par essaim (PSO). Nous commencerons par définir le problème d'optimisation, qui consiste à trouver la meilleure solution parmi un ensemble de possibilités. Ensuite, nous nous concentrerons sur deux outils majeurs de l'optimisation : les algorithmes génétiques et l'optimisation par essaim particulière (PSO).

Les algorithmes génétiques sont des méthodes d'optimisation inspirées par le processus d'évolution biologique. En ce qui concerne l'optimisation par essaim particulière (PSO), il s'agit d'une méthode d'optimisation basée sur le comportement collectif des particules.

En résumé, ce chapitre vise à mettre en évidence l'importance de l'optimisation en intelligence artificielle et à présenter les outils indispensables dans ce domaine. Nous examinerons différentes techniques d'optimisation et les outils associés pour résoudre des problèmes réels et obtenir des résultats optimaux.

III.1 Optimisation

III.1.1 Définition

L'optimisation est une branche des mathématiques qui permet de résoudre des problèmes en déterminant la solution optimale dans un espace de recherche prédéfini. De ce fait, l'optimisation est omniprésente dans tous les domaines et évolue sans cesse depuis Euclide. Plusieurs méthodes d'optimisation sont proposées dans la littérature, et peuvent être classées comme suit :

- ✓ Méthodes déterministes
- ✓ Méthodes stochastiques

Les méthodes déterministes exploitent les informations telles que la continuité et la dérivabilité des valeurs au point actuel de la fonction objective. Cependant, elles convergent vers l'optimum local le plus proche du point initial. En revanche, les méthodes stochastiques ne requièrent aucune connaissance préalable de la fonction objective. Elles peuvent identifier l'optimum global en utilisant une approche probabiliste de recherche. Ces méthodes sont

particulièrement adaptées aux problèmes de grande taille. Parmi les méthodes stochastiques, on peut mentionner les algorithmes génétiques, les colonies de fourmis et le PSO [34].

Les méthodes stochastiques ont de nombreux domaines d'application. Elles sont utilisées pour optimiser des fonctions, en finance, dans la théorie du contrôle optimal, la théorie des jeux et l'identification des paramètres des machines électriques.

III.1.2 Problème d'optimisation

Un problème d'optimisation se définit comme la recherche du minimum ou du maximum (de l'optimum) d'une fonction mathématique f , appelée fonction objectif ou fonction de coût. Le but est de trouver la (ou les) solution(s) optimale(s) x^* parmi un ensemble de solutions, noté S , appelé espace de recherche ou espace de solutions, et tel que $S \in R$ l'ensemble des réels. Mathématiquement un problème de minimisation est noté ainsi [35] :

$$f(x^*) \leq f(x), \forall x \in S, c_à_d \quad f(x^*) = \min f(x) \quad \text{III.1}$$

De même, pour un problème de maximisation :

$$f(x^*) \geq f(x), \forall x \in S, c_à_d \quad f(x^*) = \max f(x) \quad \text{III.2}$$

L'enjeu consiste alors à trouver l'optimum global, qui est la meilleure solution possible x^* de la fonction de coût f . Afin d'illustrer cela, la figure (III.1) montre des optima locaux et un optimum global d'une fonction de coût.

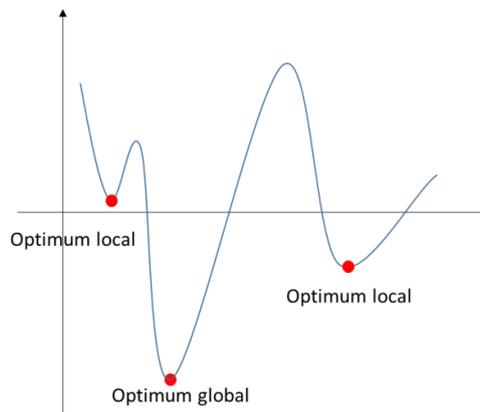


Figure.III.1. Différence entre un optimum global et des optima locaux.

III.2 Algorithme génétique

L'algorithme génétique est une méta-heuristique évolutionnaire largement connue qui a été développée par John Holland en 1975. Il tire son inspiration des mécanismes biologiques tels que les lois de Mendel et la théorie de l'évolution formulée par Charles Darwin. Son processus de recherche de solutions à un problème donné imite l'évolution des organismes vivants. Il utilise un vocabulaire similaire à celui de la biologie et de la génétique classique, ce qui implique l'utilisation de termes tels que gène, chromosome, individu, population et génération [36].

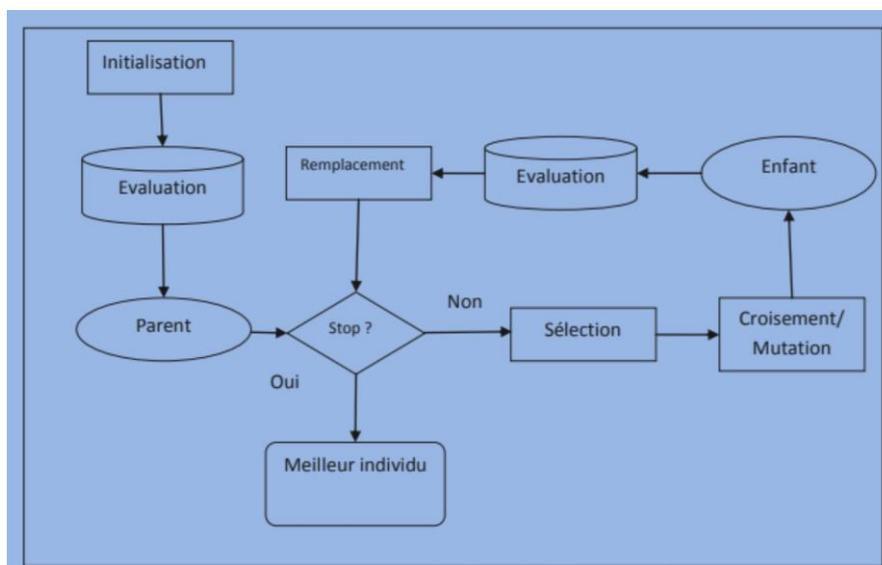


Figure.III.2. Démarche d'un algorithme génétique

III.2.1 Principe d'un algorithme génétique

Un algorithme génétique vise à trouver le ou les extrema d'une fonction définie dans un espace de données. Grâce à la méthode de l'évolution génétique, une solution optimale peut être identifiée et représentée par le dernier individu gagnant issu de la technique génétique. Le fonctionnement d'un algorithme génétique est principalement basé sur les étapes suivantes [34]:

1. Création d'une population initiale : une population initiale de taille N chromosomes.
2. Evaluation de chaque individu : chaque chromosome est décodé puis évalué.
3. Sélection des "meilleurs" individus : création d'une nouvelle population de chromosomes par l'utilisation d'une méthode de sélection appropriée.
4. Reproduction : croisement et mutation.

5. Formation d'une nouvelle génération.

6. Retour à l'étape 2 tant que la condition d'arrêt du problème n'est pas satisfaite Ce fonctionnement peut être illustré plus en détails par l'organigramme général de Figure (III.3)

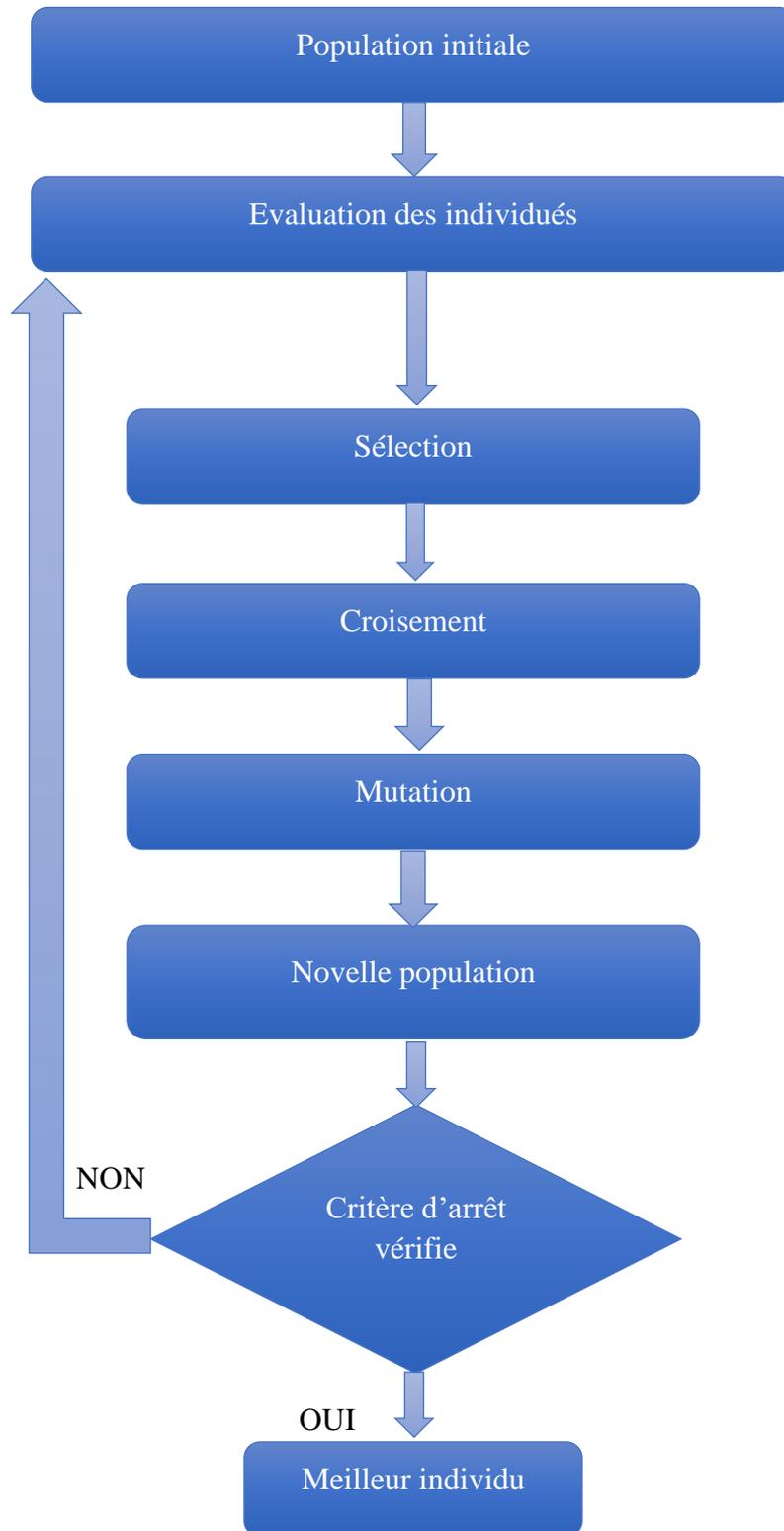


Figure.III.3. Organigramme général d'un algorithme génétique

Exemple d'un algorithme génétique simple [43] :

- a. **[Initiation]** Générer aléatoirement une population de n individus (les solutions du problème)
- b. **[Fitness]** Evaluer la fonction d'adaptation $f(x)$ de chaque individu x dans la population
- c. **[Nouvelle population]** Créer la nouvelle population en répétant les étapes suivantes jusqu'à ce que la population soit complète
 - d. **[Sélection]** Sélectionner deux parents à partir de la population selon la valeur d'adaptation (La meilleure valeur a plus de chance d'être sélectionnée)
 - e. **[Crossing-over]** Appliquer l'opérateur de croisement sur les parents avec la probabilité de croisement associée pour donner des enfants. S'il n'y a pas de croisement, les enfants sont la copie identique des parents
 - f. **[Mutation]** Appliquer l'opérateur de mutation sur les enfants avec la probabilité de mutation associée
 - g. **[Accepter]** Placer les enfants dans la nouvelle population
- h. **[Remplacer]** Utiliser la population générée pour exécuter l'algorithme
- i. **[Test]** Si la condition d'arrêt est satisfaite, **stop**, et retourner la meilleure solution
- j. **[Boucle]** Aller à l'étape **b**

Figure.III.4. Algorithme génétique simple

III.3 Optimisation Par Essaims de Particule(PSO)

Le PSO est un algorithme qui s'inspire des déplacements d'un essaim d'oiseaux. Il a été créé dans les années 90 par deux chercheurs américains, Russel Eberhart, ingénieur électricien, et James Kennedy, socio-psychologue. Le PSO ajuste la vitesse et la position de chaque individu à l'itération k [36].

