

N° d'ordre : 07 /2014_D/EL

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene

Faculté d'électronique et d'informatique



THESE

Présentée pour l'obtention du **grade** de **DOCTEUR EN SCIENCES**

En: ELECTRONIQUE

Spécialité : Systèmes Electroénergétiques

Par: DRIR Nadia

Sujet :

***Modélisation et optimisation du fonctionnement d'un
générateur photovoltaïque par des techniques
intelligentes***

Soutenue publiquement, le 17/12/2014, devant le jury composé de :

Mr. ABDELKADER LARABI	Professeur à USTHB	Président
Mme. LINDA BARAZANE	Professeur à USTHB	Directeur de thèse
Mr. MALIK LOUDINI	Professeur à ESI	Co-directeur de thèse
Mr. M. CHERIF LARBES	Professeur à ENP	Examineur
Mr. M. SALAH AIT CHEIKH	Professeur à ENP	Examineur
Mme. AKILA BOUKHELIFA	MCA à USTHB	Examineur

Remerciements

Tout d'abord je rends grâce à Dieu tout puissant qui m'a aidé à terminer ce mémoire.

En premier, j'adresse mes plus vifs remerciements à mon encadreur Mme **BARAZANE Linda** Professeur à l'USTHB pour son soutien, son encouragement et son aide qu'elle m'a prodiguée durant toutes ces années.

J'exprime ma profonde reconnaissance à mon co-directeur de thèse Mr **LOUDINI Malik** Professeur à ESI pour les connaissances dont il m'a fait bénéficier, son suivi attentif et sa confiance qui m'a été très précieuse.

J'exprime ma profonde reconnaissance à Mr **A. LARABI** Professeur-USTHB d'avoir accepté de présider le jury de ce mémoire.

J'adresse tous mes remerciements aux membres du jury, Mr **S. AIT CHEIKH** Professeur-ENP, Mr **C. LARBES** Professeur-ENP, ainsi qu'à Mme **A. BOUKHELIFA** MCA- USTHB, pour avoir acceptés de faire partie du jury de ce mémoire.

Je tiens aussi à exprimer mes vifs remerciements à Mme **REZIG Sawsen** –ENP qui m'a aidée dans ce mémoire.

A tous mes enseignants qui m'ont permis d'arriver au terme de ma formation, j'exprime ma profonde gratitude pour leurs sérieux et leurs abnégations indéfectibles.

Dédicaces

A la mémoire de Yama-Zohra et Jida-Zineb

A mes très chers parents.

A mon très cher mari Abid et nos enfants.

A mes très chères sœurs Samia et Sarah.

A mes très chères frères Sofiane, Othmane et Malek.

A ma belle famille.

J'espère toujours être à la hauteur de vos espérances.

A tous les membres de ma famille sans exception.

A tous les amis et collègues de travail.

A toute personne ayant contribué à ce travail de près ou de loin.

Je vous dédie ce travail.

Nomenclature

I_{ph}	Courant photo généré par le générateur photovoltaïque sous éclairement [A]
I_d	Courant qui traverse la diode [A]
I_{sat}	Courant de saturation [A].
z	Nombre de cellules en série.
GPV	Générateur photovoltaïque.
I_{cc}	Curant de court-circuit [A].
I_0	Courant à l'obscurité [A].
I_{Rp}	Courant qui traverse R_{sh} [A].
R_s	Résistance série du générateur [Ω].
R_p	Résistance parallèle du générateur [Ω].
R_{opt}	Résistance optimale [Ω].
q	Charge de l'électron [$1.6 \cdot 10^{-19}$ Coulomb].
A	Facteur d'idéalité.
C	Constante
K	Constante de Boltzmann [$1.38 \cdot 10^{-23}$ J/K].
K_1	Constante [$1.2 \text{ A/cm}^2 \text{ K}^3$].
K_2	Constante [$2.9 \cdot 10^5 \text{ A/cm}^2 \text{ K}^{5/2}$].
E_g	Energie du gap [eV].
γ	Fréquence du photon [Hz].
h	Constante de Planck.
T	Température absolue [$^{\circ}\text{K}$].
G	Flux solaire [W/m^2].
S	Surface effective du générateur photovoltaïque en [m^2].
P_{max}	Puissance maximale [W].
I_{max}	Courant maximal [A].
V_{max}	Tension maximale [V].
V_{co}	Tension de circuit ouvert [V].
P_c	Puissance crête [W].
P_{opt}	Puissance optimale [W].
I_{opt}	Courant optimal [A].
V_{opt}	Tension optimale [V].
FF	Facteur de forme

I_{S1} et I_{S2}	Courants de saturation des diodes [A].
η_1 et η_2	Facteurs d'idéalité des diodes.
I_{d1} et I_{d2}	Courants qui traversent les diodes [A].
C_{bp}	Capacité de la charge de la batterie [μ F].
V_{max}	Tensions maximale de la batterie [V].
V_{min}	Tension minimale de la batterie [V].
MPPT	Maximum Power Point Tracking.
MPP	Maximum Power Point.
RNA	Réseau de Neurones Artificiel.
Angle	Paramètre angle de la variable commande.
e	Erreur
Δe	Variation de l'erreur.
c	Commande.
G_e	Gain du contrôleur flou relatif à l'erreur.
$G_{\Delta e}$	Gain du contrôleur flou relatif à la variation de l'erreur
G_c	Gain du contrôleur flou relatif à la commande.
NEF	Nombre d'ensembles flous.
P_f	Paramètre de forme.
$P_f M$	Paramètre de forme de la fonction d'appartenance du milieu.
$P_f E$	Paramètre de forme de la fonction d'appartenance de l'extrémité.
P_s	Paramètre d'espacement
P_{sF}	Paramètre d'espacement des fonctions d'appartenance.
P_{sG}	Paramètre d'espacement des coordonnées sur la grille.
AG	Algorithme génétique
FLC	Contrôleur flou
GAOFLC	Contrôleur flou optimisé par algorithme génétique.

Table Des Matières

INTRODUCTION GÉNÉRALE	1
------------------------------	----------

CHAPITRE I

GENERALITES SUR LES SYSTEMES PHOTOVOLTAIQUES

I-1.Introduction	4
I-2.L'effet Photovoltaïque	4
I-3.Modélisation d'une cellule photovoltaïque	5
I-4.Module et générateur photovoltaïque	5
I-5. Courbes Caractéristiques d'un module photovoltaïque	8
I-5-1. Influence de l'éclairement solaire sur le fonctionnement d'un panneau PV.....	10
I-5-2. Influence de la température sur le fonctionnement d'un panneau PV.....	11
I-6. Structure générale d'un module photovoltaïque.....	12
I-7. Batteries	13
I-7-1. Modèle mathématique des batteries au plomb	13
I-8. Convertisseur continu-continu (HACHEUR)	16
I-8-1. Hacheur dévolteur « Buck »	17
I-8-2. Hacheur survolteur « Boost »	17
I-8-3. Le Convertisseur élévateur-abaisseur« Buck-Boost »	18
I-9.Fonctionnement optimal d'un générateur photovoltaïque	19
I-10.Conclusion	24

CHAPITRE II

RESEAUX DE NEURONES

II-1.Introduction	25
II-2.Les neurones biologiques et les neurones artificiels	25
II-3.Réseaux de neurones artificiels	26
II-3-1. L'élément de traitement	27
II-3-2. L'architecture d'un réseau.....	27
II-3-2-1. Réseaux statiques ou multicouches.....	28
II-3-2-2. Réseaux dynamiques ou récurrents	28
II-3-2-3. Réseaux topologiques.....	29
II-3-3. Apprentissage et adaptation	29
II-3-3-1. Apprentissage supervisé	29
II-3-3-2. Apprentissage non supervisé	30
II-3-3-3. Différents algorithmes d'apprentissage des Réseaux de Neurones	30
II-4. Certaines considérations pratiques pour le choix du réseau de neurone adéquat.....	32
II-5.Les réseaux de neurones et la commande MPPT	34
II-5-1. Architecture du réseau de neurones artificiels adopté.....	35
II-6 Simulations et interprétations	37

II-7.Conclusion.....	42
----------------------	----

CHAPITRE III

LA LOGIQUE FLOUE

III-1Introduction.....	43
III-2Principes et définitions	43
III-2-1. Principe	43
III-2-2. Définition des éléments théoriques de la logique floue.....	44
III-2-3. Variable linguistique	44
III-2-4. Fonction d'appartenance	44
III-2-5. Les opérateurs de la logique floue.....	44
III-3 Commande Floue	45
III-3-1. Variables du contrôleur flou	46
III-3-2. Fuzzification	46
III-3-3. Mécanisme d'inférence.....	46
III-3-4.Table de décision	48
III-3-5. Défuzzification	48
III-3-6. Gains du contrôleur simulation.....	49
III-4. Conception du contrôleur flou.....	49
III-5. Simulation numérique du système MPPT Flou.....	50
III-6. Conclusion	56

CHAPITRE IV

ALGORITHME GENETIQUE

IV-1. Introduction	57
IV-2. Algorithmes génétiques	57
IV-2-1. Principe.....	57
IV-2-2. Etape de cycle d'évolution	59
IV-2-2-1. Le codage des variables.....	59
IV-2-2-2. Génération de la population initiale	60
IV-2-2-3. L'évaluation des individus.....	60
IV-2-2-4. La sélection	61
IV-2-2-5. Le croisement	62
IV-2-2-6. La mutation	62
IV-2-3. Réglage des paramètres des algorithmes génétiques	64
IV-3. Conception automatique d'un contrôleur flou	64
IV-3-1. Hypothèses et contraintes liées au contrôleur flou	64
IV-3-2. Définition de la table de décisions.....	65
IV-3-2-1. Hypothèses liées à la table de décision	65
IV-3-2-2. Principe de la méthode	66
IV-3-2-3. Paramètre d'espacement.....	68
IV-3-3. Définition de paramètre d'espacement des fonctions d'appartenances	69
IV-3-4. Paramètre de forme.....	69
IV-4. Implémentation MATLAB	73
IV-4-1. Codage des paramètres.....	73
IV-4-2. Fonction d'évaluation (fitness)	74

IV-4-3. Paramètres de l'algorithme génétique	74
IV-5. Application du contrôleur flou optimiser par algorithmes génétiques (GAOFLC) a la commande du GPV (GAOFLC)	75
IV-6. Simulation et résultats.....	77
IV-7 Comparaison des résultats.....	84
IV-8. Conclusion	85
 CONCLUSION GENERALE	 86
ANNEXES	88
BIBLIOGRAPHIE	97

De nos jours, la consommation en énergie ne cesse de croître, et les différentes ressources énergétiques utilisées telle que le pétrole, diminuent, ce qui a conduit à la recherche et au développement de nouvelles sources de subsistance en énergie. La technologie photovoltaïque (PV) est une solution attrayante comme remplacement ou complément des sources conventionnelles d'approvisionnement en électricité en raison de ses nombreux avantages. En effet, elle est silencieuse et non polluante; fournit de l'électricité avec de l'énergie gratuite et renouvelable du soleil, en plus elle est un moyen fiable qui requiert peu d'entretien.

L'énergie solaire est disponible partout sur la planète en des degrés divers et elle est entièrement renouvelable. Son apport est variable, au gré des jours et des saisons, mais elle est relativement prévisible. Sa puissance maximale est de 1kW/m^2 et, même si elle est relativement diluée, son apport énergétique annuel pourrait répondre des milliers de fois à la consommation énergétique de la plupart des pays [1].

De par sa situation géographique, notre pays, l'Algérie, dispose d'un des gisements solaire les plus élevés au monde. En effet, la durée d'insolation sur le quasi totalité du territoire national dépasse les 2000 heures annuellement et peut atteindre les 3900 heures (Hauts plateaux et Sahara). L'énergie reçue quotidiennement sur une surface horizontale de 1m^2 est de l'ordre de 5KWh sur la majeure partie du territoire national, soit près de $1700\text{KWh/m}^2/\text{an}$ au Nord et $2263\text{KWh/m}^2/\text{an}$ au Sud du pays.

Le gouvernement algérien prévoit le lancement de plusieurs projets solaires photovoltaïques, il s'engage avec détermination sur la voie des énergies renouvelables, en traçant un programme visant à atteindre d'ici 2030 plus de 37% de la production nationale d'électricité dont l'origine sera solaire photovoltaïque.

Cette énergie solaire photovoltaïque est entrain de s'imposer depuis que les modules solaires sont devenus moins chers avec un rendement acceptable. Ils sont de plus en plus utilisés dans divers applications tel que le pompage et l'éclairage.

Une caractéristique importante des systèmes photovoltaïques est que la puissance maximale disponible est fournie seulement en un seul point de fonctionnement donné appelé Maximum Power Point (MPP). En plus, la position de ce point n'est pas fixe mais se déplace en fonction de l'ensoleillement et de la température.

Afin de pouvoir extraire le maximum d'énergie des panneaux solaire nous aurons besoin d'un contrôleur appelé « Maximum Power Point Tracking» (MPPT), celui ci agit en général par action sur un dispositif de conversion DC-DC.

On retrouve dans la littérature plusieurs méthodes de poursuite du point de puissance maximale démontré dans plusieurs travaux : [2], [42], [43], [44]. La plus connue d'entre elles, est la méthode dite perturbation et observation, toutefois, cette méthode à présenter des limitations particulièrement lors du changement des conditions climatiques. Par conséquent, l'introduction et l'utilisation de l'intelligence artificielle pour l'élaboration de nouveaux contrôleurs MPPT seraient intéressantes, avec comme objectif d'assurer l'optimisation du rendement du point de vue puissance des photovoltaïques (GPV).

Pour cela, trois contrôleurs intelligents ont été conçus, basé respectivement sur les réseaux de neurones, la logique floue et les algorithmes génétiques.

Le but de ce travail est d'étudier ces trois types de mécanismes de la poursuite intelligente du point de vue efficacité et complexité, par des simulations sous diverses conditions atmosphériques pour détecter leurs inconvénients et leurs avantages les uns par rapport aux autres, puis essayer de tirer des conclusions sur leurs qualités respectives.

A la différence des autres travaux de recherche pour l'application de contrôleur intelligents pour la poursuite de point de puissance maximale: [19], [39], [45], [46], [47]...etc. Notre thèse apporte une nouvelle contribution et une nouvelle approche qui est l'optimisation automatique de tout les paramètres de contrôleur intelligents flou par les algorithmes génétique, a savoir le nombre des fonctions d'appartenance du contrôleur flou, leur forme, leur distribution, les gains du contrôleur flou, ainsi que la table de décision.

La présente thèse est subdivisée en quatre chapitres à savoir:

Dans le premier chapitre, nous présenterons les principales caractéristiques d'un générateur photovoltaïque, ainsi que la problématique de l'énergie solaire photovoltaïque. Ensuite, nous nous intéresserons de près à la méthode de perturbation et observation (P&O) de recherche du point de puissance maximale d'un générateur photovoltaïque.

Dans le deuxième chapitre nous présenterons une étude théorique sur les notions des réseaux de neurones artificiels et leur application sur le générateur photovoltaïque dans le but d'optimiser les performances énergétiques de notre générateur photovoltaïque.

Le chapitre trois, introduit le concept de la logique floue, puis l'application de cette technique au générateur photovoltaïque (GPV) ainsi que les différentes simulations.

Le dernier chapitre quant à lui, fera l'objet de la commande du GPV à base d'algorithmes génétiques, nous avons pu améliorer les performances en optimisant le contrôleur flou par des méta-heuristiques (génétiques), cela en ajustant automatiquement les paramètres FLC suivants: Nombre de fonctions d'appartenance pour chaque variable FLC; La forme pour chaque variable FLC; La distribution MFS pour chaque variable FLC; Les règles de la table de décision; les gains du contrôleur flou.

Enfin, une conclusion générale donnera une synthèse du travail effectué et résumera les principaux résultats obtenus.

I-1 Introduction

Les questions relatives à l'énergie et ces effets conventionnelles sur l'environnement sont bien connus. En effet les combustibles fossiles (pétrole, charbon et gaz) sont à l'origine d'une pollution atmosphérique qui contribue au réchauffement et aux changements climatiques ainsi qu'à l'émission de particules fines polluantes; de plus, outre la question de la sécurité de l'approvisionnement, ces sources d'énergie s'épuisent rapidement sans qu'il soit possible de les reconstituer naturellement à bref délais.

Les sources d'énergie renouvelables, telles que l'énergie solaire ou éolienne, les vagues, ...etc. apportent une réponse à la question de la durabilité et offrent, à terme, une solution de remplacement possible des systèmes de production d'énergie conventionnels.

L'importance de l'énergie solaire photovoltaïque a été émergente comme ressources énergétiques remplaçables à l'être humain [2]. En effet les systèmes PV sont l'une des sources verte d'énergie, qui se sont développées rapidement et ont joués un rôle très important dans le domaine de l'électronique de puissance en offrant une puissance électrique sans pollution.

Ainsi dans ce chapitre, nous présenterons dans un premier temps les principales caractéristiques d'un générateur photovoltaïque, ainsi que la problématique de l'énergie solaire photovoltaïque. Ensuite, nous nous intéresserons de près à la méthode P&O de recherche du point de puissance maximale (MPPT) d'un générateur photovoltaïque.

I-2 L'effet photovoltaïque

L'effet photovoltaïque est la transformation directe de la lumière en électricité (courant continu CC). Il a été découvert en 1839, par le physicien français A.BECQUEREL.

Le principe de ce phénomène réside en une collision des photons incidents (flux lumineux) avec les électrons libres, et cela en leur communiquant une énergie (h) (voir figure I.1). Si cette énergie est supérieure ou égale à l'énergie de gap de ce semi-conducteur ($E_g = E_C - E_V$), l'électron passe de la bande de valence à la bande de conduction en laissant un trou derrière lui, ce qui conduit à l'apparition des paires électron-trou dans différents points de la jonction [3,4].

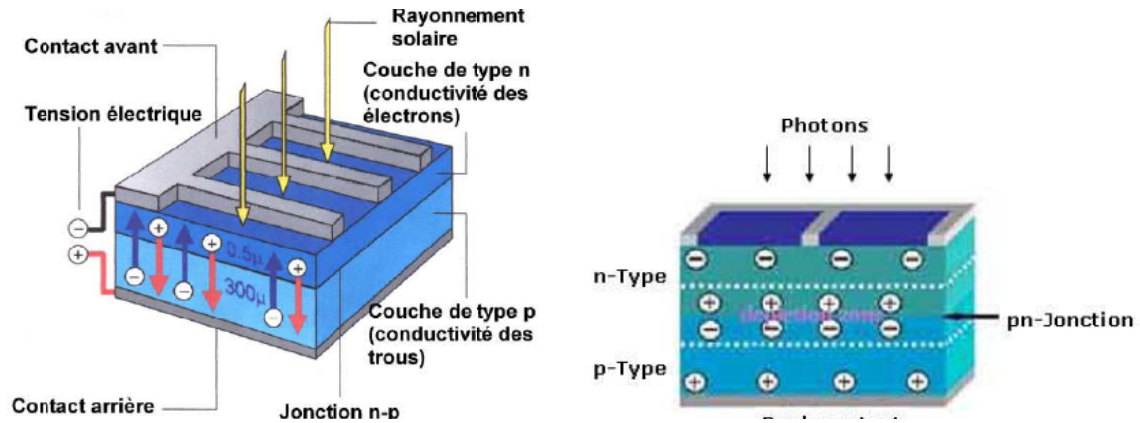


Figure I.1: Jonction P-N dans une cellule photovoltaïque.

I-3 Modélisation d'une Cellule photovoltaïque

Les cellules photovoltaïques (PV) sont des dispositifs semi-conducteurs dont la grande majorité existant sur le marché est fabriquées au silicium.

Une cellule PV peut être formée soit d'un simple cristal (cellule au silicium monocristallin), d'un certain nombre de cristaux plus petits (poly cristallin), ou peut-être à base de silicium amorphe [5].

Le schéma du circuit équivalent idéal simplifié d'une cellule photovoltaïque est illustré à la fig. I.2 [5].

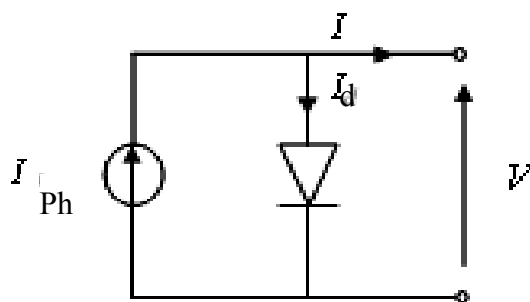


Figure 1.2: Schéma du circuit équivalent idéal simple d'une cellule photovoltaïque.

L'application de la loi de Kirchhoff et de l'équation de diode exponentielle (I.1) mène au modèle mathématique simple pour une cellule photovoltaïque (I.2).

$$I_d = I_s \left[e^{\frac{qV}{2kT}} - 1 \right], \quad (I.1)$$

$$I = I_{ph} - I_s \left[e^{\frac{qV}{2kT}} - 1 \right]. \quad (I.2)$$

I et V : sont respectivement le courant et la tension de sortie de la cellule, I_{ph} : est le photo courant produit, I_s : est le courant de saturation inverse de la diode,

En plus, le modèle dépend de la température T , de la constante de charge élémentaire q ($1,602 \cdot 10^{-19} \text{ C}$) et de la constante de Boltzmann k ($1,380 \cdot 10^{-23} \text{ J/K}$).

Néanmoins, les recherches actuelles ont prouvées à travers les mesures réelles effectuées sur de vraies cellules dans des conditions de fonctionnement diverses, le besoin au recours à des modèles plus sophistiqués. En effet, il a été démontré que la prise en compte de la résistance interne du dispositif est primordiale pour une meilleure approche du système photovoltaïque réel. Ceci a conduit à ce que l'on appelle 'modèle à deux diode', largement répandu [6,7] représenté par la figure I.3.

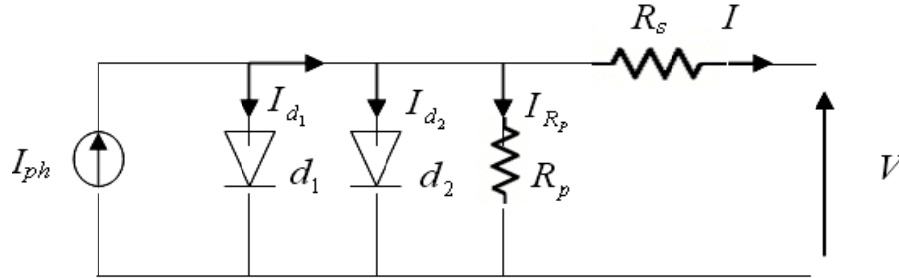


Figure I.3: Modèle équivalent à deux diodes d'une cellule photovoltaïque.

La figure (I.3) est une représentation du modèle mathématique pour la caractéristique courant-tension qui est donnée par l'expression suivante [8]:

$$I = I_{ph} - I_{s1} \left[e^{\frac{q(V+I.R_s)}{n_1 kT}} - 1 \right] - I_{s2} \left[e^{\frac{q(V+I.R_s)}{n_2 kT}} - 1 \right] - \frac{V + I.R_s}{R_p}. \quad (I.3)$$

I_{s1} et I_{s2} sont les courants de saturation des diodes, n_1 et n_2 les facteurs de pureté de la diode, R_s et R_p sont respectivement la résistance série et la résistance parallèle, et T est la température absolue en Kelvin.

Le photo courant $I_{ph.max}$ est atteint à un éclairement maximum souvent décrit par l'expression (I.4)

$$I_{ph} = S \cdot I_{ph.max} \quad (I.4)$$

Avec S : pourcentage d'éclairement.