III.3.1 Principe du PSO

Un essaim est disposé de façon aléatoire et homogène dans l'espace de recherche et chaque particule possède la capacité de se déplacer avec une vitesse aléatoire. Ainsi, à chaque pas de temps, chaque particule [37] :

- Évalue la qualité de sa position et garde en mémoire sa meilleure performance, c'est-à-dire la meilleure position atteinte jusqu'ici (elle peut être la position courante) et sa qualité (la valeur de la fonction à optimiser en cette position).
- Interroge un certain nombre de particules pour obtenir de chacune d'entre elles sa propre meilleure performance.

- Choisit la meilleure des meilleures performances dont elle a connaissance, puis adapte sa vitesse en fonction de cette information et de ses propres données et se déplace en conséquence

Le principe de la méthode d'essaim de particule est résumé par la figure (III.4). Pour réaliser son prochain mouvement, chaque particule combine trois tendances : suivre sa vitesse propre, revenir vers sa meilleure performance, aller vers la meilleure performance de ses informatrices [38].

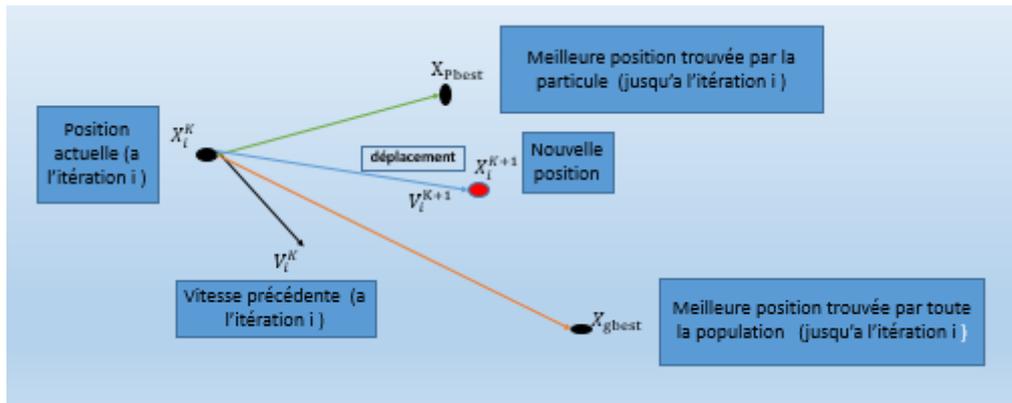


Figure.III.5. Déplacement d'une particule

La position de chaque agent (individu ou particule) est représentée par ses coordonnées suivant les deux axes xy auxquels on associe les vitesses exprimées par V_x (vitesse suivant l'axe x) et V_y (vitesse suivant l'axe y). La modification du comportement de chaque agent se base sur les informations de position et de vitesse.

A chaque itération l'agent procède via une fonction objective à l'évaluation de sa meilleure valeur jusque-là (P_{best}) et sa position suivant les deux axes xy .

Cette information est obtenue à partir de l'analyse des expériences personnelles de chaque agent. En plus, chaque agent connaît la meilleure valeur globale du groupe (g_{best}) parmi les P_{bests} . Cette information représente la valeur autour de laquelle d'autres agents sont performants. Ainsi, chaque agent essaye de modifier sa position en se basant sur les informations suivantes [37] :

Position courante (x, y), Vitesse courante (V_x, V_y), Distance entre la position courante et P_{best} , Distance entre la position courante et g_{best} . Cette modification peut être représentée par le concept de vitesse.

Le déplacement de la particule i entre les itérations k et $k+1$ se fait selon les deux équations (III.3) et (III.4) [38] :

$$V_i^{K+1} = w.V_i^K + C1.rand1.(X_{pbest_i} - X_i^K) + C2.rand2.(X_{gbest} - X_i^K) \quad \text{III.3}$$

$$X_i^{K+1} = X_i^K + V_i^{K+1} \quad \text{III.4}$$

Où

V_i^K : Vitesse de l'agent i à l'itération k ;

C_1 et C_2 : Constantes qui représentent les coefficients d'accélération, elles peuvent être non constantes dans certains cas selon le problème d'optimisation posé ;

$rand_1$ et $rand_2$: Variables aléatoires générés d'une distribution uniforme dans l'intervalle $[0,1]$

X_i^K : Position courante de l'agent i à l'itération k ;

W : Facteur d'inertie ;

Le facteur d'inertie est utilisé pour contrôler l'influence de la vitesse obtenue au pas précédent de la particule. L'expression de facteur d'inertie le plus utilisée par les chercheurs est formulé comme suit [38] :

$$w = \frac{(itr_{max} - itr)}{itr_{max}} \quad \text{III.5}$$

Avec :

w_{max} , w_{min} : les limites autorisées dans l'espace de recherche spécifié ;

itr_{max} : itération maximale ;

III.3.2 Etapes de l'algorithme PSO

Le but de l'algorithme PSO est d'optimiser une fonction continue dans un espace donné. Dans la majorité des cas, l'algorithme d'optimisation recherche le maximum ou le minimum global de l'espace de recherche. Voici la description des étapes de l'algorithme PSO [40] :

Les algorithmes PSO agissent sur une population des particules, et non pas sur une particule isolée, donc tout d'abord on va générer une population d'individus initiaux, puis l'évaluation de chaque particule par la fonction objective, appelée fonction d'évaluation. Ensuite on exécute le cycle de mise à jour des particules :

Étape 0 : Initialisation des paramètres, et définir le critère d'arrêt.

Étape 1 : Calcul de la qualité $G(x_i)$ de la particule i en fonction de son vecteur de position (x_i).

Étape 2 : Établir si la qualité $G(x_i)$ obtenue par la particule i est supérieure à la meilleure qualité que cette particule a obtenue antérieurement (P_{best}). Si $G(x_i) > G(P_{best})$, la présente position de la particule x_i est sauvegardée comme étant la meilleure position P_{best} obtenue à ce jour pour la particule i .

Étape 3 : Établir si la qualité $G(P_{best})$ obtenue par la particule i est plus grande que la meilleure qualité $G(g_{best})$ obtenue pour l'ensemble de la population. Si tel est le cas, l'indice de la particule ayant obtenu la meilleure qualité g prend la valeur i .

Étape 4 : Mettre à jour la vitesse de déplacement $v_i(k+1)$ de la particule i . Cette mise à jour tient compte de la vitesse précédente de la particule $v_i(k)$, de sa position présente (x_i), de la position de la meilleure qualité P_{best} obtenue par cette particule ainsi que de la position de la meilleure qualité globale g_{best} obtenue par la population. Une fois cette vitesse mise à jour, il faut vérifier si la nouvelle vitesse $v_i(k+1)$ de la particule i est contenue dans les limites autorisées (V_{max}, V_{min}). Si tel n'est pas le cas, la nouvelle vitesse est réduite à la borne la plus proche.

Étape 5 : Mettre à jour la position $x_i(k+1)$ de la particule i . Cette mise à jour tient compte de la position précédente de la particule $x_i(k)$ ainsi que de la nouvelle vitesse $v_i(k+1)$ calculée à l'étape 4. Une fois la position de la particule i mise à jour, il faut vérifier si la nouvelle position $x_i(k+1)$ est contenue dans l'espace de recherche spécifié par (X_{max}, X_{min}). Si tel n'est pas le cas, la nouvelle position est ramenée à la borne la plus proche.

Étape 6 : Si le critère d'arrêt est vérifié, alors l'algorithme se termine. S'il ne l'est pas, une nouvelle itération commence en retournant à l'Étape 1 avec la première particule ($k = k+1$).

Exemple

L'organigramme de cet algorithme peut être dressé comme suit en figure :

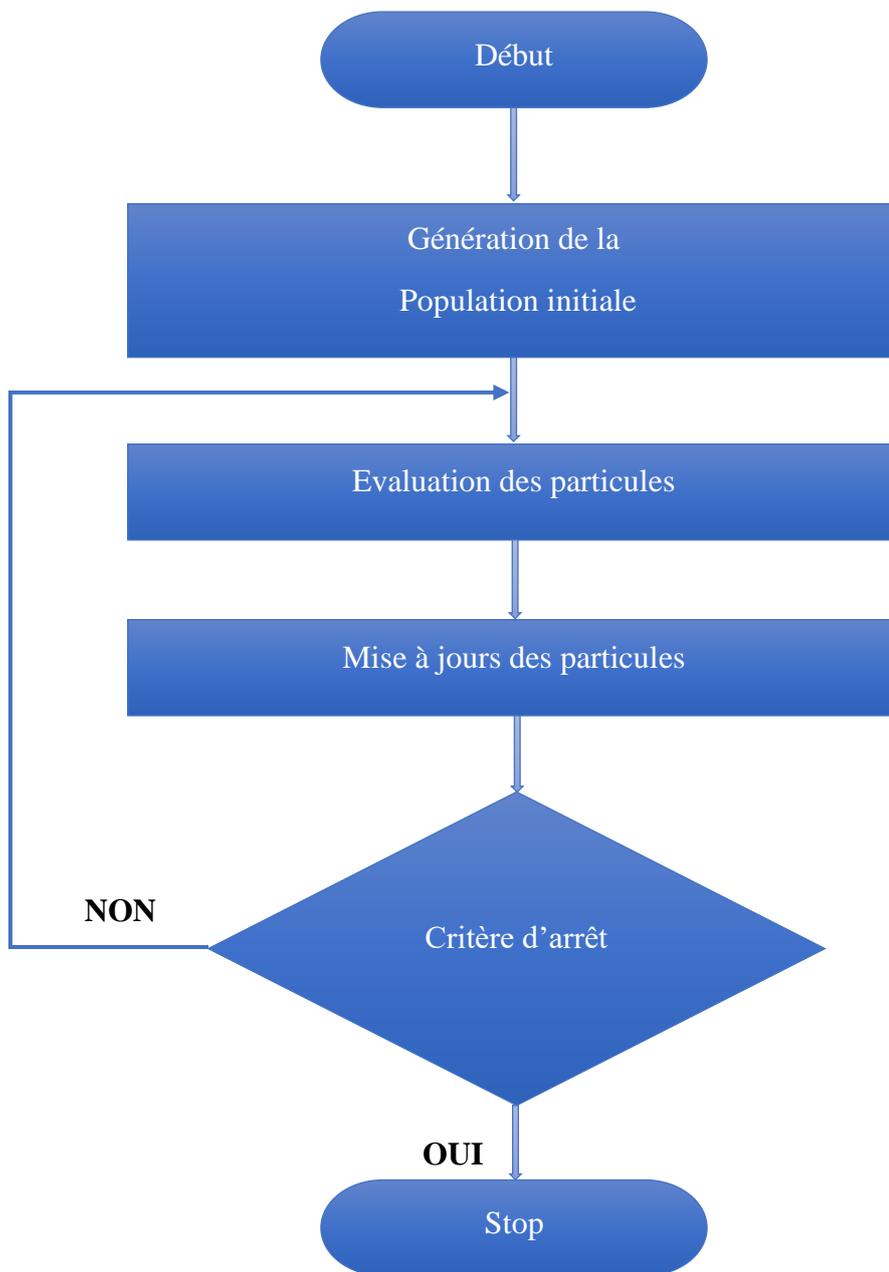


Figure.III.6. Organigramme de la PSO.

Pseudocode **PSO** [44] :

<i>Algorithme-2: Pseudo-code de l'algorithme PSO standard</i>	
01:	<i>Définition de la fonction objectif : $F(x)$, $x=(x1, x2, x3, \dots, xD)$</i>
02:	<i>Initialiser les positions et les vitesses pour chaque particule et mettre itération =1</i>
03:	<i>Initialiser les meilleures positions personnelles des particules à leurs positions initiales</i>
04:	<i>Faire</i>
05:	<i> Evaluer toutes les positions des particules</i>
06:	<i> Mettre à jour les vitesses de toutes les particules</i>
07:	<i> Mettre à jour les positions de toutes les particules</i>
08:	<i> Mettre à jour les meilleures positions personnelles de toutes les particules ainsi que la meilleure position de tout l'essaim.</i>
09:	<i>Jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint</i>

Figure.III.7. Pseudocode PSO

III.4 Critères d'arrêt

Comme mentionné précédemment, il n'y a pas de garantie de convergence vers la solution optimale globale dans tous les cas, même si les expériences montrent que la méthode est très performante. Par conséquent, il est vivement recommandé de définir un nombre maximum d'itérations pour l'algorithme.

L'algorithme doit donc continuer à se n'exécuter tant qu'aucun des critères de convergence suivants n'a été atteint :

- Nombre maximum d'itération a été atteint.
- La variation de la vitesse est proche de 0.
- Le fitness de la solution est suffisant [41].

III.5 Avantages et inconvénients de PSO

L'algorithme du PSO présente un avantage certain sur les méthodes classiques dans le sens où il permet une exploration aléatoire de l'espace de solution.