A partir de l'équation (I.5), il est clair que la caractéristique courant-tension dépend fortement de l'éclairement et de la température. La dépendance de la température est encore amplifiée par les propriétés du photo courant I_{ph} et les courants de saturation inverse des diodes qui sont donnés par [9]:

$$I_{ph}(T) = I_{ph}|_{(T=298K)} \left[1 + (T - 298 \cdot K) \cdot (5 \cdot 10^{-4}) \right] \quad (I.5)$$

$$I_{s1} = K_1 T^3 e^{-\frac{E_g}{kT}}, \quad (I.6)$$

$$I_{s2} = K_2 T^{\frac{5}{2}} e^{-\frac{E_g}{kT}}, \quad (I.7)$$

Où E_g est la bande d'énergie du semi-conducteur et

$$K_1 = 1,2 \text{ A/cm}^2 \cdot K^3 \quad (I.8)$$

$$K_2 = 2,9 \cdot 10^5 \text{ A/cm}^2 \cdot K^{5/2}. \quad (I.9)$$

I-4 Module et générateur photovoltaïque

Comme la tension et le courant générés par une cellule photovoltaïque sont très faibles, il est indispensable d'associer en série et/ou en parallèle plusieurs de ces cellules. Ces cellules sont alors encapsulées dans une même structure pour former ce qu'on appelle "un module" [10].

En effet, avec cette association la puissance d'un module peut atteindre des centaines de Watts. De plus, et afin d'obtenir des puissances supérieures, il est nécessaire d'associer en série ou en parallèle plusieurs modules qui forment le générateur PV [10].

La détermination de la caractéristique courant-tension (I-V) de l'ensemble, est faite en considérant que toutes les cellules d'un même générateur sont identiques et travaillent dans

les mêmes conditions de température et d'éclairement. La caractéristique (I-V) d'un module est obtenue en considérant les expressions suivantes:

$$I_{md} = I \cdot N_p \quad (I.10)$$

$$V_{md} = V \cdot N_s \quad (I.11)$$

Où: I_{md} et V_{md} sont le courant et la tension du module, N_p et N_s sont le nombre de cellules associées en parallèle et en série respectivement.

La considération du modèle de circuit équivalent de la figure (I.5) conduit à l'équation(I.10) définie pour une rangée photovoltaïque de cellules [11].

Z correspond aux cellules photovoltaïques raccordées en série.

$$I = I_{ph} - I_{s1} \left[e^{\frac{q(V + IzR_s)}{zn_1kT}} - 1 \right] - I_{s2} \left[e^{\frac{q(V + IzR_s)}{zn_2kT}} - 1 \right] - \frac{V + IzR_s}{zR_p}. \quad (I.12)$$

I-5 Courbe caractéristique d'un module photovoltaïque

Les courbes caractéristiques d'une cellule PV représentent la variation du courant qu'elle produit en fonction de la tension aux bornes de la cellule PV, ainsi que la puissance en fonction de la tension, et cela depuis le court-circuit (tension nulle correspondant au courant maximum produit) jusqu'au circuit ouvert (courant nul pour une tension maximale aux bornes de la cellule).

Ces courbes (Fig. I.4 et Fig. I.5) sont établies dans des conditions ambiantes de fonctionnement, ce qui correspond à une répartition d'un rayonnement solaire sur le panneau PV pour une température et air ambiant donnée.

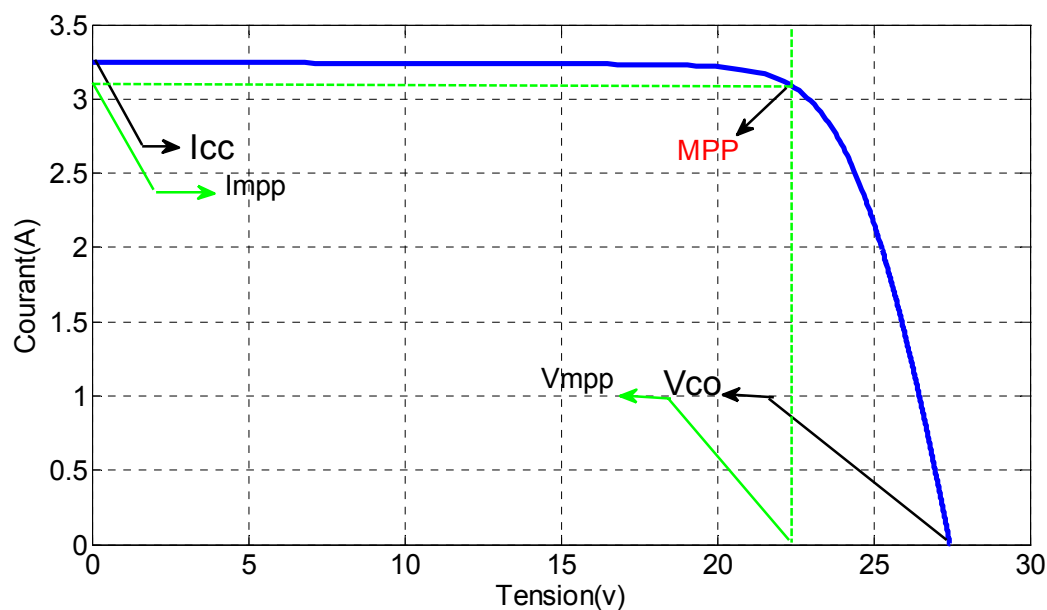


Figure I.4: Caractéristiques I-V d'un panneau PV au silicium.

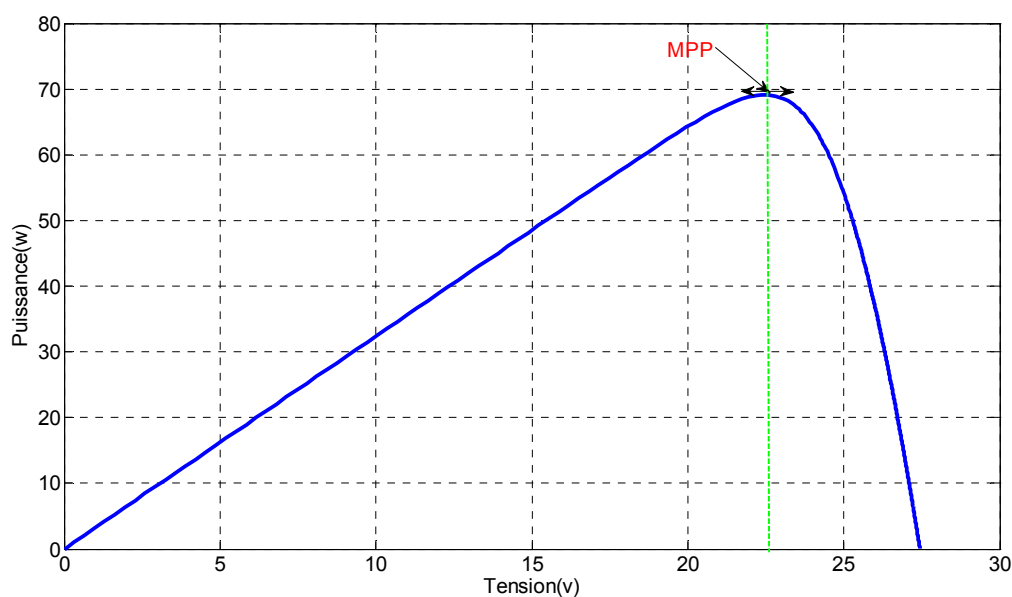
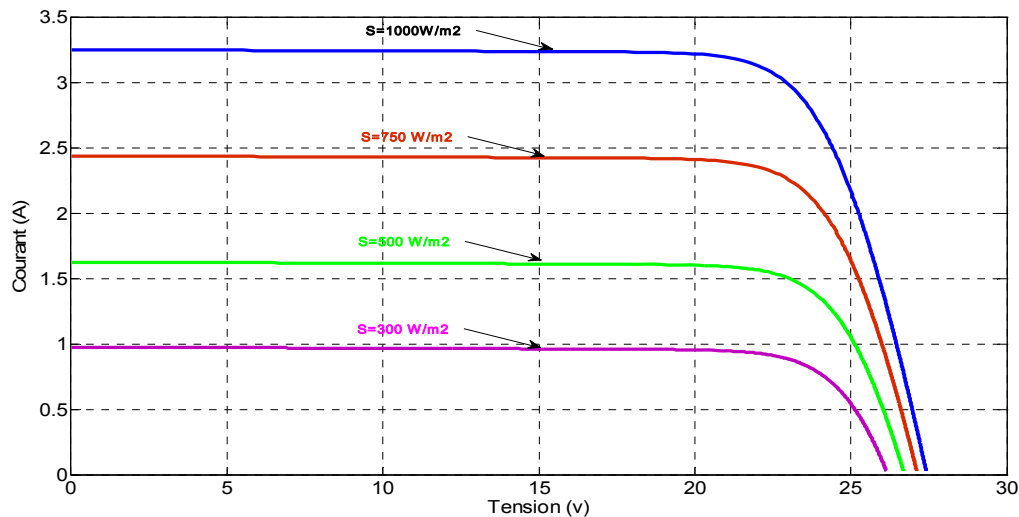


Figure I.5: Caractéristiques P-V d'un panneau PV au silicium

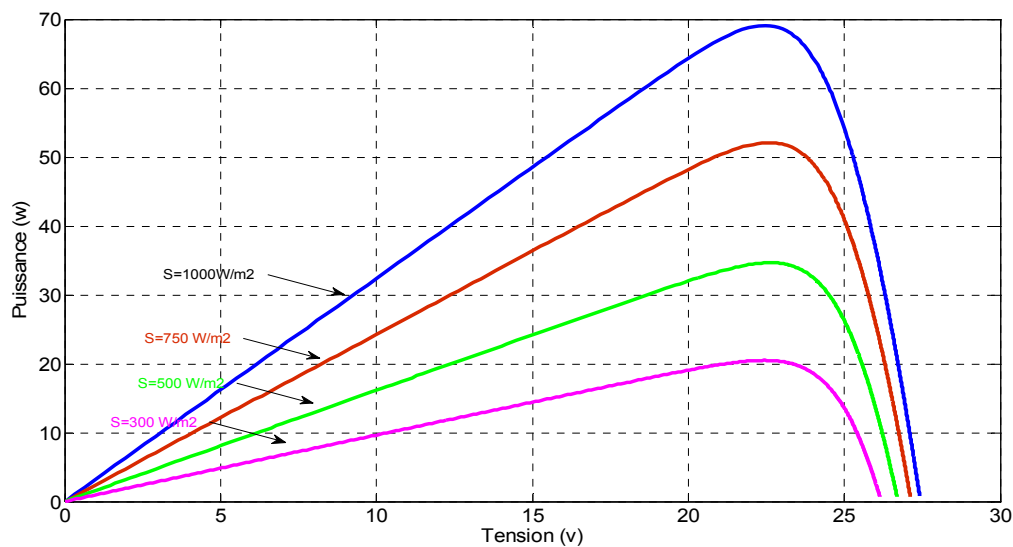
La courbe caractéristique du GPV montre qu'il y a un point maximal appelé 'maximum power point' (MPP). Ce point correspond à la puissance maximale délivrée par le générateur photovoltaïque (GPV).

I.5.1 Influence de l'éclairement solaire sur le fonctionnement d'un panneau PV

L'énergie électrique produite par une cellule photovoltaïque dépend de l'éclairement qu'elle reçoit sur sa surface. La figure I.6 représente la caractéristique courant-tension d'un panneau PV solaire en fonction de l'éclairement, établit pour une température et une vitesse de circulation de l'air ambiant constantes.



(a): caractéristique courants-Tension à température constant en fonction de l'éclairement



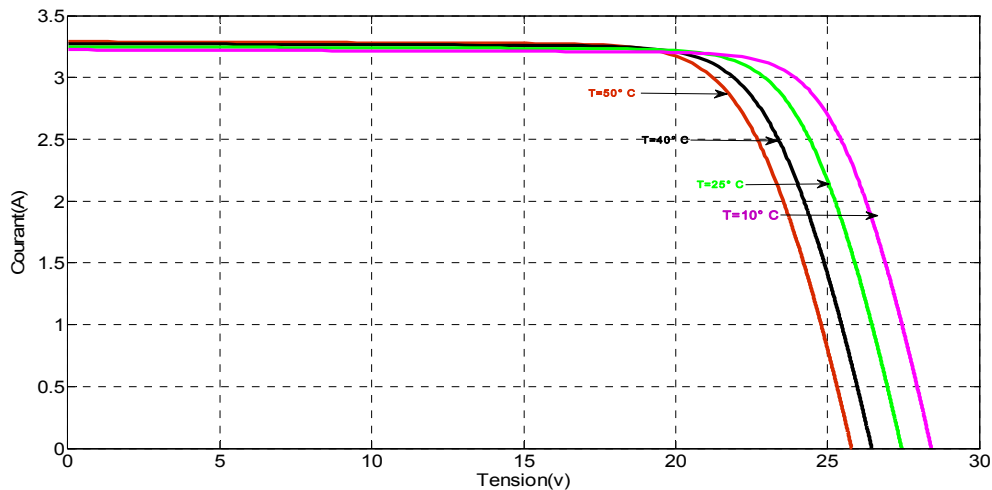
(b): caractéristique puissance tension à température constant en fonction de l'éclairement

Figure 1.6: Caractéristique d'un module PV.