De plus de sa simplicité à mettre en œuvre et son exécution conduit à l'obtention de très bon résultat, rapidement et facilement avec peu de paramètre à ajuster.

Bien que le PSO trouve de bonnes solutions dans un temps beaucoup plus court que d'autres algorithmes évolutionnaires, l'amélioration de la qualité des solutions ne peut être garantie en augmentant le nombre d'itération [42].

L'algorithme de PSO a deux inconvénients principaux :

- 1- Le premier inconvénient est que l'essaim peut prématurément converger.
- 2- Le deuxième inconvénient est que les approches stochastiques ont un problème de dépendance, tout changement d'un de leurs paramètres peut avoir un effet sur le fonctionnement de l'algorithme tout comme sur la solution obtenue.

Conclusion

Dans ce chapitre on a présenté les algorithmes génétiques et principalement l'optimisation par essaim particulaire (PSO), ce sont des approches puissantes pour résoudre des problèmes d'optimisation dans divers domaines d'application, ils offrent une alternative efficace aux méthodes déterministes en permettant la recherche de solutions optimales, même dans des espaces de recherche complexes.

Chapitre IV

Etude et simulation du système photovoltaïque

Introduction

Le présent chapitre est consacré à l'évolution du fonctionnement des différentes méthodes de poursuite du MPP d'un système photovoltaïque, telle que la méthode par logique floue et la logique floue par des algorithmes évolutionnaires .de plus, il vise à tester chaque méthode afin d'observer leur performance, même dans des conditions météorologiques différentes, dont les effets peuvent impacter directement le rendement du GPV.

Ensuite, nous examinerons les résultats obtenus et tire une conclusion concernant celle qui présente le meilleur rendement et un fonctionnement optimal pour la conversion photovoltaïque

IV.1 Schéma-bloc du système PV autonome

La figure (IV.1) ci-dessus illustre le schéma bloc de MATLAB/SIMULINK du système PV, les blocs principaux de ce système sont :

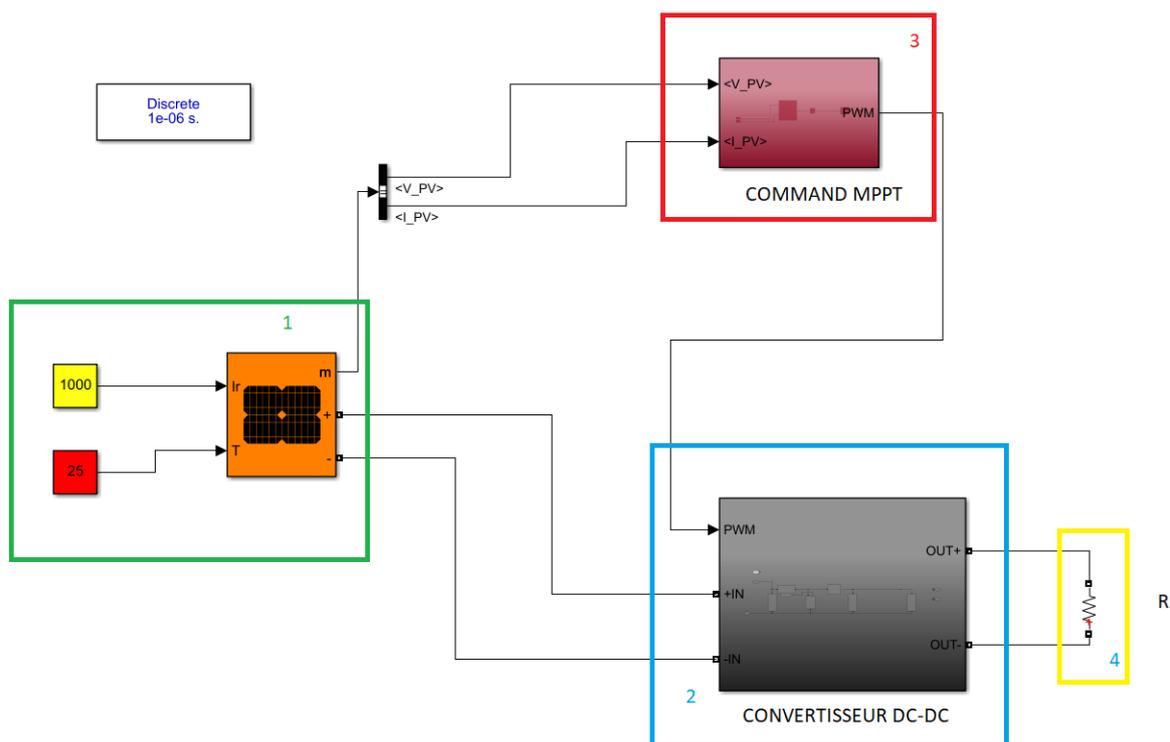


Figure.IV.1. Chaîne élémentaire de conversion photovoltaïque

Bloc 1 : représente le panneau PV, les entres en rouge représente le rayonnement et le jaune présente la température.

Bloc 2 : montre le convertisseur statique (DC-DC), il est capable de fournir une tension plus grande que celle appliquer à son entrée il se compose de figure (I.12) :

- Une bobine L : permet de lisser le courant appliquer sur la source.
- Un condensateur C : permet de limiter l'ondulation de tension en sortie.
- Une diode D : protège l'interrupteur K en empêchant le retour du courant.
- Un interrupteur a semi-conducteur contrôlable K.

Bloc 3 : représente le contrôleur MPPT qui est configurable selon la méthode qu'en désire, les entres de la commande sont la tension et le courant du panneau et la sortie représente le rapport cyclique qui module la sortie du convertisseur (boost).

Bloc 4 : montre la charge résistive reliev au convertisseur.

IV.2 Simulation du panneau photovoltaïque (boucle ouverte)

La figure suivante présent le modèle à étudier

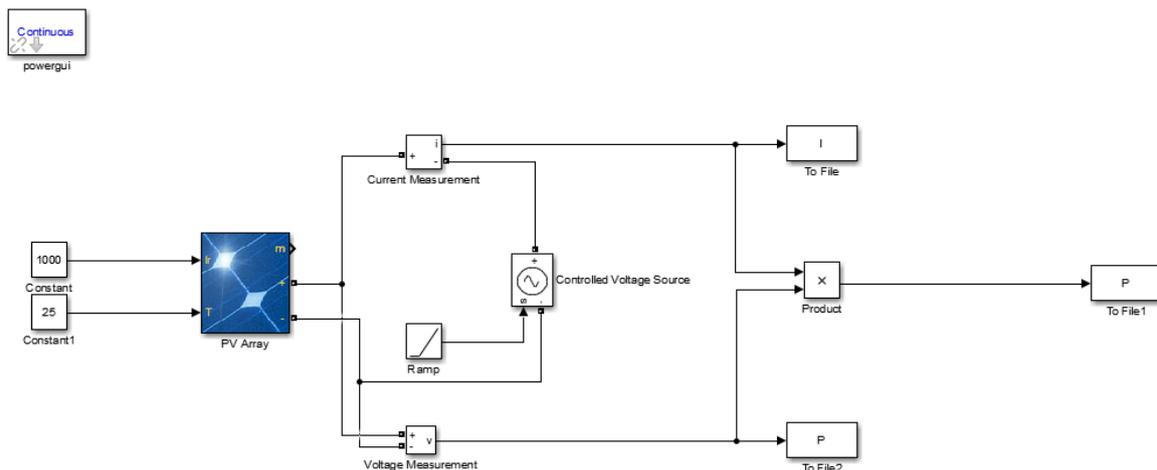


Figure.IV.2. Schéma de simulation d'un panneau PV étudié.

Les conditions de test standard à savoir un rayonnement de 1000w/m^2 et d'une température de 25°C . les caractéristiques électrique de ce panneau sont résumées dans le tableau ci-dessus

IV.3 structure de générateur photovoltaïques utilise

Les panneaux PV sont repartis selon la figure ci-dessus

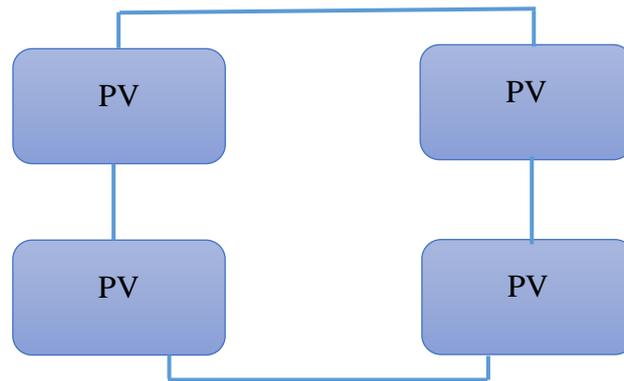


Figure.IV.3. Structure de générateur PV

Nous disposons de 4 panneaux PV_s au total. Ces panneaux sont répartis en deux groupes, avec deux panneaux dans chaque groupe, et ces deux groupes sont ensuite connectés en parallèle. Chaque panneau a une puissance maximale de 80.154 W, ce qui nous donne en totale une puissance de 320.616 Watts.

Le tableau ci-dessus montre les caractéristiques électriques d'un seul panneau photovoltaïque

Caractéristiques électrique	Valeur
Puissance maximale au PPM (P_{max})	80.154 W
Tension à P_{max} (V_{mp})	18.3
courant à P_{max} (I_{mp})	4.38
Tension de circuit ouvert (v_{oc})	22.5
Courant de circuit ouvert (I_{oc})	4.68
Coefficients de tension de température V_{oc}	-0.33%°C
Coefficients de courant de température I_{sc}	0.1%°C
Nombre de cellules	36

Tableau (IV,1) : caractéristique électrique d'un panneau PV étudié.

IV.4 Simulation des caractéristiques du GPV en boucle ouverte

Les caractéristiques électriques du GPV sont données à partir d'une série de simulation sous les conditions atmosphériques standards STC ($G=1000\text{W}$ / , $T=25\text{C}$).

Les résultats obtenus sont représentés sur les figures suivantes, tel que :

- La courbe de la figure (IV.4) présente la caractéristique de la puissance-Tension du GPV.
- La courbe de la Figure (IV.5) présente la caractéristique courant-Tension du GPV

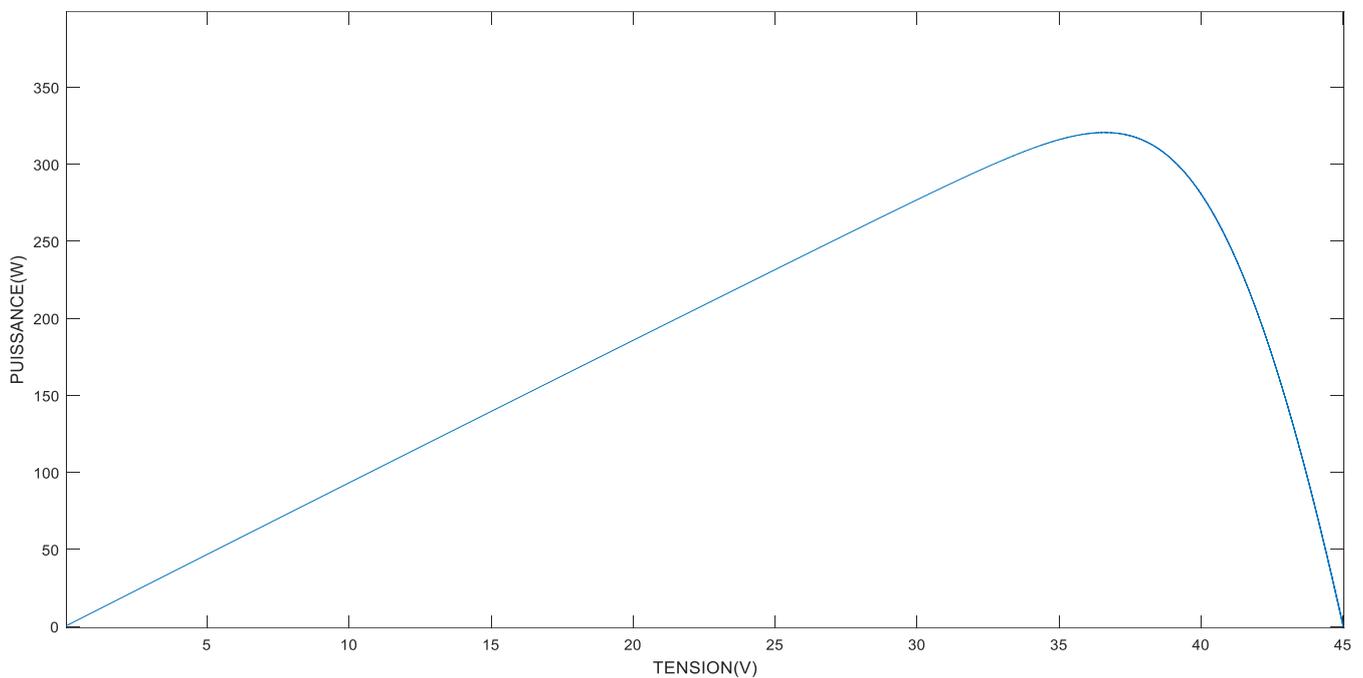


Figure.IV.4. Caractéristiques $P=f(V)$

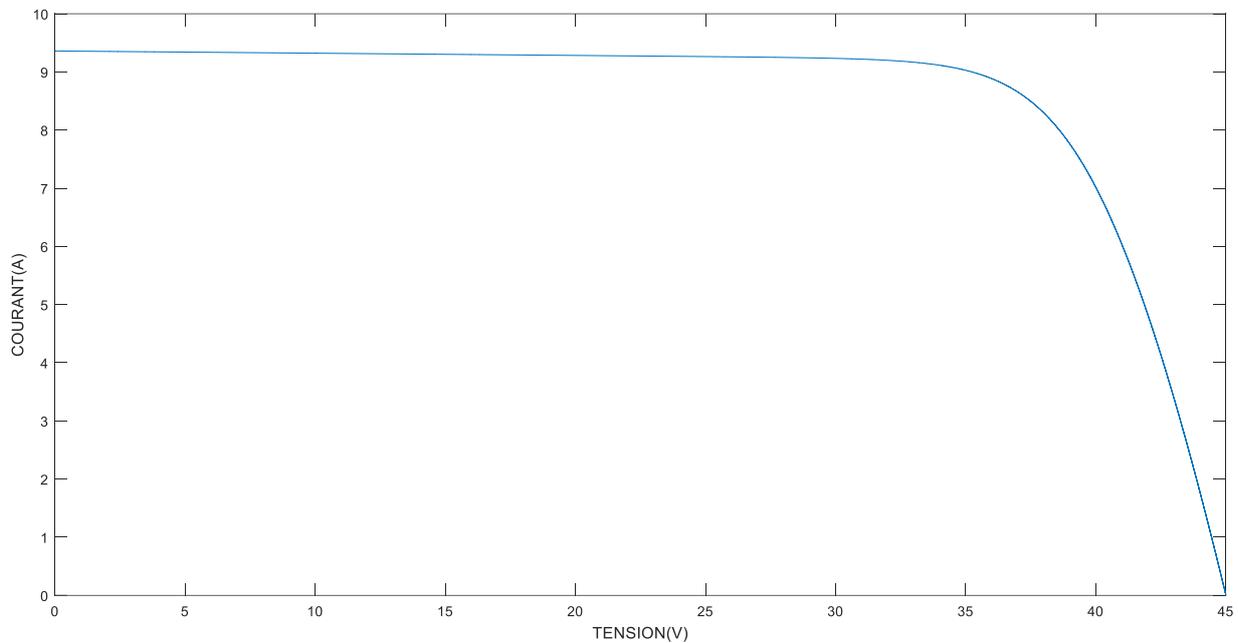


Figure.IV.5. Caractéristiques $I=f(V)$

La figure (IV.4) montre le point MPP et la tension V_{oc} , on remarque que les valeurs de la puissance au MPP et la V_{oc} correspondent aux valeurs rapportés dans le tableau (IV,1).

La Figure (IV,5) montre le courant de court-circuit I_{cc} et la tension V_{oc} , on remarque que les valeurs du courant et la V_{oc} correspondent aux valeurs rapportés dans tableau (IV,1).

Pour un fonctionnement optimal du panneau PV, le point de puissance maximale doit atteindre une puissance de 320.616 W.

IV.5 Influence de l'éclairement et de la température

IV.5.1 Influence de l'éclairement

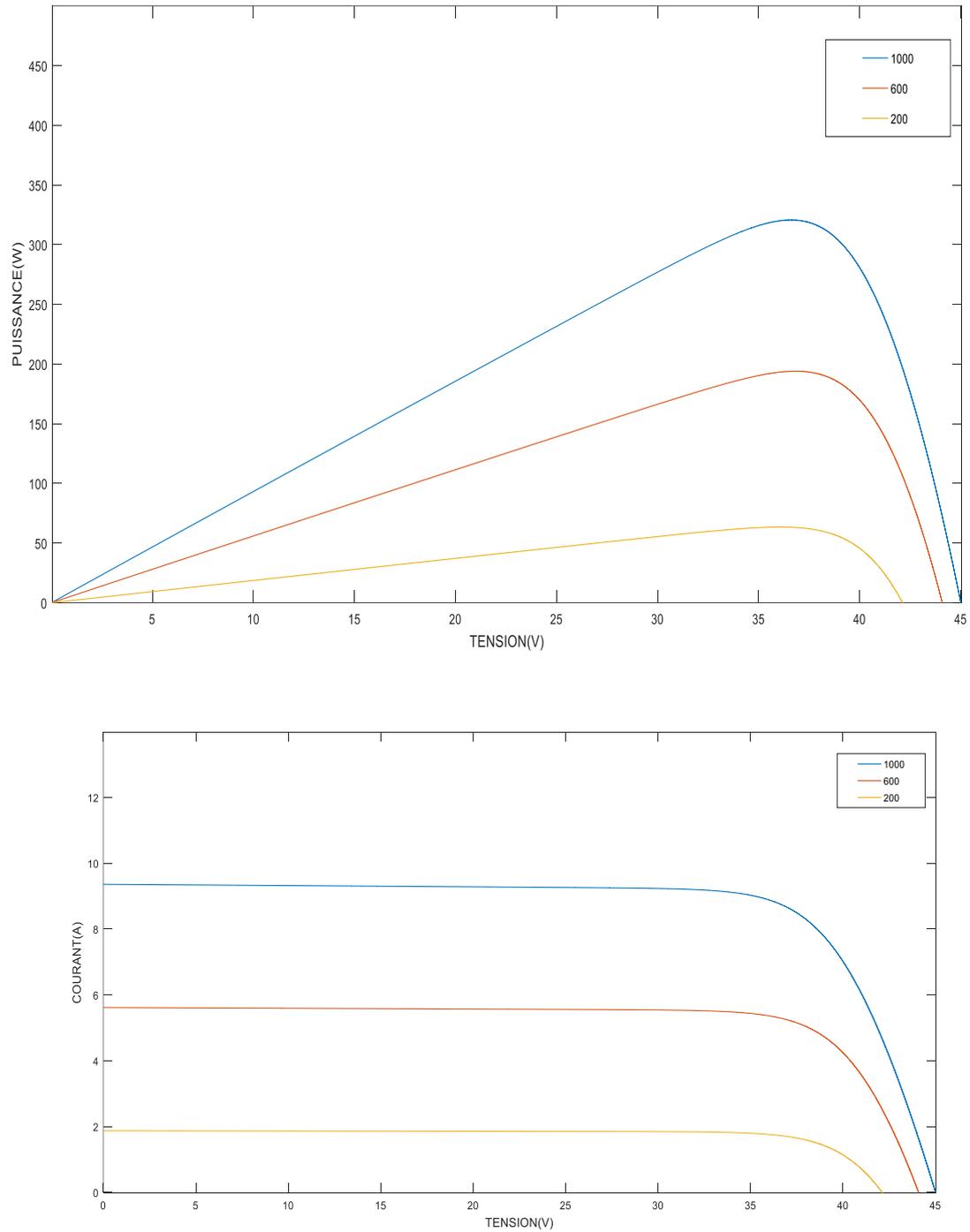
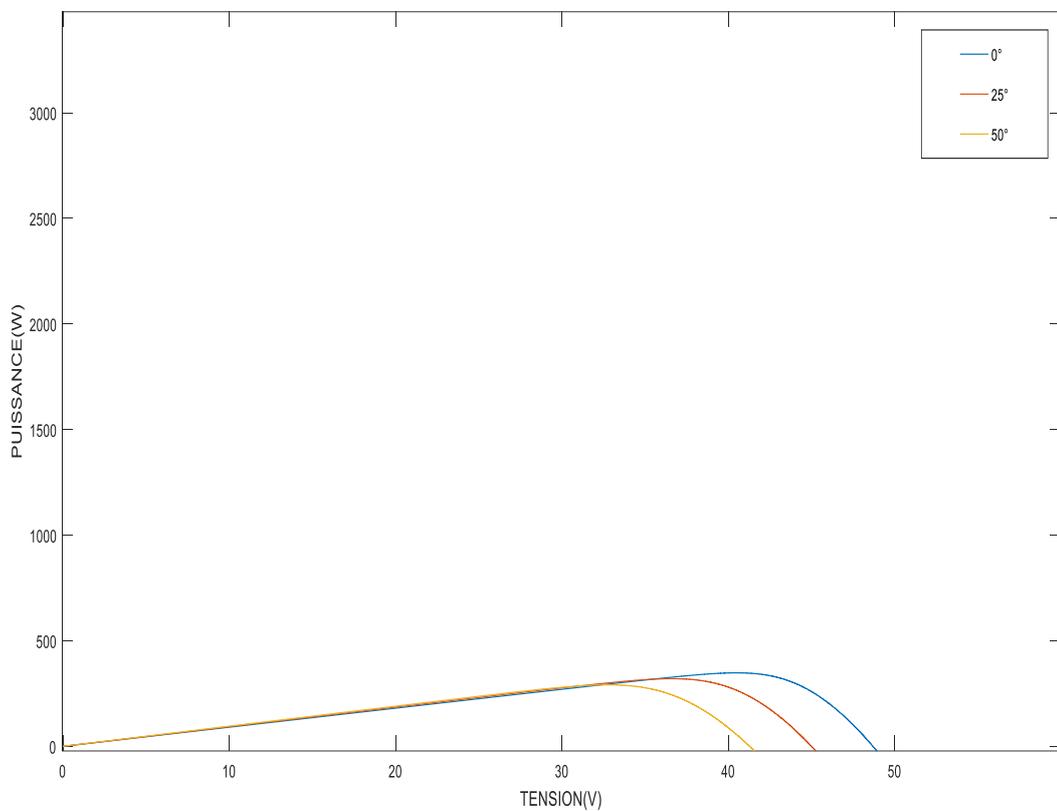


Figure.IV.6. Influence de l'irradiation sur les caractéristiques $P=f(V)$ et $I=f(V)$

On remarque que La valeur du courant est proportionnelle à l'intensité de l'éclairement, tandis que la tension en circuit ouvert reste presque constante, même à faible éclairement. Ainsi, la puissance et le courant augmentent avec l'augmentation de l'éclairement, tandis qu'ils diminuent avec l'augmentation de la température.

IV.5.2 Influence de température

La figure représente les courbes $I=f(V)$ et $P=f(V)$ pour des températures ambiantes différentes à savoir que ($T=0^{\circ}\text{C}$, $T=15^{\circ}\text{C}$, $T=25^{\circ}\text{C}$, $T=35^{\circ}\text{C}$ et $T=50^{\circ}\text{C}$) et sois un éclairement constant $G=1000\text{W}/\text{m}^2$



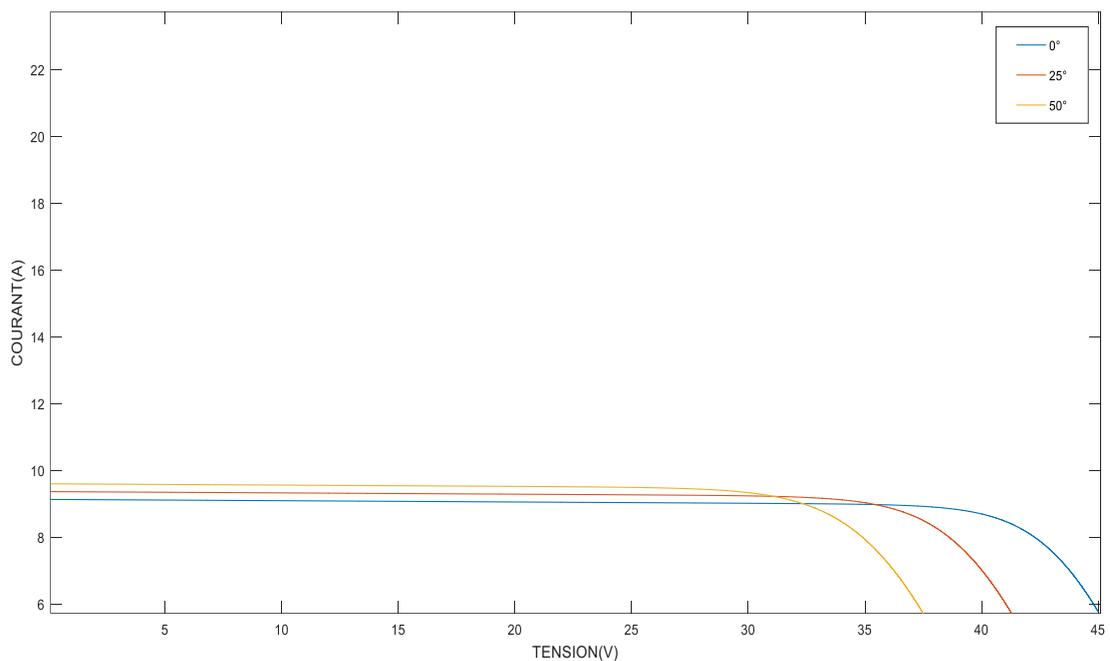


Figure.IV.7. Influence de la température sur les caractéristiques $P=f(V)$ et $I=f(V)$

On remarque que La température a une influence négligeable sur le courant. Cependant, la tension en circuit ouvert diminue significativement avec l'augmentation de la température. En conséquence, la puissance extractible de la cellule photovoltaïque diminue également.