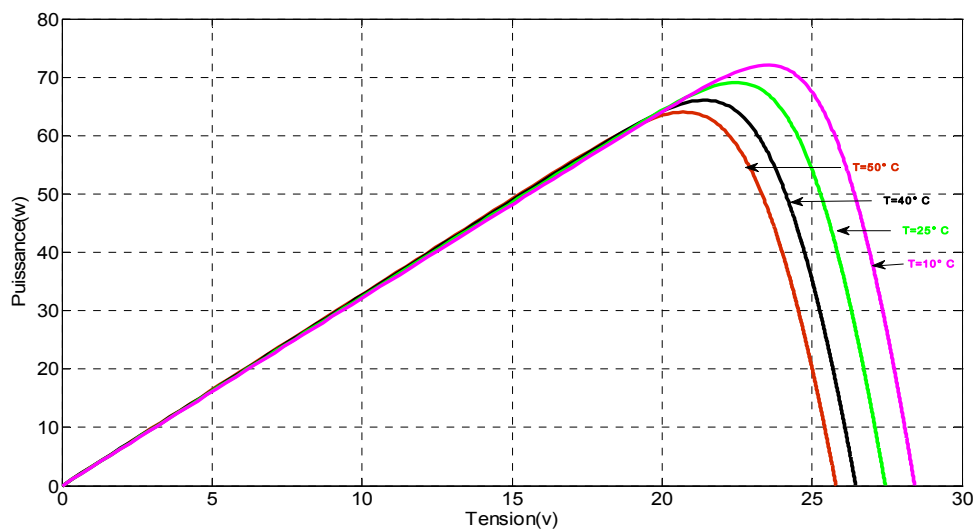
D'après les différentes caractéristiques représentées à la figure (I-6), on remarque que la tension V_{max} correspondant à la puissance maximale ne varie que très peu en fonction de l'éclairement, contrairement au courant I_{max} qui augmente fortement avec ce dernier.

I.5-2 Influence de la température sur le fonctionnement d'un panneau PV

Les caractéristiques électriques d'une cellule PV dépendent de la température de jonction au niveau de la surface exposée. Les courbes suivantes représentent l'évolution du courant et de la tension en fonction de la température de jonction de la cellule.



(a) : caractéristique courants-Tension à éclairage constant en fonction de la température.



(b): caractéristique puissance tension à éclairage constant en fonction de température.

Figure I.7: Caractéristique d'un module PV

D'après les différentes caractéristiques de variation de température représentées à la figure (I-7), on voit que la température influe sur la tension V_{max} . En effet, cette dernière change beaucoup contrairement au courant qui varie très légèrement.

I-6. Structure générale d'un système photovoltaïque

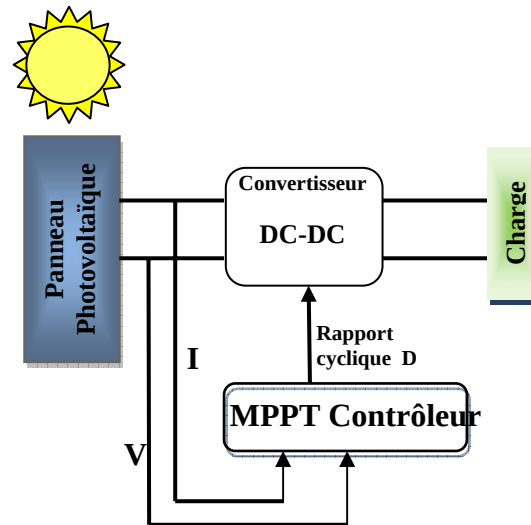


Figure I.8 Schéma bloc d'un système PV autonome.

La figure (I.8) montre le schéma de base d'un module PV associé à un contrôleur MPPT alimentant une charge par l'intermédiaire d'un convertisseur DC / DC. Le contrôleur MPPT prend comme entrée la tension de sortie et le courant du module photovoltaïque et travaille sur la base d'un algorithme de régulation. Il génère par conséquent la commande appropriée au convertisseur pour interfacer la charge avec le module photovoltaïque.

Il existe deux types de générateurs photovoltaïques (GPV): autonomes et hybrides.

A. Système PV autonomes

C'est un système photovoltaïque (PV) complètement indépendant de n'importe quelles autres sources d'énergie et qui alimente l'utilisateur en électricité sans être connecté au réseau électrique. Dans la majorité des cas, un système autonome exige l'utilisation de batteries pour stocker l'énergie ainsi fournie.

Ces types de système est habituellement à alimenter les maisons en sites isolés, sur des îles, en montagne, ainsi que l'alimentation de certaine application comme la surveillance à distance et le pompage de l'eau.

B. Systèmes PV connectés au réseau

Dans ce type de système le champ photovoltaïque est couplé directement au réseau électrique à l'aide d'un convertisseur à courant continu- courant alternatif (CC-CA).

Etant donné que l'énergie est normalement emmagasinée dans le réseau même, les accumulateurs ne sont pas nécessaires, à moins qu'une forme autonome d'énergie pendant les pannes d'électricité soit recherchée. Ainsi l'énergie produite est consommée sur place et le surplus se trouve être injecté dans le réseau qui alimente les maisons de nuit ou pendant les jours sans soleil.

I-7 Batteries

Le stockage de l'énergie produite se fait dans des batteries qui peuvent être de différents types selon l'usage auquel elles sont destinées. Elles sont définies par un ensemble de caractéristiques fournies par le fabricant à savoir: tension nominale, capacité de stockage, tenue en décharge profonde, taux d'autodécharge, variation avec la température, maintenance, prix etc.

Pour l'usage spécifique 'photovoltaïque', une batterie doit remplir les conditions suivantes [13]:

- ✓ Un nombre de cycles de charge et de décharge élevé sans altération,
- ✓ Une faible autodécharge,
- ✓ Un rendement électrique élevé et une maintenance légère.

I-7-1 Modèle mathématique des batteries au plomb

Les deux types de batteries qui existe et qui sont utilisés le plus souvent dans les systèmes photovoltaïques, sont les batteries avec accumulateurs au plomb-acide (Pb acide) et les batteries avec accumulateurs au nickel-cadmium (Ni-Cd). La batterie au plomb-acide est la plus connue, étant utilisée depuis plus de 150 ans dans le but de fournir le courant de démarrage des voitures [1].

Le modèle illustré dans la figure I-9 inclut les composants équivalents pour toutes les caractéristiques de fonctionnement principales d'une batterie plomb-acide. [1]

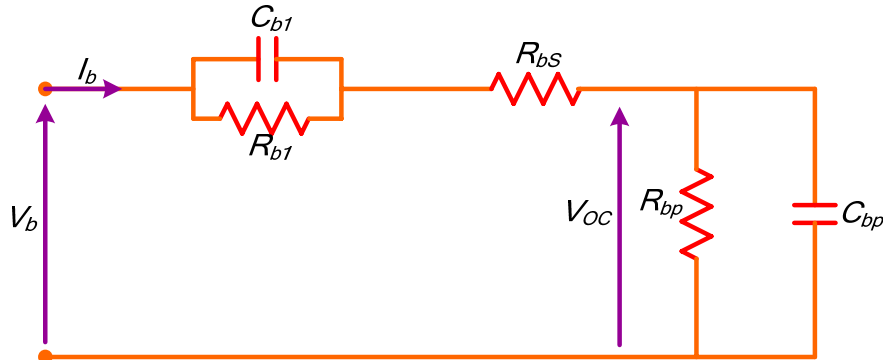


Figure I-9: Modèle équivalent de la batterie

La capacité électrochimique de la batterie est représentée par le condensateur C_{bp} et sa valeur est donnée par l'expression générale de l'énergie:

$$E_c = \frac{1}{2} C V_c^2 \quad (I.13)$$

Avec: (C) la capacité et (V_c) la tension du condensateur.

A la différence d'un condensateur, la tension d'une batterie ne sera pas égale à zéro à son plus bas état de charge. C'est équivalent à un condensateur ayant un niveau minimum de charge égal à l'énergie $E_{c,min}$. La capacité entièrement chargée de la batterie est représentée par un niveau maximum de charge $E_{c,max}$. Ceci est indiqué par l'équation suivante:

$$E_b = E_{c,max} - E_{c,min} = \frac{1}{2} C V_{max}^2 - \frac{1}{2} C V_{min}^2 = \frac{1}{2} C_{bp} (V_{max}^2 - V_{min}^2) \quad (I.14)$$

L'énergie E_b est donnée par le constructeur de la batterie directement en kilowatt par heure (kWh). Les tensions V_{max}^2 et V_{min}^2 sont la tension maximale et la tension minimale de la batterie en circuit ouvert respectivement. D'après la (I.14) on a

$$C_{bp} = \frac{2E_b}{V_{max}^2 - V_{min}^2} \quad (I.15)$$

C_{bp} : Est la capacité de la charge de la batterie.

La résistance interne de la batterie est représentée par les deux résistances R_{bs} et R_{b1} en série. La résistance en bloc d'électrolyte et de plaque est représentée par la résistance R_{bs} tandis que la résistance R_{b1} représente la diffusion d'électrolyte. Ceci représente la tension du circuit ouvert de la batterie dès qu'une charge sera reliée. De même on peut observer un saut soudain de tension avec l'application d'un courant de remplissage. On peut exprimer la tension de batterie V_b en fonction de la tension de batterie en circuit ouvert et les autres composants R_{b1} , R_{bs} et C_{b1} avec la constante de temps $\tau = R_{b1} \cdot C_{b1}$.

$$V_b = V_{oc} + R_{b1} \left(1 - e^{-t/\tau} \right) i_b + R_{bs} \cdot i_b \quad (I.16)$$

Une autre caractéristique très importante d'une batterie est la décharge spontanée, représentée par la résistance R_{bp} parallèle avec condensateur principal C_{bp} . Elle est provoquée par électrolyse de l'eau aux tensions élevées et par la fuite lente à travers les bornes de batterie aux basses tensions.

Le circuit sur la figure I.9 décrit les caractéristiques d'une batterie plomb-acide d'une manière complète mais pourtant très simplifiée:

Ce circuit exprime l'impédance équivalente d'entrée d'une batterie plomb-acide par:

$$Z(s) = R_{bs} + (R_{b1} \parallel C_{b1}) + (R_{bp} \parallel C_{bp}) = R_{bs} + \frac{R_{b1}}{R_{b1} \cdot C_{b1} s + 1} + \frac{R_{bp}}{R_{bp} \cdot C_{bp} \cdot s + 1} \quad (I.17)$$

$$Z(s) = \frac{a_2 s^2 + a_1 s + a_0}{b_2 s^2 + b_1 s + b_0} \quad (I-18)$$

Où les coefficients a_i et b_j correspondent aux différents composants suivants:

$$\begin{aligned}
a_2 &= R_{bs} R_{b1} R_{bp} C_{b1} C_{bp} = 4,290.10^5 \\
a_1 &= R_{bs} R_{b1} C_{b1} + R_{bs} R_{bp} C_{bp} + R_{b1} R_{bp} C_{bp} + R_{bp} R_{b1} C_{b1} = 1,318.10^8 \\
a_0 &= R_{bs} + R_{b1} + R_{bp} = 1,0003.10^4 \\
b_2 &= R_{b1} R_{bp} C_{b1} C_{bp} = 330157100 \\
b_1 &= R_{b1} C_{b1} + R_{bp} C_{bp} = 4,6501.10^7 \\
b_0 &= 1
\end{aligned} \tag{I-19}$$

Avec ; $R_{bs}= 0.0013\Omega$, $R_{b1}= 2.84\Omega$, $R_{bp}= 10e-3\Omega$, $C_{b1}= 2.5 \text{ mF}$, $C_{bp}= 4.6515 \text{ KF}$ [7].