IV.6 Apprentissage de l'algorithme (PSO)

L'apprentissage de notre algorithme est essentiel pour obtenir des résultats optimaux dans notre problème d'optimisation. Notre objectif est d'optimiser les paramètres des fonctions d'appartenance de la logique floue afin d'améliorer les performances de nos panneaux photovoltaïques.

IV.6.1 Structure de l'individu

Comme on a précisé dans le chapitre 3, le PSO travaille sur une population d'individu (particule).

Dans notre cas :

La particule est représentée sous forme d'un seul vecteur de 3x3 qui représente l'ensemble des paramètres des fonctions d'appartenances du contrôleur floue.

La population présente un ensemble de particules, générer d'une manière aléatoire par l'utilisateur, dans notre simulation la population est égale à 10.

La figure ci-dessus illustre le codage réel de notre population d'individus

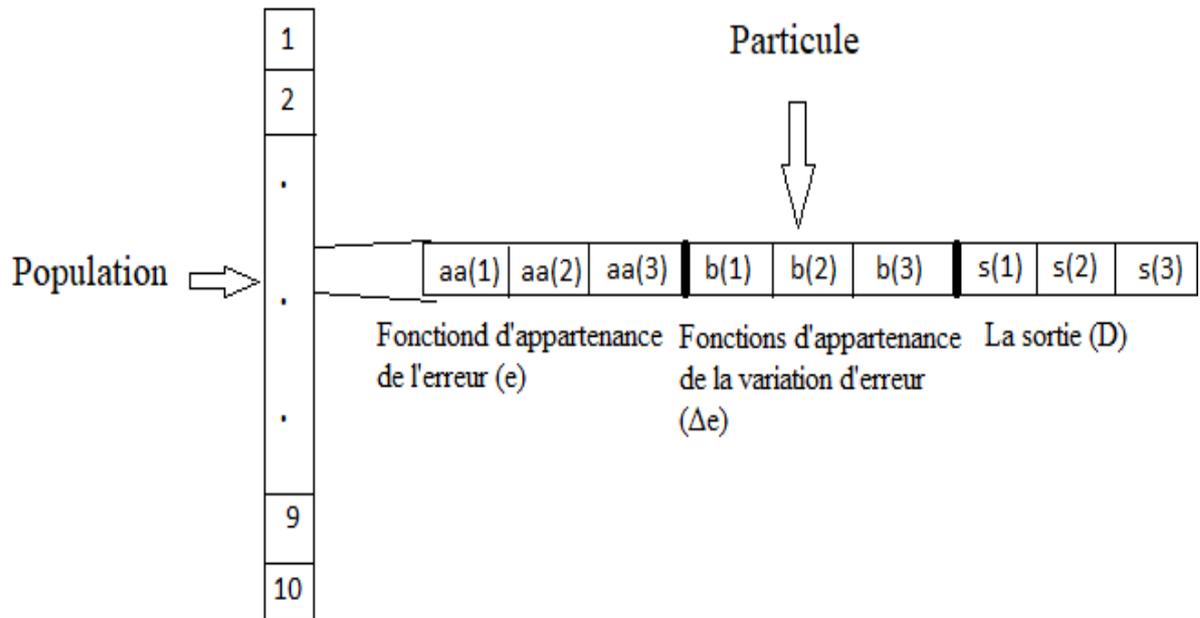


Figure.IV.8. Ensemble de population d'individu.

Tableau ci-dessus présente les paramètres du PSO

paramètres	PSO
W	Eq.(III.5)
C_1	1
C_2	3

Tableau (IV.2) : paramètres du PSO

IV.6.2 Fonction d'appartenances

Figures ci-dessus représente les fonctions d'appartenances après l'optimisation du contrôleur floue de type TSK :

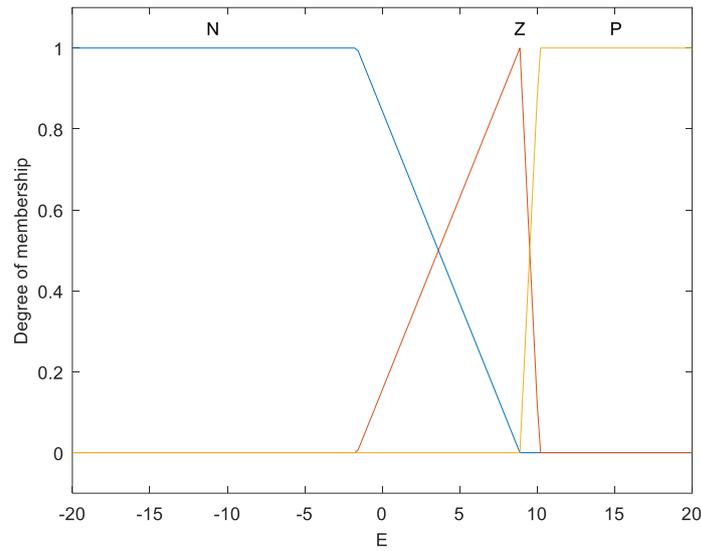


Figure.IV.9. Représente fonction d'appartenance de l'erreur (E).

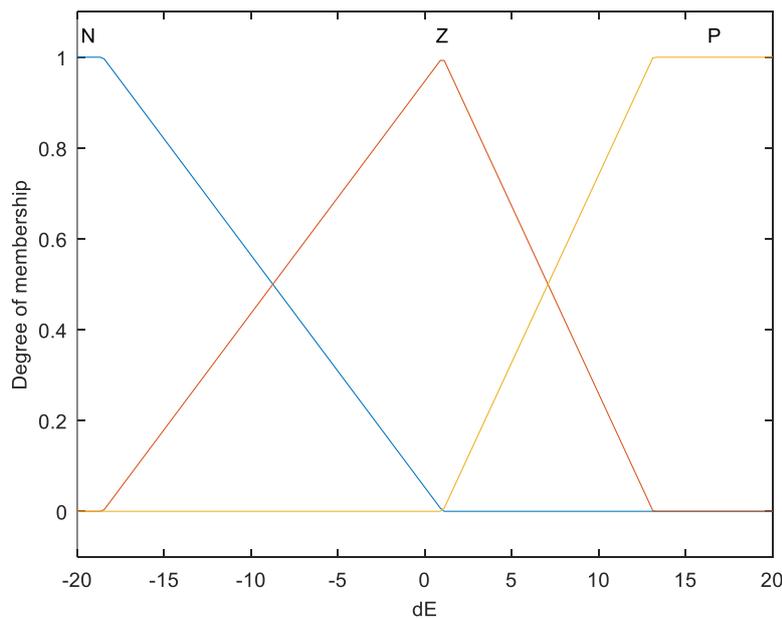


Figure.IV.10. Représente fonction d'appartenance de l'variation de l'erreur (dE).

IV.7 Fonction objectif

Nous fixons comme objective, la minimisation de l'erreur e_p entre la sortie du panneau(PV)et la consigne(PV_{max}),pour cela on a utilisé le critère **ISE** (intégrale de l'erreur quadratique).

$$ISE = \int_0^{t_f} (PV_{max}(t) - PV(t))^2 dt$$

IV.7

IV.8 Profile de convergence

La figure (IV,11) montre les meilleures valeurs de critère ISE obtenue à chaque itération, nous avons utilisé une population de taille 50.

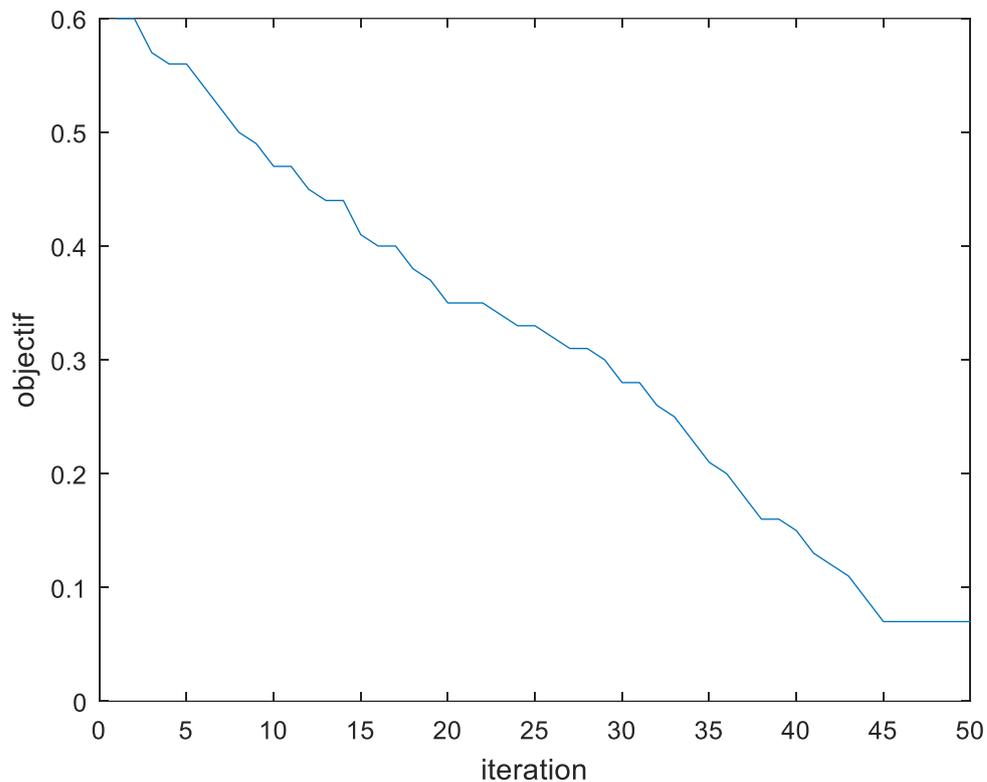


Figure.IV.11. Profile de convergence pour une population de 50

IV.9 Tests de simulations du système PV

Une fois que l'étude de simulation de chaque bloc du système PV est approuvée, nous passerons ensuite aux tests et à l'évaluation des performances du système PV (GPV-BOOST-MPPT et charge). Pour commencer, nous effectuerons une comparaison entre les deux méthodes MPPT (sous des conditions atmosphériques standard) suivantes :

- Commande par la logique floue de type TSK.
- Commande par la logique floue optimisée par essaim de particule (PSO).

1. Tests de simulation sous des conditions atmosphériques standard (un éclairement $1000W/m^2$ et une température de $25^{\circ}C$).

2. Tests de simulation sous la variation de l'éclairement et une température constante.
3. Tests de simulation sous la variation de la température et l'éclairement constant.

IV.9.1 Simulation sous conditions STC (standard test condition) des deux méthode (PSO-FLC et FLC)

Pour les deux méthodes mentionnées ci-dessous, nous avons utilisé le même panneau PV, afin de démontrer l'efficacité de la commande floue optimisée par l'algorithme d'essaim de particules (PSO-FLC) par rapport à la commande basée sur la logique floue (FLC).