Il est important de noter que cette représentation du modèle mathématique de la batterie plomb-acide est utilisée par la suite dans les simulations du système PV.

I-8 Convertisseur continu-continu (Hacheur)

L'utilisation des convertisseurs DC-DC permet le contrôle de la puissance électrique dans les circuits fonctionnant en courant continu avec une très grande souplesse et un rendement élevé et assure par conséquent la poursuite du point de fonctionnement optimum de notre système PV.

Ils permettent de générer une source de tension continue variable à partir d'une source de tension continue fixe, il se compose que d'éléments réactifs: condensateurs, inductances et commutateurs. Généralement, ces derniers sont des transistors MOSFET qui sont des dispositifs semi-conducteurs fonctionnant en mode bloqué-saturé [13]. Si le dispositif semi-conducteur est bloqué, son courant est nul conduisant à une dissipation de puissance nulle. Si le dispositif est dans l'état saturé, la chute de tension à ses bornes sera presque nulle et par conséquent, la puissance perdue sera très petite.

La figure (I.10) illustre le fonctionnement de ce type de convertisseur. Pendant le fonctionnement du hacheur, le commutateur est fermé avec un temps égal à dT_s , et est ouvert dans un temps d'ouverture égal à $(1-d)T_s$.

- T_s est la période de commutation qui est égale à $1/f_s$.
- d le rapport cyclique du commutateur ($d \in [0,1]$).

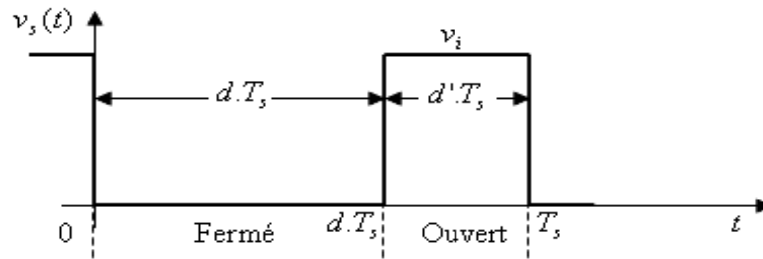


Figure I.10: Tension $v_s(t)$ idéale du commutateur, rapport cyclique d et période de commutation T_s .

I-8-1 Hacheur dévolteur « Buck » [14]

Le convertisseur Buck est également connu par le nom dévolteur de tension, il est représenté par le circuit équivalent de la figure (I.11). Dans ce circuit, il est important de noter que le transistor **MOSFET** travaille en régime de commutation avec une période T_s .

Dans la première fraction $d.T_s$, le transistor est dans un état de saturation, alors l'inductance L se charge d'énergie avec augmentation du courant I_L . Dans la deuxième fraction de temps $(1-d).T_s$ l'inductance L libère cette énergie à la charge Z avec une diminution de courant I_L . Ainsi deux représentations du circuit sont à considérer selon l'état du transistor (Annexe A).

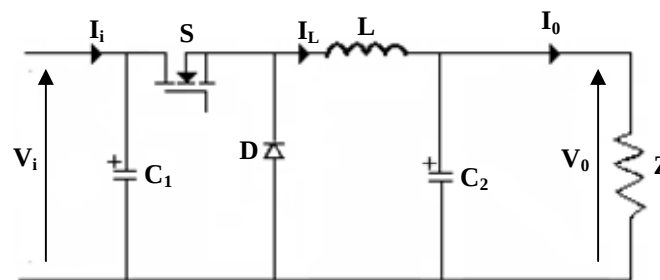


Figure I.11: Circuit électrique d'un convertisseur DC-DC de type Buck

I-8-2 Hacheur survolteur « Boost » [14]

Le convertisseur Boost est connu par le nom d'élévateur de tension représenté par le circuit équivalent de la figure I.12.

Dans un premier temps $d.T_s$, le transistor S est fermé, le courant dans l'inductance croît progressivement, et au fur et à mesure elle emmagasine de l'énergie, jusqu'à la fin de la première période. Ensuite, le transistor S s'ouvre et l'inductance L s'opposant à la diminution

de courant I_L , génère une tension qui s'ajoute à la tension de source, qui s'applique sur la charge Z à travers la diode D (Annexe A).

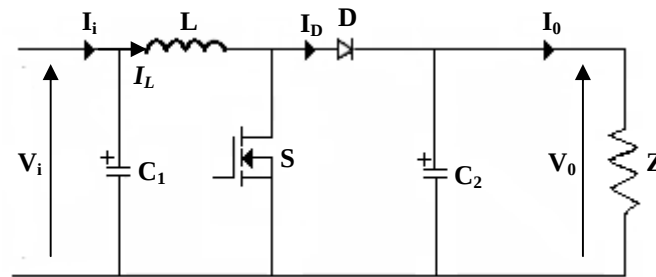


Figure I.12 : Circuit électrique d'un convertisseur DC-DC de type Boost.

I.8-3 Le Convertisseur élévateur-abaisseur« Buck-Boost » [14]

Le convertisseur Buck-Boost combine les propriétés des deux convertisseurs précédents. Il est utilisé comme un transformateur idéal de n'importe quelle tension d'entrée continue à n'importe quelle tension de sortie continue désirée (fig. I.13).

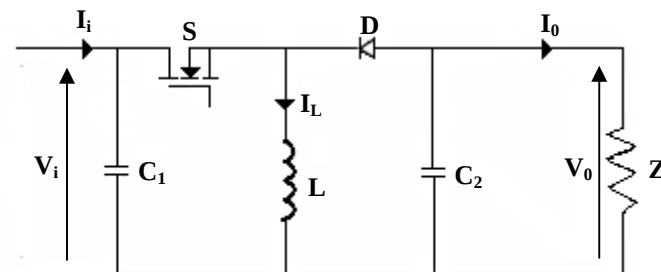


Figure I.13: Circuit électrique d'un convertisseur DC-DC de type Buck-Boost.

Dans une première étape S est supposé être fermé et par conséquent la tension de la source est appliquée aux bornes de l'inductance L , laquelle se charge d'énergie jusqu'au début de la deuxième phase de fonctionnement. Par la suite S s'ouvre et la tension de l'inductance se trouve appliquée à la charge. Le courant dans ce cas circule en sens inverse à travers la diode D , ce qui correspond à une tension de sortie négative (Annexe A).

Il est important de noter que par la suite dans les simulations du système PV nous avons utilisé un hacheur survolteur.

I-9 Fonctionnement optimal d'un générateur photovoltaïque

Depuis toujours la conception globale des systèmes photovoltaïques est une tâche plutôt difficile. En effet, côté source, pour un générateur photovoltaïque (PV), la production de puissance varie fortement non seulement en fonction de l'éclairement et de la température, mais aussi du vieillissement global du système.

Aussi, il est clair que maintenir le fonctionnement d'un module PV constamment sur le point de puissance maximale constitue un grand défi c'est pour quoi de nombreux algorithmes MPPT ont été développés [15] à savoir:

- Méthode avec contre réaction de tension,
- Méthode MPPT avec mesure de V_{oc} du panneau,
- Méthode perturbation et observation P&O.

Dans notre travail nous avons adopté la dernière méthode, celle P&O.

- **Algorithme "perturbation et observation" simple (P&O simple)**

C'est l'algorithme de poursuite du PPM le plus utilisé pour sa simplicité et son implémentation facile [2]. Comme son nom l'indique il est basé sur la perturbation du système par l'augmentation ou la diminution de V_{ref} et cela en agissant directement sur le rapport cyclique du convertisseur DC-DC et qui est suivi de l'observation de l'effet engendré sur la puissance de sortie du panneau.

Si la valeur de la puissance actuelle $P(k)$ du panneau est supérieure à la valeur précédente $P(k-1)$, alors on garde la même direction de perturbation précédente, sinon on inverse la perturbation du cycle précédent comme il est décrit par l'organigramme de l'algorithme donné à la figure (I.14).

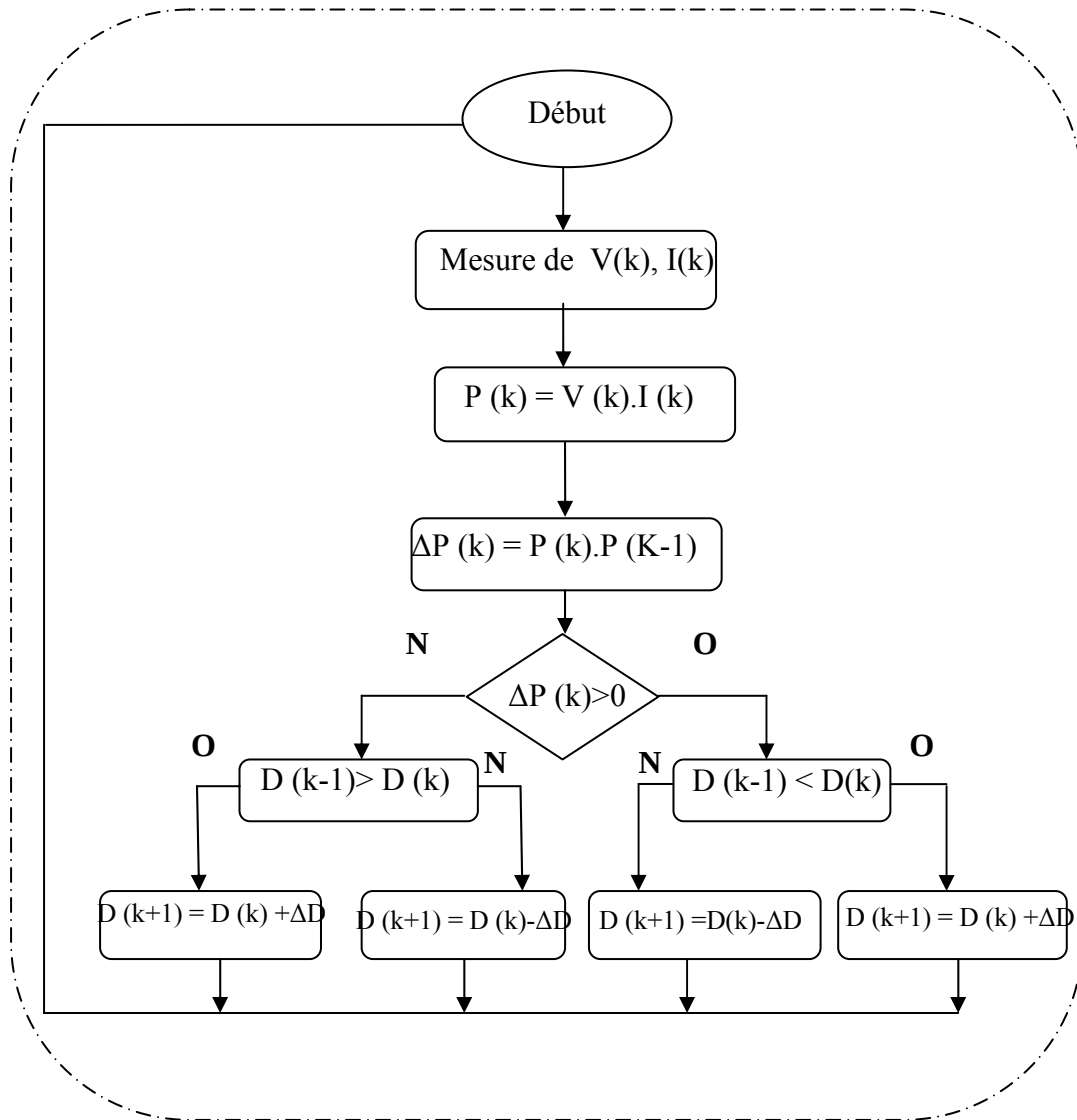


Figure I.14: Organigramme de l'algorithme Perturbation et Observation (P&O).

Les étapes décrites par un tel algorithme sont les suivantes:

Dans une première phase la tension V et le courant I dans le générateur photovoltaïque sont mesurés pour calculer la puissance $P(k)$. Cette valeur $P(k)$ est comparée à la valeur de la puissance obtenue durant la dernière mesure $P(k-1)$.