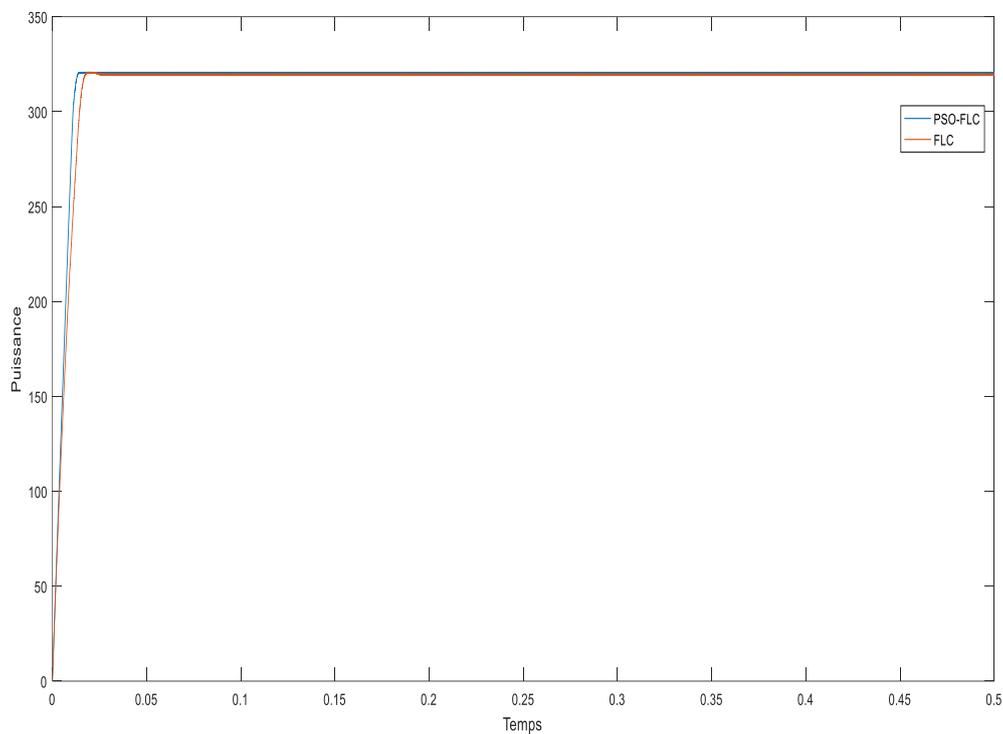


Figure.IV.12. Evolution de la puissance du GPV avec la méthode FLC et PSO-FLC

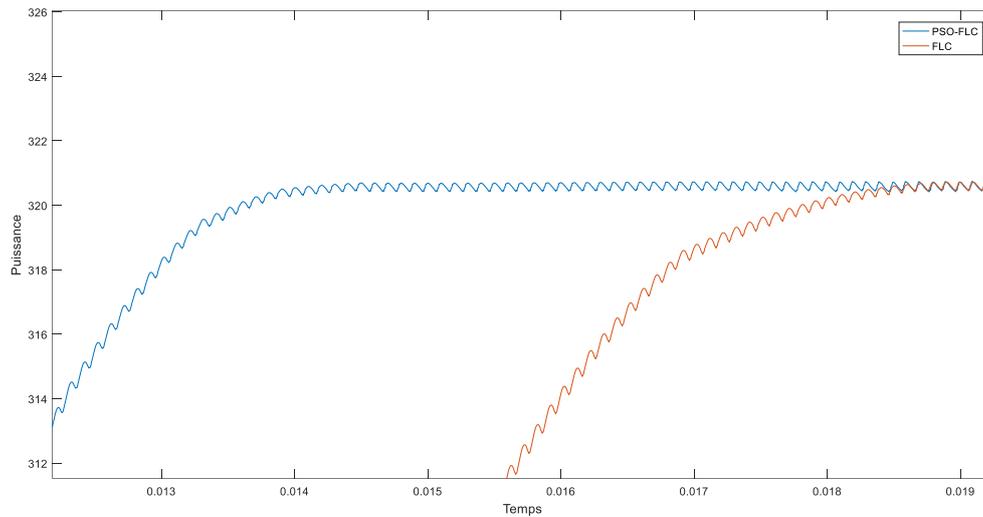


Figure.IV.13. Zoom sur l'évolution de la puissance du GPV avec la méthode FLC et PSO-FLC

Il est observé que la convergence vers la puissance maximale est plus lente avec la commande basée sur la logique floue (FLC) par rapport à la commande PSO-FLC, Cela entraîne des pertes au niveau de la MPP. Toutefois, il est important de noter que la mise en place de la commande PSO-FLC est relativement complexe, mais elle conduit à des résultats plus optimaux.

Cette commande est plus précise, le temps de réponse rapide 0.01412(s) par rapport à la méthode FLC 0.01868(s), car son algorithme est plus efficace pour atteindre le point de puissance maximale.

La mise en place du contrôleur flou se déroule en trois étapes, tel que décrit dans le chapitre 2 précédemment mentionné.

La mise en place du contrôleur PSO-FLC implique un processus d'apprentissage, comme Indiqué précédemment.

Le tableau IV.3, montre une synthèse sur les performances des techniques étudiées sous les conditions STC :

Performances	Temps de réponse	P_{PPM} (W)	Rendement η (%)
Méthodes			
FLC	0.01868	319.7	98.2
PSO-FLC	0.01412	320.4	99.4

Tableau (IV.3) : Comparaison des performances des algorithmes étudiés

Les résultats des simulations montrent clairement que la méthode PSO-FLC offre de meilleures performances.

IV.9.3 Tests de simulation sous la variation de l'éclairement et une température CONSTANTE.

Pour faire une étude de robustesse des deux contrôleurs vis-à-vis des différentes conditions environnementales, on varie l'ensoleillement dans les deux sens de variation : soit une augmentation ou bien une diminution avec le maintien de températures à 25°C.

Ce cas nous montre le comportement du contrôleur MPPT flou et le contrôleur MPPT PSO flou, pour une température fixe de 25°C et une augmentation de brusque de l'ensoleillement de 600 à 1000W/m².

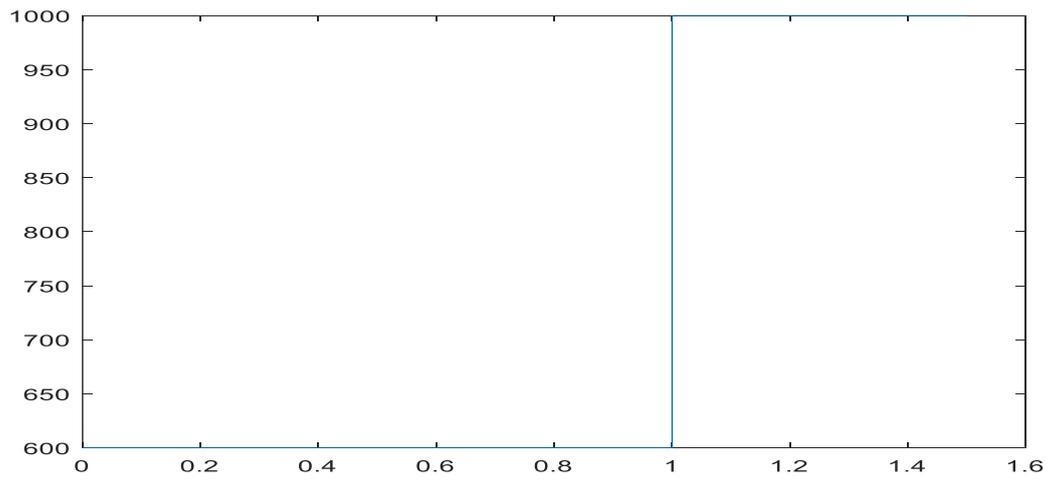


Figure.IV.14. Profil d'ensoleillement injecté dans le GPV.

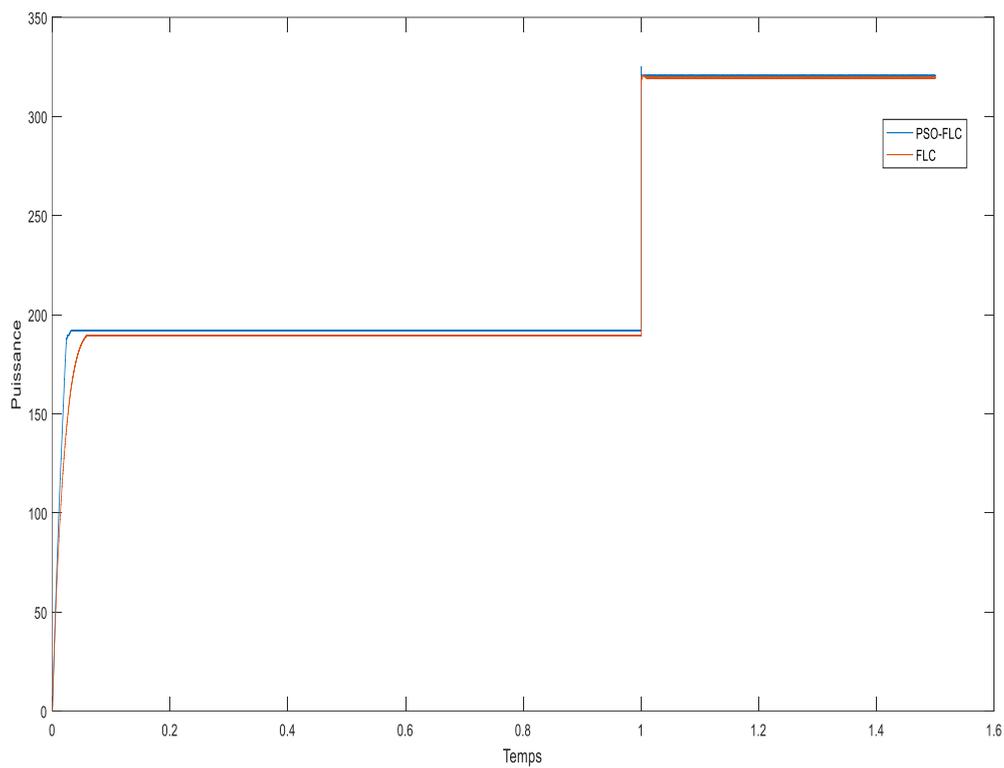


Figure.IV.15. Evolution de la puissance en cas de changement brusque d'ensoleillement.

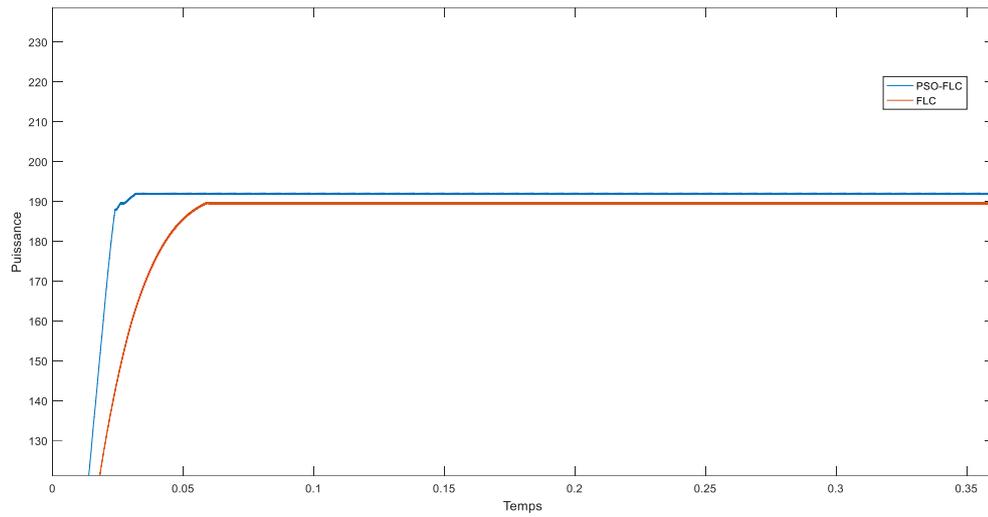


Figure.IV.16. Zoom sur la puissance photovoltaïque Lors d'une diminution d'ensoleillement

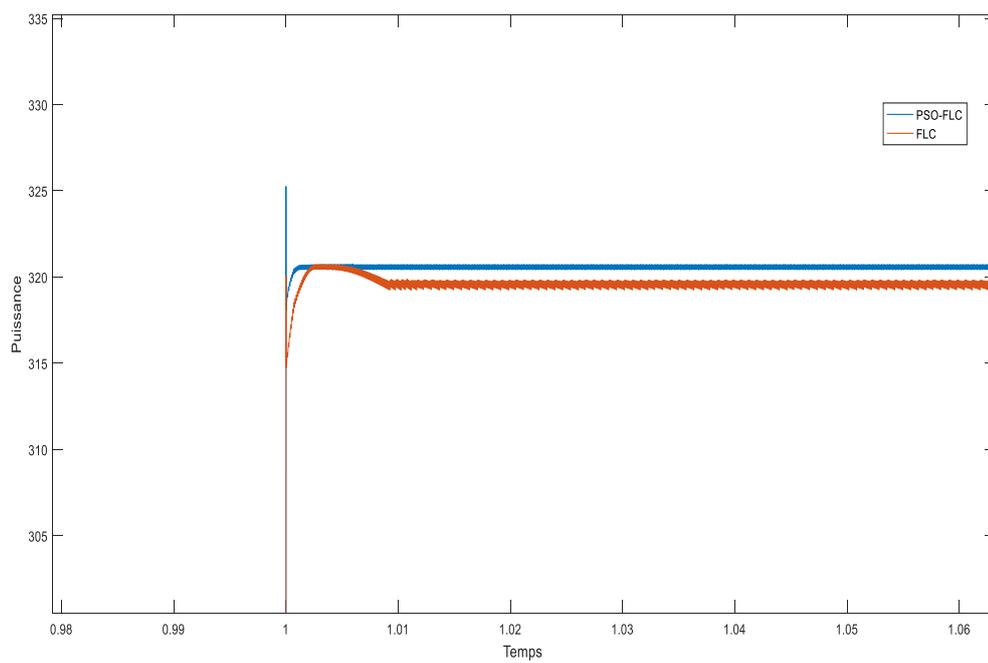


Figure.IV.17 Zoom sur la puissance photovoltaïque Lors d'une augmentation d'ensoleillement

$T(s)$	Temps de réponse		$P_{PPM} (W)$	
	<i>0-1</i>	<i>1-1.5</i>	<i>0-1</i>	<i>1-1.5</i>
FLC	<i>0.062</i>	<i>0.006</i>	<i>187.1</i>	<i>319.4</i>
PSO- FLC	<i>0.033</i>	<i>0.001</i>	<i>191.2</i>	<i>320.5</i>

Tableau (IV.4) : Comparaison des performances des algorithmes étudiés pendant des conditions variables

D'après le test de robustesse, On constate, que dans le cas d'un changement d'ensoleillement les deux commandes suivent la consigne.

En remarque aussi que la commande floue (FLC) met plus de temps pour se stabiliser sur un nouveau PPM, alors que la commande PSO-FLC se stabilisé très rapidement

Cette étude comparative des deux commandes proposées a montré que le contrôleur basé sur la commande par PSO-FLC optimise mieux la puissance de fonctionnement du système.

IV.9.4 Tests de simulation sous la variation de la température et l'éclairement constant.

Nous allons simuler le même système PV précédent, pour un éclairement constant ($G=1000W/m^2$) et sous un profile de température variable avec les valeurs suivantes $T=25^{\circ}C$ et $T=15^{\circ}C$. Le profile est représenté sur la figure ci-dessus.

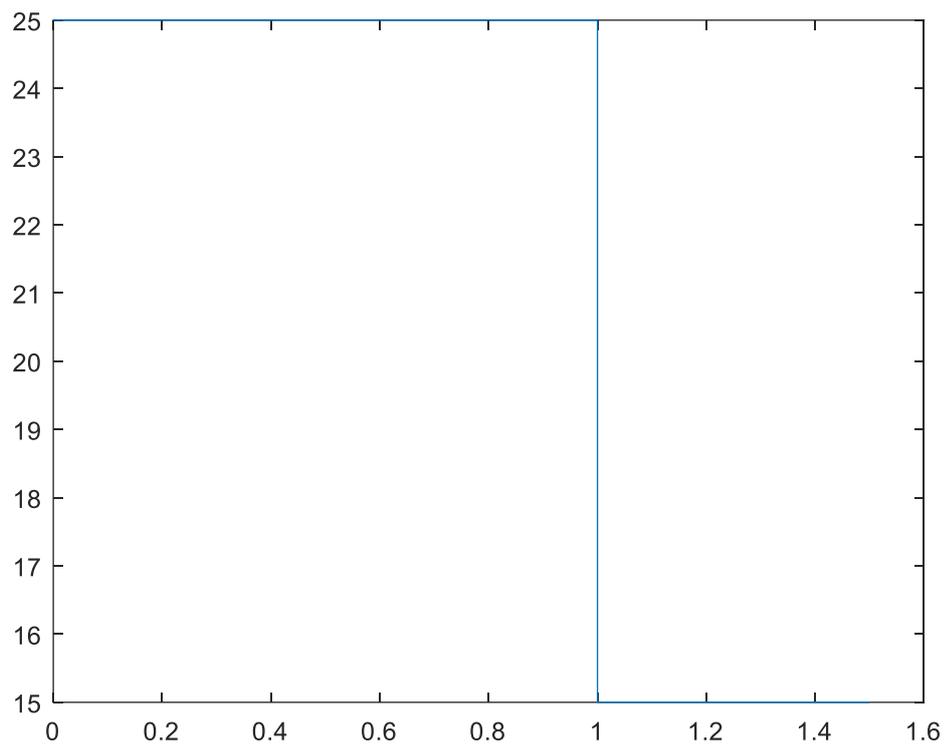


Figure.IV.18. Profil de température injecté dans le GPV.

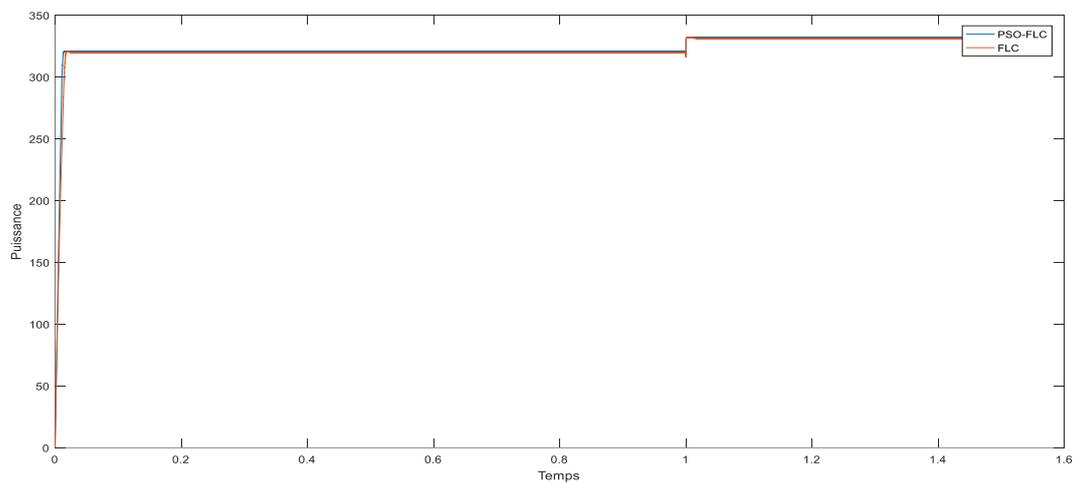


Figure.IV.19. Evolution de la puissance en cas de changement de la température.

Lorsque le système fonctionne avec une température variable, on observe une relation inverse entre les variations de puissance et de température.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons abordé plusieurs points. Tout d'abord, nous avons présenté les caractéristiques électriques du panneau photovoltaïque et réalisé des simulations en boucle ouverte. Ensuite, nous avons exposé les étapes d'apprentissage de l'algorithme d'optimisation par essaim de particules (PSO). Enfin, nous avons examiné les résultats des simulations obtenus en utilisant différentes méthodes MPPT appliquées au panneau PV. Il convient de noter que ces travaux ont été réalisés en tenant compte des conditions atmosphériques, à la fois standard et variables.

Les résultats de simulation obtenus lors de cette étude démontrent que la méthode d'optimisation d'un contrôleur flou par essaim de particules (PSO) offre de meilleures performances par rapport à la logique floue.

CONCLUSION GENERALE

Dans le contexte de l'augmentation des besoins énergétiques mondiaux et de la préoccupation croissante pour la préservation de l'environnement, L'intérêt porté aux énergies renouvelables, nous a amené a nous intéresser au système photovoltaïque.

Pour assurer le fonctionnement d'un générateur photovoltaïque a son point de puissance maximale, des contrôleurs MPPT sont couramment utilisés. Ces contrôleurs sont conçus pour suivre le point de puissance maximale (PPM) et réduire l'écart entre la puissance de fonctionnement effective et la puissance de référence maximale, qui varie en fonction de la charge et des conditions atmosphérique.

Dans ce travaille, l'objectif vise à optimiser un contrôleur flou en utilisant l'algorithme PSO, afin de maximiser la puissance disponible dans le système PV pour différentes conditions atmosphériques.

Nous avons entamé par une présentation des concepts théoriques fondamentaux de l'énergie photovoltaïque, en détaillant le fonctionnement des générateurs photovoltaïques, ainsi que le principe de suivi du point de puissance maximale (MPPT) et les méthodes développées à cet effet.

Par la suite, nous avons abordé le principe de fonctionnement général de la logique floue, en examinant les différents éléments qui composent un contrôleur flou, en particulier en examinant de près le modèle floue de type TSK.

Ensuite, dans le troisième chapitre on s'est concentré sur l'optimisation et ses différentes techniques, en mettant en œuvre des algorithmes évolutionnaires. L'accent a été mis spécifiquement sur l'algorithme d'optimisation par essais de particules(PSO), en expliquant son principe de fonctionnement, les étapes nécessaires à sa mise en place, ainsi que ses avantages et inconvénients.

Dans la dernière partie, nous avons présenté le principe de recherche du point de puissance maximal à l'aide d'un contrôleur flou optimisé par l'algorithme PSO. Nous avons ensuite procédé à l'apprentissage de cet algorithme, suivi d'une étude comparative entre cette

méthode et la méthode par la logique floue. Cette comparaison a été réalisée en utilisant les résultats obtenus lors des simulations effectuées sous Matlab/Simulink.

Bibliographies

- [1] : **Ferroum, Abdelhak, and Saleh Eddine Badis.** *Control MPPT d'une Installation Photovoltaïque Par Neuro-Flou.* Diss. Université akli mohand oulhadj-bouira, 2021.
- [2] : **Zaouche, Faika, et al.** "Supervision and control strategy for photovoltaic generators with battery storage." *International Journal of Hydrogen Energy* 42.30 (2017): 19536-19555.
- [3] : **Aoughlis, Celia, et al.** "New Dynamic and Self-Adaptive Incremental Conductance Algorithm for Standalone PV System." *2022 11th International Conference on Renewable Energy Research and Application (ICRERA).* IEEE, 2022..
- [4] : **Yahiaoui, Fatah, et al.** "Experimental validation and intelligent control of a stand-alone solar energy conversion system using dSPACE platform." *Frontiers in Energy Research* 10 (2022): 971384.
- [5]: **Yahiaoui, Fatah, et al.** "An experimental testing of optimized fuzzy logic-based MPPT for a standalone PV system using genetic algorithms." *Mathematical Problems in Engineering* 2023 (2023).
- [6] : **OUAHIB, GUENOUNOU, FERHAT, CHABOUR, et FATAH, YAHIAOUI.** Real-time implementation of a PSO-optimized fuzzy logic controller based on a MPPT algorithm using DSPACE board. *Journal of Electrical Engineering*, 2018, vol. 18, no 2, p. 11-11.
- [7] : **MERABET, Abd El Hak.** "Dimensionnement d'un système d'alimentation en énergie électrique par voie photovoltaïque pour l'alimentation d'une habitation." (2018).
- [8] : **Ahmadi, Ismail.** "Étude et simulation d'un système de pompage d'eau couplé à un générateur photovoltaïque." (2013).
- [9] : **Riffonneau, Yann.** *Gestion des flux énergétique dans un système photovoltaïque avec stockage connecter au réseau—Application à l'habitat.* Diss. Université Joseph-Fourier-Grenoble I, 2009.
- [10]: **Salim, Arab, and Toudert Dalila.** *Etude d'un système photovoltaïque.* Diss. Université Mouloud Mammeri, 2017.
- [11] : **Cherchali, N. Ould, et al.** "Application de la Logique Floue pour la Poursuite du Point de Puissance Maximale d'un Système Photovoltaïque."
- [12] : **Kamar, Zaiem.** "Commande d'un système photovoltaïque par contrôleur Neuro-Flou Réduit." *MEMOIRE MASTER. UNIVERSITÉ BADJI MOKHTAR-ANNABA* (2019).
- [13]: **Ram, J. Prasanth, T. Sudhakar Babu, and N. Rajasekar.** "A comprehensive review on solar PV maximum power point tracking techniques." *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 67 (2017): 826-847
- [14]: **HABI, HAFIDHA, and YAMINA BIBI.** *Simulation et Optimisation des performances d'un système hybride intégrant des Energies renouvelables pour la génération d'Electricité.* Diss. Université Akli Mouhand Oulhadj-Bouira, 2016.