Par la suite, un test est effectué et se résume à:

Si la puissance fournie par le panneau se trouve être augmentée l'incrément ou la décrémentation du rapport cyclique d continuera dans le même sens que celle obtenus lors du dernier cycle et ceci est fait par les tests sur dV suivantes:

Si $dV > 0$ cela veut dire qu'on a incrémenté V durant le dernier cycle et donc $D(k+1) = D(k) + \Delta D$

Si $dV < 0$ qui signifie décrémentation V durant le dernier cycle, nous ramène à: $D(k+1) = D(k) - \Delta D$ donc on termine dans le chemin où la puissance P continue à augmenter.

D'autre part, si la puissance fournie par le panneau a diminué depuis la dernière mesure, l'incrément ou la décrémentation du rapport cyclique d se fera en sens inverse par rapport au dernier cycle et ceci est également réalisé par le test sur dV . Ainsi, avec cet algorithme la tension de fonctionnement V est perturbée lors de chaque cycle.

Dès que le MPP sera atteint, V oscillera autour du point de fonctionnement idéal (V_{mp}), ce qui cause des pertes de puissances qui dépendent de la largeur du pas d'une simple perturbation Δd .

Il est à noter que si la largeur du pas est grande, l'algorithme de MPPT répondra rapidement aux changements soudains et brusques des conditions de fonctionnement, mais occasionnera cependant des pertes dans des conditions qui changent lentement et dans les états stables. Par contre, si la largeur du pas est très petite, les pertes dans les états stables ou les conditions qui varient lentement seront réduites. Dans ce cas le système aura une réponse lente aux changements rapides de la température ou d'insolation.

Les résultats de simulation de la chaîne photovoltaïque avec ce contrôleur P&O pour des variations de température de 25°C à 45°C et d'éclairement de 700 W/m² à 1000 W/m² sont représentés de la figure (I.15) à la figure (I.20).

Le bloc du panneau PV est un panneau contenant 40 cellules en série.

Il a été modélisé d'après l'équation mathématique (I.11), avec les données suivantes [9]:

$$I_{ph}(T) = I_{ph} \Big|_{(T=298\cdot K)} = 3.25 A$$

$$R_p = 30 \Omega;$$

$$R_s = 15 \cdot 10^{-3} \Omega;$$

$$E_g = 1.1 \text{ eV};$$

$$n_1 = 1; n_2 = 2;$$

$$k = 1.380 \cdot 10^{-23} \text{ J/K};$$

$$q = 1.602 \cdot 10^{-19} \text{ C}.$$

Pour le hacheur Boost utilisé les valeurs numériques de ces paramètres sont les suivantes [9]:

$$C_1 = 5,6 \text{ mF};$$

$$C_2 = C_1;$$

$$L = 3,5 \text{ mH}.$$

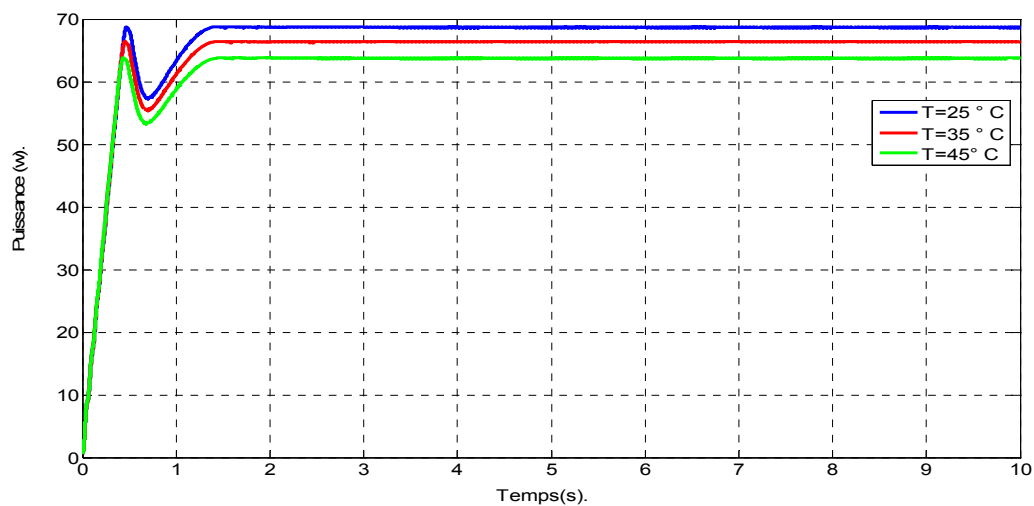


Figure I.15: Réponse $P(t)$ du GPV avec contrôleur P&O pour changement de T .

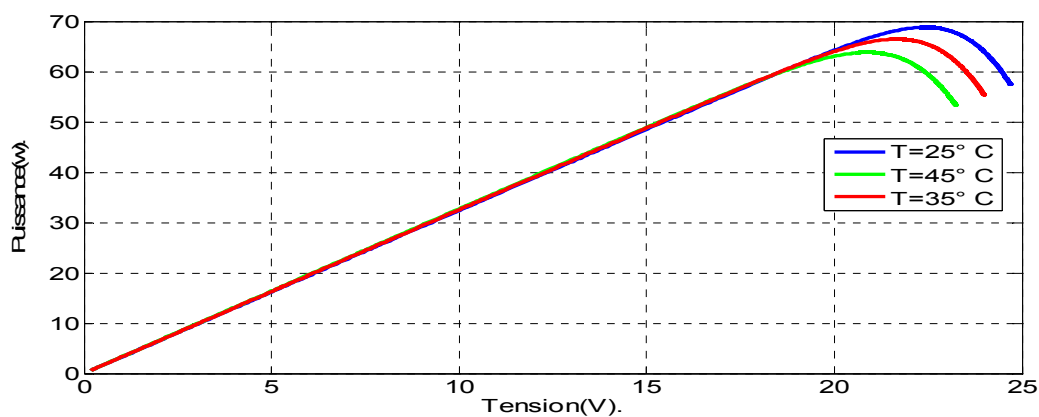


Figure I.16: Réponse $P(V)$ du GPV avec contrôleur P&O pour changement de T .

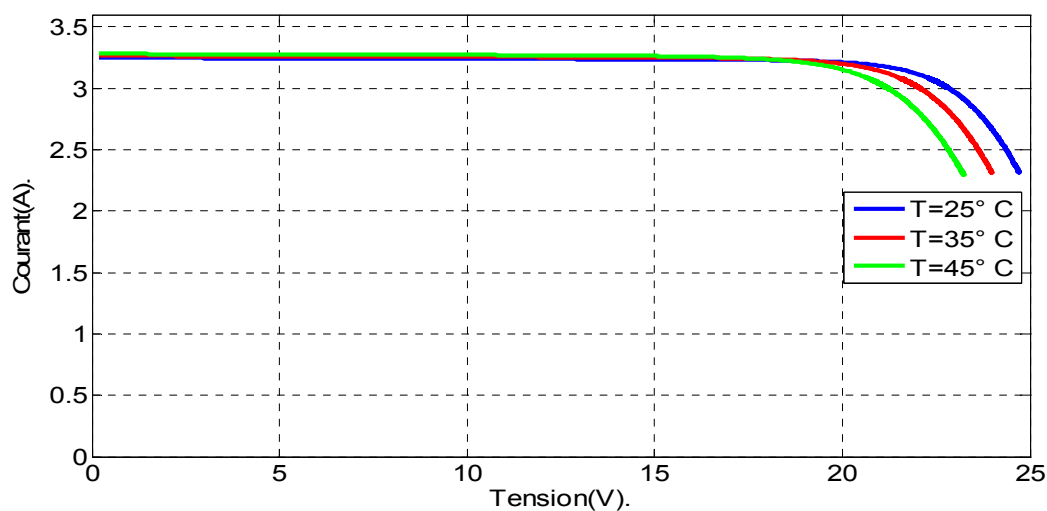


Figure I.17: Réponse $I(V)$ du GPV avec contrôleur P&O pour changement de T .

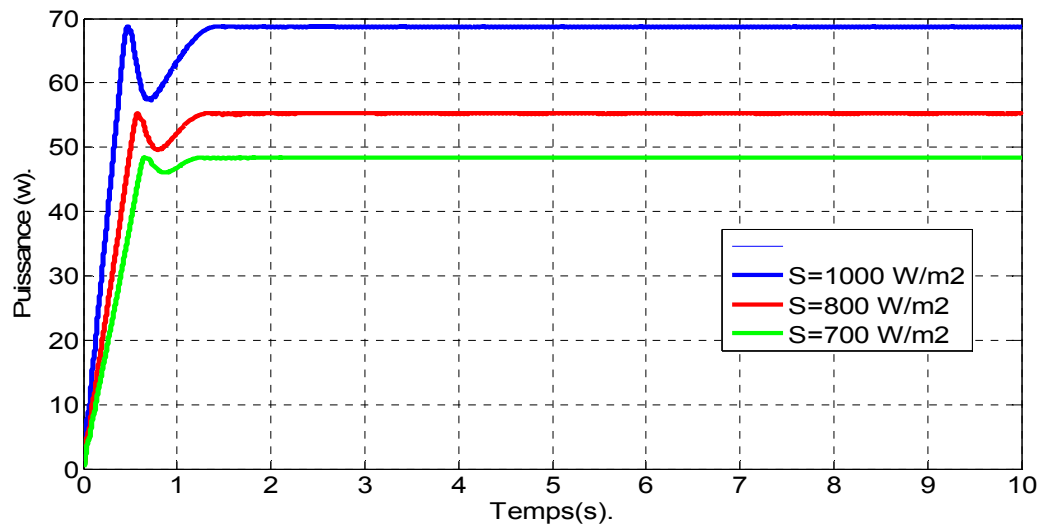


Figure I.18: Réponse $P(t)$ du GPV avec contrôleur P&O pour changement de S .

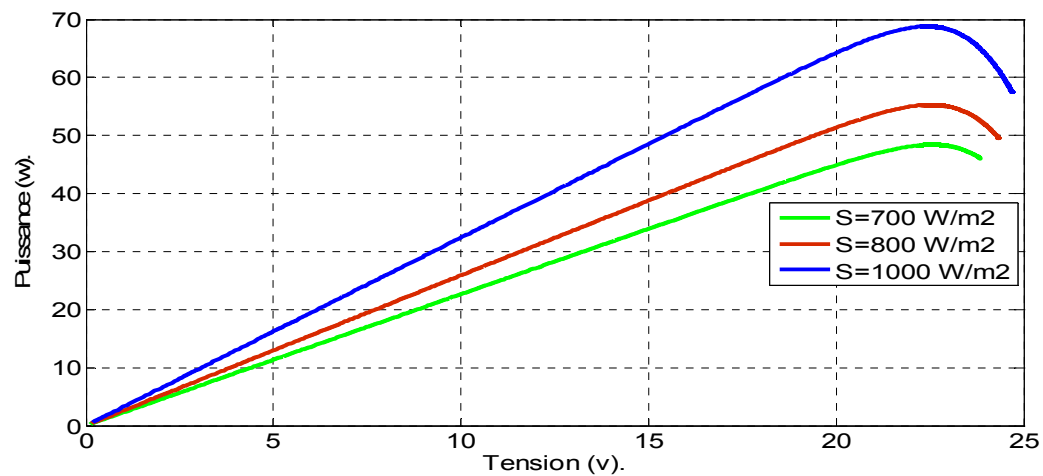


Figure I.19: Réponse $P(V)$ du GPV avec contrôleur P&O pour changement de S .

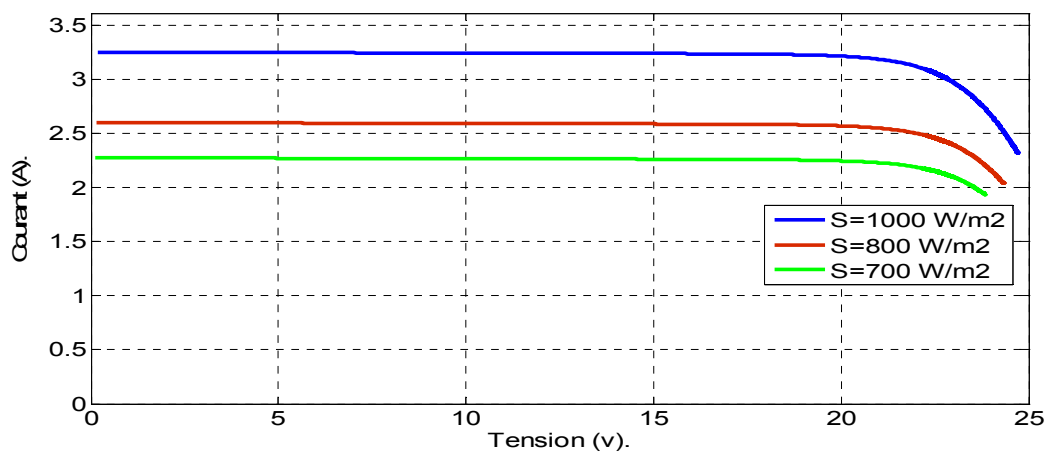


Figure I.15: Réponse $I(V)$ du GPV avec contrôleur P&O pour changement de S .

Les résultats typiques de simulation des caractéristiques électriques à la sortie du panneau contrôlé par la commande P&O ont montré que:

Après un régime transitoire, la commande MPPT fait osciller le point de fonctionnement autour du point de puissance maximale. En effet, on remarque que ce point de puissance maximale est d'abord atteint, suivi d'une chute légère de puissance, puis le point de fonctionnement optimal est regagné à nouveau. Cette puissance se stabilise autour de 70 W.

I-10 Conclusion

Dans le présent chapitre, nous avons présenté les différents constituants d'un système PV ainsi que les principes généraux sur les cellules solaires et la conversion photovoltaïque.

De plus, nous avons présenté le comportement de notre système et ses performances sous l'influence de différentes conditions atmosphériques à savoir l'influence du rayonnement et de la température.

Par ailleurs, vu l'importance du système de stockage dans les installations photovoltaïques, le système de batterie dans les systèmes photovoltaïques a été aussi décrit, suivi par la présentation des différents types et les principales caractéristiques du convertisseur DC-DC, et cela pour pouvoir établir les conditions de fonctionnement adéquats nécessaires à son couplage avec le générateur photovoltaïque.

Finalement, et vu l'influence des facteurs climatiques, à savoir l'éclairement et la température, sur le rendement des systèmes de conversion d'énergie solaire (GPV), nous présenterons dans les chapitres suivants les différentes méthodes intelligentes pour la recherche et la poursuite du point de fonctionnement maximal.

II-1 Introduction

Depuis longtemps, la nature a toujours été une source d'inspiration pour l'homme qui a toujours essayé de tirer profit de ce qui l'entourait. Sans doute, sa plus grande entreprise était de recopier le cerveau humain afin de créer une intelligence artificielle à l'image de celle rencontrée dans la nature.

Le développement, dans les années 40, des réseaux de neurones artificiels (RNA) résulte des travaux de plusieurs chercheurs visant à reproduire un comportement intelligent à partir d'un modèle neuronal simplifié [16, 17]. En effet le plus grand avantage des RNA par rapport à d'autres techniques de modélisation est leur capacité à modéliser des processus complexes, non linéaires, sans avoir à apprendre la forme de la relation entre les variables d'entrée et de sortie [19].

Dans ce chapitre et dans un premier temps, une description générale des réseaux de neurones, ainsi que leur caractéristique seront présentés. Suivie par la proposition d'un réseau de neurones multicouche susceptible d'approximer et d'optimiser le comportement dynamique du contrôleur MPPT de la chaîne photovoltaïque présenté au chapitre précédent.

II-2 Le neurone biologique et le neurone artificiel

Un réseau de neurones artificiels (RNA) est un processeur parallèle de traitement d'informations distribuées, qui présente une propension naturelle à la mémorisation et à l'exploitation de connaissances relatives à l'environnement dans lequel il est immergé [19].

Sa structure repose sur une interconnexion massive de cellules élémentaires de traitement d'information, appelées neurones formels ou modèle de *Pits* et *MC-Culloch*, dont la représentation est un graphe dirigé [21, 22, 23],

L'analogie entre un réseau de neurones formels et le cerveau humain se résume par les trois caractéristiques suivantes [20, 23]:

1. L'acquisition des connaissances d'un réseau de neurone artificiel se fait par apprentissage, au cours duquel le réseau peut être amené à modifier sa structure en créant ou supprimant des neurones ou des liaisons entre neurones.

2. La connaissance acquise par un réseau de neurones est encodée par les forces ou intensités évolutives des connexions établies entre neurones formels. Les forces de ces connexions reliant les neurones se réfèrent aux valeurs des poids ou coefficients synaptiques qui définissent les paramètres du modèle interne du réseau.
3. Etant donné que le modèle du problème considéré est inconnu ou difficile à formaliser. Un ensemble d'exemples, constitue l'entrée du problème auxquelles sont associées des solutions fournies par un expert, est néanmoins accessible.

II-3 Réseaux de neurones artificiels

Une manière simple de définir un réseau de neurones consiste à considérer qu'il s'agit d'un système de traitement de l'information composé d'un grand nombre de processeurs interconnectés appelés cellules. Chacune de ces cellules calcule sa sortie sur la base d'informations qui lui sont transmises à partir des autres cellules qui sont connectées à elle et des poids de ces connexions [18].

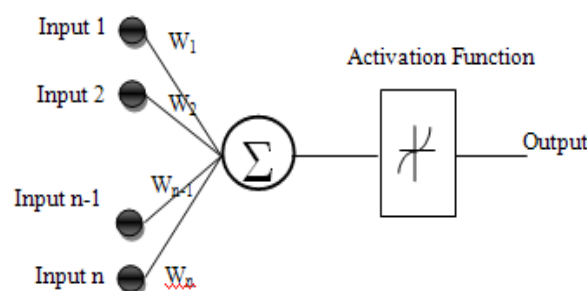


Figure II.1: Structure artificielle du réseau neurone

Comme il est illustré sur la structure artificielle, chaque neurone est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance des neurones amont (afférents). A chacune de ces entrées est associée un poids W abréviation de weight (poids en anglais) représentatif de la force (ou bien de la pondération) de la connexion. Chaque processeur élémentaire est doté d'une sortie unique, qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones avals (efférents) ce qui est à l'image du neurone biologique [13].

La sortie du neurone est décrite par formulation mathématique suivante:

$$S = f\left(\sum_{j=1}^i W_j . E_j\right) \quad (\text{II.1})$$

Où

S: est la sortie du neurone

E_i : est la $i^{\text{ème}}$ entrée du neurone, elle caractérise la donnée communiquée par le capteur (test de détection) ou par l'expert (diagnostic et base de faits et de connaissance).

f : fonction d'activation

W_i : poids de connections avec les entrées.

Un réseau de neurones peut-être complètement décrit par la spécification des quatre éléments suivants [22]:

1. l'élément de traitement,
2. l'architecture ou topologie du réseau qui correspond au schéma d'interconnexions,
3. le type d'apprentissage,
4. le schéma d'activation du système.

II-3-1 L'élément de traitement

Il est décrit par une fonction de transfert, appelée également fonction d'activation, qui établie une correspondance entre les valeurs présentées à l'entrée de la cellule et la valeur de sortie [23].

II-3-2 L'architecture d'un réseau

Elle est déterminée par la topologie de connexions des neurones dans le réseau. Il existe trois classes d'architectures de réseaux qui peuvent être considérées à savoir: les réseaux mono- et multicouches, les réseaux récurrents et les réseaux topologiques [21, 20].

II-3-2-1 Réseaux statiques ou multicouches

Dans ce type de réseau, les neurones sont arrangés par couches. De plus aucune connexion entre neurones d'une même couche n'est admise. Les connexions ne se font qu'avec les neurones des couches avalent.

Habituellement, chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante de manière exclusive [13].

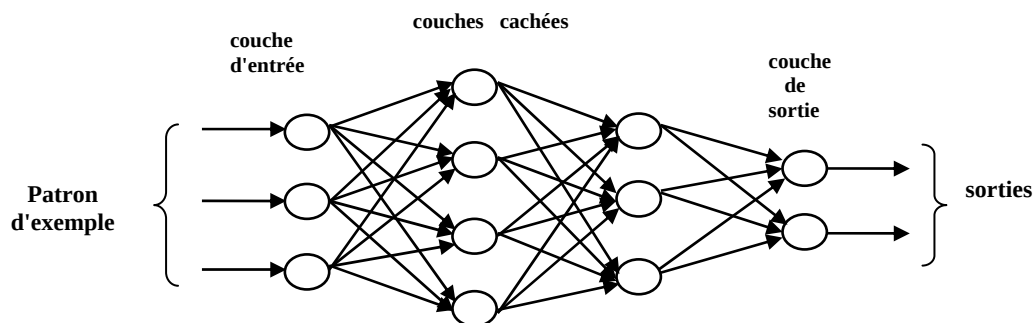


Figure II.2: Architecture d'un réseau multicouche à interconnexion totale

II-3-2-2 Réseaux dynamiques ou récurrents

Les connexions récurrentes imposent la transmission de l'information dans le réseau considéré en arrière par rapport au sens de propagation défini dans un réseau multicouche.

Les réseaux récurrents sont appelés aussi réseaux dynamiques en raison de leur caractéristique dynamique. En effet, ces réseaux évoluent dans le temps étant donné que la sortie actuel $y(t)$ de ces réseaux dépend aussi des valeurs de sorties précédente $y(t-1)$. Par conséquent, la notion du temps dans de tels réseaux est importante [13].

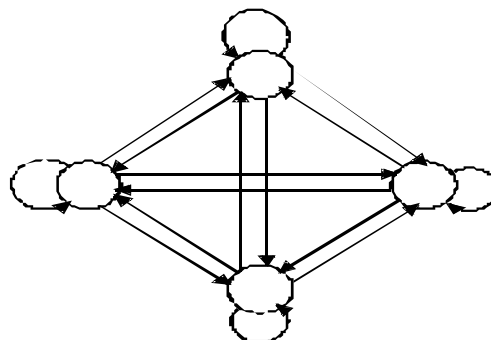


Figure II.3: Architecture d'un réseau récurrent mono-couche à interconnexion totale.

II-3-2-3 Réseaux topologiques

C'est la structure d'interconnexion la plus générale. En effet, dans ce cas, chaque neurone est connecté à tous les neurones du réseau, ainsi qu'à lui-même (fig II.4).

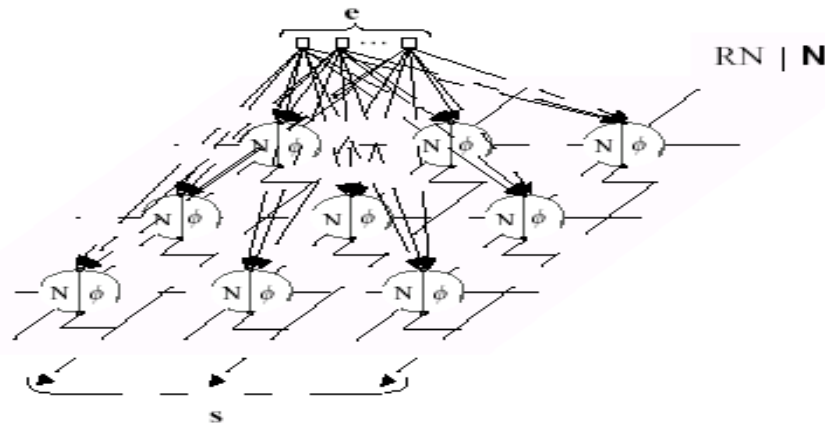


Figure II.4: Architecture d'un réseau topologique.

II-3-3 Apprentissage et adaptation

L'apprentissage est le processus par lequel le réseau de neurones acquiert la capacité d'effectuer certaines tâches et ce, en ajustant ses paramètres internes (poids synaptiques) selon un schéma d'apprentissage spécifique. En fin de ce processus d'apprentissage, le réseau est susceptible de nous fournir des sorties aussi proches que possible des sorties désirées. Il permet également au réseau de modifier dynamiquement son comportement afin de répondre à de nouvelles attentes ou de nouvelles situations [20].

La nuance de sens accordée au terme d'adaptation dans le domaine des réseaux de neurones est liée à la prise en considération ou non du facteur temps dans le processus d'apprentissage. Cet apprentissage, qu'il soit supervisé ou non supervisé [20].