- [15]: **Borni, Abdelhalim, and Rachid Chenni.** "Etude et optimisation d'un multi système hybride de conversion d'énergie électrique." (2017).
- [16]: **Slama, Fateh.** Modélisation d'un système multi générateurs photovoltaïques interconnectés au réseau électrique. Diss. 2018.
- [17]: **LEQUEU, Thierry.** "Cours d'électronique de puissance, IUT GEII." *Mars* (2005).
- [18]: **YAHIAOUI, Fatah.** *Contribution à la modélisation et à l'optimisation des systèmes de conversion photovoltaïques en utilisant les algorithmes évolutionnaires mono et multi objectif.* Diss. Université de Béjaia-Abderrahmane Mira.
- [19]: **Grabowski, Bogdan, and Christian Ripoll.** *Aide-mémoire-Électronique-5ème édition.* Dunod, 2008.
- [20]: **Abouchabana, Nabil.** *Etude d'une nouvelle topologie buck-boost appliquée à un MPPT.* Diss. Ecole nationale polytechnique, 2009.
- [21]: **Guenounou, Ouahib, Chahinez Bounecer, and Siham Kouche.** *Etude et simulation d'une commande mppt a base de la logique floue.* Diss. université Abderrahmene Mira. Bejaia, 2020.
- [22]: **Safari, Azadeh, and Saad Mekhilef.** "Simulation and hardware implementation of incremental conductance MPPT with direct control method using cuk converter." *IEEE transactions on industrial electronics* 58.4 (2010): 1154-1161.
- [23]: **Boudia, Assam.** *Contribution à l'étude d'un système photovoltaïque connecté au réseau électrique avec un système de stockage à base d'une inductance supraconductrice (SMES).* Diss. Univ M'sila, 2020.
- [24]: **Benmessaoud, Abderrahmane, Kousseila Amimeur, and S. Idjdarene.** *Modélisation et optimisation des paramètres d'un module photovoltaïque par les outils d'intelligence artificielle.* Diss. université Abderrahmane Mira-Bejaia, 2021.
- [25]: **Khanfar, Khawther, and Ouafa Ourzifi.** "Optimisation de quelques fonctions difficiles par la méthodes pso." (2022).
- [26]: **Gherboudj, Amira.** "Méthodes de résolution de problèmes difficiles académiques." *Université de Constantine2* (2013).
- [27]: **METIDJI, ZINEB, Fethia Hamidia, and Amel Abbadi.** "COMMANDE MPPT-PSO & MPPT-WOA D'UN PV SOUS CONDITION D'OMBRAJE PARTIEL." (2022).
- [28]: **DOUADI, FADILA.** Méthodologie d'optimisation par les techniques intelligentes d'un contrôleur PID pour un système CSTR. Diss. 2016.
- [29]: **M. Zemzami, N. Elhami, A. Makhloufi, M. Itmi, N. Hmina,** « Application d'un modèle parallèle de la méthode PSO au problème de transport d'électricité », Centre de Recherche sur l'Information Scientifique et Technique, London, 2016.
- [30]: **P. Henniges,** « Pso pour l'apprentissage supervisé des réseaux neuronaux de type fuzzy artmap », mémoire de fin d'étude, Université du Québec, 2006.

- [31] : **DOUADI, FADILA.** Méthodologie d'optimisation par les techniques intelligentes d'un contrôleur PID pour un système CSTR. Diss. 2016.
- [32] : **Amir, Mounir.** Amélioration des performances des antennes imprimées basée sur des méthodes de modélisation et d'optimisation sophistiquées. Diss. Université de Batna 2, 2014.
- [33] : **Mancer, Nabil.** "Contribution à l'optimisation de la puissance réactive en présence de dispositif de compensation dynamique (FACTS)." (2012).
- [34] : **Benmessaoud, Abderrahmane, Kousseila Amimeur, and S.Idjdarene.** *Modélisation et optimisation des paramètres d'un module photovoltaïque par les outils d'intelligence artificielle.* Diss. Université Abderrahmane Mira-Bejaia, 2021.
- [35]: **Khanfar, Khawther, and Ouafa Ourzifi.** "Optimisation de quelques fonctions difficiles par la méthodes pso." (2022).
- [36] : **Gherboudj, Amira.** "Méthodes de résolution de problèmes difficiles académiques." *Université de Constantine2* (2013).
- [37]: **METIDJI, ZINEB, Fethia Hamidia, and Amel Abbadi.** "COMMANDE MPPT-PSO & MPPT-WOA D'UN PV SOUS CONDITION D'OMBRAJE PARTIEL." (2022).
- [38] : **DOUADI, FADILA.** Méthodologie d'optimisation par les techniques intelligentes d'un contrôleur PID pour un système CSTR. Diss. 2016.
- [39] : **M. Zemzami, N. Elhami, A. Makhloufi, M. Itmi, N. Hmina,** « Application d'un modèle parallèle de la méthode PSO au problème de transport d'électricité », Centre de Recherche sur l'Information Scientifique et Technique, London, 2016.
- [40] : **P. Henniges,** « Pso pour l'apprentissage supervisé des réseaux neuronaux de type fuzzy artmap », mémoire de fin d'étude, Université du Québec, 2006.
- [41] : **DOUADI, FADILA.** Méthodologie d'optimisation par les techniques intelligentes d'un contrôleur PID pour un système CSTR. Diss. 2016.
- [42] : **Mancer, Nabil.** "Contribution à l'optimisation de la puissance réactive en présence de dispositif de compensation dynamique (FACTS)." (2012).
- [43] : **Kacem, Faiza.** *Utilisation des algorithmes génétiques pour la détection d'intrusions dans les réseaux.* École Polytechnique de Montréal, 2007.
- [44] : **Kacimi, M. A.** (2021). *Contribution à la conception des systèmes flous de type Mamdani par les algorithmes d'optimisation multi-objectif* (Doctoral dissertation, Université Abderrahmane Mira-Bejaia).

Annexes

PROGRAMME PRINCIPALE MATLAB

```

clc
clear all
tf=2;
Te=5e-6;
popsize=10;
npar=9;
maxit =50;
c1 = 1;
  c2 = 3;
C=0.7;
vel=rand(popsize,npar)-0.5
  for i=1:popsize
    current_position(i,:)=rand(1,9);
  end;
ligne_regle=[3 3 2 3 2 1 2 1 1];

for pr=1:popsize
particle=current_position(pr,:);
[aa,b,s]=decodage_particle(particle);
sys_flou =newfis('systeme_flou','sugeno');
interv_err= [-20 20];
sys_flou=addvar(sys_flou,'input','erreur',interv_err);
sys_flou=addmf(sys_flou,'input',1, 'N','trapmf',[-20 -20 aa(1)
aa(2)]);
sys_flou=addmf(sys_flou,'input',1, 'Z','trimf', [aa(1) aa(2)
aa(3)]);
sys_flou=addmf(sys_flou,'input' ,1, 'P','trapmf',[aa(2) aa(3)
20 20]);
interv_derr= [-20 20];
sys_flou=addvar(sys_flou,'input','variation
erreur',interv_derr);
sys_flou=addmf(sys_flou,'input',2, 'N','trapmf',[-20 -20 b(1)
b(2)]);
sys_flou=addmf(sys_flou,'input',2, 'Z','trimf', [b(1) b(2)
b(3)]);
sys_flou=addmf(sys_flou,'input',2, 'P','trapmf',[b(2) b(3) 20
20 ]);
interv_du= [0 0.9];
sys_flou=addvar(sys_flou,'output','D_d',interv_du);
sys_flou=addmf(sys_flou,'output',1, 'N','constant',[s(1)]);
sys_flou=addmf(sys_flou,'output',1, 'Z','constant',[s(2)]);
sys_flou=addmf(sys_flou,'output',1, 'P','constant',[s(3)]);
regles=[1 1
        1 2

```

```

1 3
2 1
2 2
2 3
3 1
3 2
3 3
];
regles=[regles ligne_regle' ones(9,2)];
sys_flou=addrule(sys_flou,regles);
sim('FLC')
load ISE var
    criter=var(2,:);
    cost(pr)=criter(end);
end
minc(1)=min(cost)
meanc(1)=mean(cost);
globalmin=minc(1)
localpar = current_position
localcost = cost
[globalcost,indx] = min(cost)
globalpar=current_position(indx,:)
par(1,:)=globalpar;
iter = 0;
while iter < maxit
iter = iter + 1;
w=(maxit-iter)/maxit;
r1 = rand(popsiz, npar);
r2 = rand(popsiz, npar);
vel = C*(w*vel + c1 *r1.*(localpar-
current_position)+c2*r2.*(ones(popsiz,1)*globalpar-
current_position));
current_position1 = current_position + vel;
current_position=correction_table(current_position,current_pos
ition1);
current_position1=[];
for pr=1:popsiz
    particle=current_position(pr,:);
    [aa,b,s]=decodage_particle(particle);
    sys_flou =newfis('systeme_flou','sugeno');
interv_err= [-20 20];
sys_flou=addvar(sys_flou,'input','erreur',interv_err);
sys_flou=addmf(sys_flou,'input',1, 'N','trapmf',[-20 -20 aa(1)
aa(2)]);
sys_flou=addmf(sys_flou,'input',1, 'Z','trimf', [aa(1) aa(2)
aa(3)]);
sys_flou=addmf(sys_flou,'input',1, 'P','trapmf',[aa(2) aa(3)
20 20]);
interv_derr= [-20 20];
sys_flou=addvar(sys_flou,'input','variation
erreur',interv_derr);

```

```

sys_flou=addmf(sys_flou,'input',2, 'N','trapmf',[-20 -20 b(1)
b(2)]);
sys_flou=addmf(sys_flou,'input',2, 'Z','trimf', [b(1) b(2)
b(3)]);
sys_flou=addmf(sys_flou,'input',2, 'P','trapmf',[b(2) b(3) 20
20 ]);
interv_du= [0 0.9];
sys_flou=addvar(sys_flou,'output','D_d',interv_du);
sys_flou=addmf(sys_flou,'output',1, 'N','constant',[s(1)]);
sys_flou=addmf(sys_flou,'output',1, 'Z','constant',[s(2)]);
sys_flou=addmf(sys_flou,'output',1, 'P','constant',[s(3)]);
regles=[1 1
        1 2
        1 3
        2 1
        2 2
        2 3
        3 1
        3 2
        3 3
        ];
regles=[regles ligne_regle' ones(9,2)];
sys_flou=addrule(sys_flou,regles);
sim('FLC')
load ISE var
criter=var(2,:);
cost(pr)=criter(end);
end;
bettercost = cost < localcost;
localcost = localcost.*not(bettercost)+cost.*bettercost;
localpar(find(bettercost),:)=current_position(find(bettercost)
,:);
[temp, t] = min(localcost);
if temp<globalcost
globalpar=current_position(t,:); indx=t; globalcost=temp;
end
[iter globalpar globalcost];
minc(iter+1)=min(cost);
minc(iter+1);
globalmin(iter+1)=globalc
par(iter+1,:)= globalpar;
save sauvegarde par globalmin iter popsize globalcost maxit
end

```

Résume :

L'importance croissante de l'énergie solaire en tant qu'alternative durable aux combustibles fossiles a entraîné un développement accru des systèmes de conversion photovoltaïque. Avec l'émergence des méthodes d'intelligence artificielle pour la recherche du point de puissance maximale (MPPT), le contrôleur flou est devenu l'une des méthodes les plus utilisées en raison de sa capacité à extraire la puissance maximale disponible des générateurs photovoltaïques. Cependant, la conception de ce contrôleur n'est pas une tâche facile.

Au sein de ce mémoire, le problème en question est formulé comme une problématique d'optimisation, qui est résolue à l'aide d'algorithmes évolutionnaires (AG). Ces algorithmes sont utilisés pour trouver les meilleurs paramètres des fonctions d'appartenance associées aux variables d'entrée et de sortie du contrôleur flou.

Les résultats de simulation confirment l'efficacité de l'utilisation de ces algorithmes évolutionnaires, qui permettent d'obtenir des contrôleurs MPPT flous assurant un suivi précis du point de puissance maximale

Abstract:

The growing importance of solar energy as a sustainable alternative to fossil fuels has led to an increased development of photovoltaic conversion systems. With the emergence of artificial intelligence methods for maximum power point tracking (MPPT), fuzzy controllers have become one of the most widely used approaches due to their ability to extract the maximum available power from photovoltaic generators. However, designing such controllers is not an easy task.

In this thesis, the problem at hand is formulated as an optimization issue, which is solved using evolutionary algorithms (EA). These algorithms are employed to find the optimal parameters of the membership functions associated with the input and output variables of the fuzzy controller.

Simulation results confirm the effectiveness of using these evolutionary algorithms, which enable the design of fuzzy MPPT controllers that accurately track the maximum power point.