II-3-3-1 Apprentissage supervisé

Un apprentissage supervisé est lié à la disponibilité d'exemples, ou de modèles de réponses qui seront présentés au réseau à adapter lors d'un tel processus. Et cela, afin de lui permettre d'acquérir les aptitudes attendues par le superviseur. L'ensemble des exemples utilisés pour l'apprentissage se présente sous forme de couples $(\mathbf{x}, \mathbf{y}^*)$, où $\mathbf{y}^*$ est la réponse désirée du réseau à l'entrée $\mathbf{x}$ [13].

Les poids du réseau sont ajustés au fur et à mesure, suite à un signal d'erreur qui représente la différence entre la sortie estimée par le réseau et la sortie désirée par le modèle fournie par un algorithme approprié dit algorithme d'apprentissage.

Ainsi le réseau réalise une approximation de la fonction qui lui a servi de professeur. De plus les caractéristiques de l'algorithme neuronal lui permettent de généraliser et de répondre à une entrée quelconque, même si elle n'appartient pas au jeu d'apprentissage [13].

II-3-3-2 Apprentissage non supervisé

La détermination des poids, dans ce cas, n'est pas en fonction des erreurs, mais en présentant au réseau une quantité suffisante d'exemples contenant des corrélations de telle sorte que celui-ci en dégage les régularités automatiquement. Ces réseaux sont souvent appelés "auto-organiseurs" (self-organizing neural networks) ou encore à apprentissage compétitif [13, 8].

II-3-3-3 Différents algorithmes d'apprentissage des Réseaux de Neurones Artificiels

La phase d'apprentissage est une étape déterminante dans la conception du réseau de neurones. Pour cela, des algorithmes appropriés ont été élaborés et développés et dont chacun se trouve être spécifique à un type de réseau déterminé [13].

Il existe plusieurs types d'algorithmes dont les plus fréquemment utilisés sont:

- L'algorithme de rétro propagation.
- L'algorithme de Levenberg-Marquardt

a) Algorithme de rétro propagation

L'algorithme de rétro propagation de l'erreur est le plus utilisé dans le cas d'apprentissage supervisé des réseaux de neurones multicouches. Il a été proposé en 1980 par Rumelhart, Binton et Williams et est également appelé la méthode rétro propagation, cela en référence à l'erreur qui se "rétro propage" à travers les couches du réseau comme le montre la figure (II.5) [20].

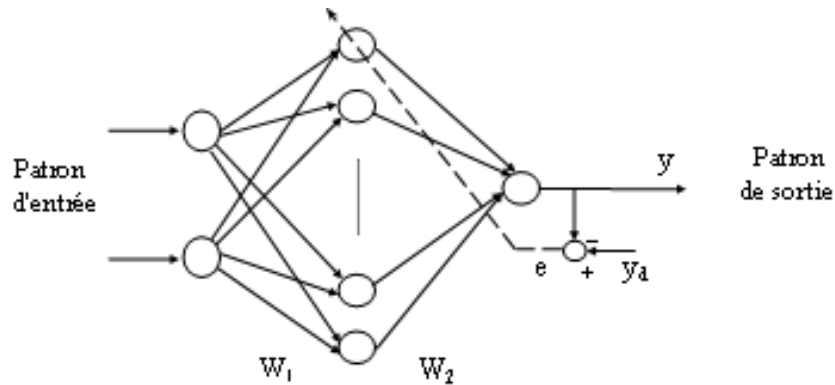


Figure II.5: Principe de l'entraînement du réseau de neurone par rétro-propagation de l'erreur.

Malheureusement il est important de noter que toute la difficulté pour effectuer une descente du gradient dans un réseau multicouche consiste à pouvoir calculer la dérivée de l'erreur quadratique par rapport à un poids donné. Les recherches ont prouvés que l'utilisation de neurone à fonction d'activation dérivable permettait de régler ce problème [20].

b) Méthode de Levenberg-Marquardt

Afin de bénéficier des avantages de chacune des méthodes présentées précédemment, le chercheur Marquardt proposa une stratégie qui bénéficie à la fois d'une convergence rapide et d'une indépendance des résultats vis-à-vis du vecteur initial [20].

La méthode de Levenberg-Marquardt est l'une des méthodes les plus utilisées, qui consiste à considérer la surface d'erreur quadratique en se basant sur la fonction d'énergie. Elle se présente comme suit:

Soit F_i^l les vecteurs des dérivées de l'erreur à la sortie du réseau par rapport à ces vecteurs poids w_i^l pour $l = 1, \dots, L$ et $i = 1, \dots, n_i$.

Tel que i = représente le $i^{\text{ème}}$ neurone.

L = représente la $l^{\text{ème}}$ couche.

A la présentation de la $p^{\text{ème}}$ entrée, on a:

$$F_i^l = \sum_{p=1}^M \sum_{i=1}^{n_i} (d_i^p - y_i^L) \left(-\frac{\partial y_i^L}{\partial W_i^L} \right) \quad (\text{II-2})$$

Avec:

M : Le nombre d'exemple d'entraînement.

n_i : Le nombre de neurones dans la couche l .

y_i^L : La $i^{\text{ème}}$ sortie du réseau.

d_i^p : La sortie désirée pour la $p^{\text{ème}}$ entrée.

W_i^L : Le vecteur de poids lui parvenant des neurones qui le précède et qui inclus en plus le biais.

$$W_i^L = [w_{i1}^l, w_{i2}^l, \dots, w_{i n_{l-1}}^l, \theta_i^l] \quad (\text{II-3})$$

Afin de trouver l'optimum à partir de (II.2) et (II.3), on définit un vecteur F rassemblant tous les vecteurs F_i^L définis par l'équation (II.7), nous obtenant:

$$H \Delta W = -F \quad (\text{II-4})$$

La méthode Levenberg-Marquardt remplace le calcul du Hessien par une approximation numérique donnée par la relation suivante [9]:

$$H = FF^t + \lambda \Omega \quad (\text{II-5})$$

Avec:

λ : Coefficient positif (il est utilisé pour mieux conditionner la matrice H),

FF^t : La matrice définie semi-positive,

Ω : La matrice d'un choix approprié à λ .

II-4 Certaines considérations pratiques pour le choix du réseau de neurone adéquat

Avant de procéder à l'apprentissage d'un réseau de neurones artificiels, un certain nombre de paramètres doivent être fixés entre autres: dimensionnement du réseau, pas d'apprentissage, ...etc. cela au risque d'engendrer et/ou de compromettre le processus d'entraînement dans le cas d'un mauvais choix. Ces considérations se résument en:

1. Choix et dimensionnement d'un réseau

D'une manière générale, il n'existe pas de méthode systématique pour la détermination du nombre de couches dans le réseau ou le nombre de neurones par couche. Néanmoins, il existe dans ce sens des règles pratiques tirées à partir de l'expérience, parmi lesquelles nous pouvons citer:

Règle 1: le nombre de neurones par couche doit être d'autant plus élevé que la relation entre ces entrées et sortie sont complexes [20].

Règle 2: le nombre de couches cachées doit être égal au nombre de relations qui existent entre les neurones de la couche d'entrée et ceux de la couche de sortie [20].

2. Paramètre d'apprentissage ou pas de correction η

Le choix du paramètre d'apprentissage η a un effet important sur les performances du réseau. Généralement, il prend des valeurs petites de l'ordre de 0.05 à 0.25, afin d'assurer une certaine convergence [21]. Ce paramètre présente en réalité un dilemme: s'il est trop grand, il peut entraîner des oscillations, s'il est trop petit, le temps d'apprentissage devient infini. Par conséquent, le paramètre η est choisi variable à partir d'une valeur grande que l'on diminue progressivement [20].

3. Poids initiaux

Les poids initiaux sont choisis aléatoirement entre -0.5 et 0.5. Par ailleurs, il est recommandé de ne pas initialiser les poids synaptiques à une même valeur.

4. Minimums locaux

L'algorithme d'apprentissage peut éventuellement, converger vers un minimum local du critère d'erreur. Dans ce cas, l'erreur stagnera autour d'une valeur relativement grande, et les performances requises ne seront jamais atteintes. Pour remédier à ce problème, il existe plusieurs alternatives à savoir: changer le pas de correction, changer les poids initiaux, utiliser rétro-propagation avec momentum, changer la fonction d'activation, augmenter le nombre de couches cachées ou bien augmenter le nombre de neurones par couche.

5. Saturation du réseau

Etant donné que, les fonctions d'activation dans un réseau de neurones sont généralement bornées et fournissent des sorties comprise entre 0 et 1 ou entre -1 et 1, il est de ce fait nécessaire de mettre à l'échelle les données présentées en entrée.

II-5 Les réseaux de neurones et la commande MPPT

Comme il a été mentionné auparavant les réseaux de neurones artificiels sont des modèles électroniques basés sur la structure neuronale du cerveau humain lesquels sont utilisés dans notre travail par la chaine photovoltaïque conçue, afin de trouver la position du point maximum de puissance en un nombre réduit d'itérations et une réduction significative des oscillations autour de ce dernier.

Ce type de commande s'effectue en deux phases: une phase d'apprentissage et une autre de commande

- Phase d'apprentissage: lors de cette phase, le réseau de neurones apprend la fonction entrées/sorties du contrôleur déjà existant. En effet, un fichier d'exemples est généré par contrôleur MPPT existant (P&O) et présenté au réseau de neurones, celui-ci génère une sortie avec les poids actuels du réseau, puis il procède au calcul de erreur de sortie par l'application de l'algorithme d'apprentissage jusqu'à atteindre le critère d'arrêt qui la minimisation de la fonction cout suivants:

$$J = \frac{1}{2} \sum_{K=1}^{N_2} (y_i^{des} - y_i)^2 \quad (II-6)$$

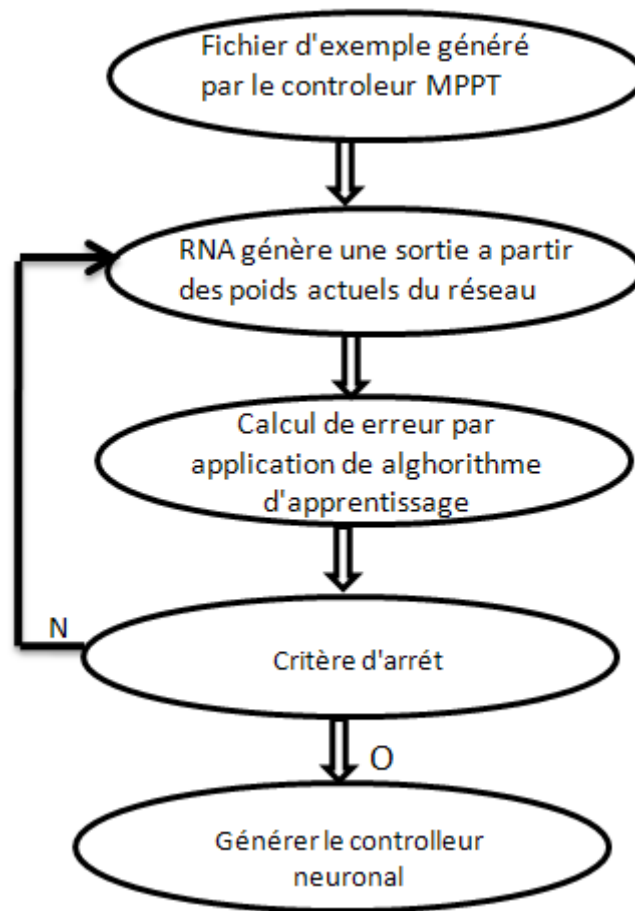


Figure II.6: Organigramme d'apprentissage du réseau de neurone

- Phase de commande: une fois l'apprentissage effectué, le contrôleur est remplacé par le réseau de neurones entraîné afin de commander le système, et vérifier les résultats obtenus.

II-5-1 Architecture du réseau de neurones artificiels adoptée

Le réseau de neurones destiné à remplacer le contrôleur MPPT est choisi comme étant un réseau statique, multicouches, constitué de trois couches respectives comme illustré à la figure (II.7)

- une couche d'entrée avec deux neurones,
- deux couches cachées
 - La première avec 5 neurones,
 - La deuxième de 8 neurones.

- Et un seul neurone dans la couche de sortie.

De plus, les fonctions d'activation adoptées sont la sigmoïde hyperbolique pour les neurones d'entrées et ceux des couches cachées, alors que celle correspondant au neurone de sortie, elle est choisie de type linéaire.

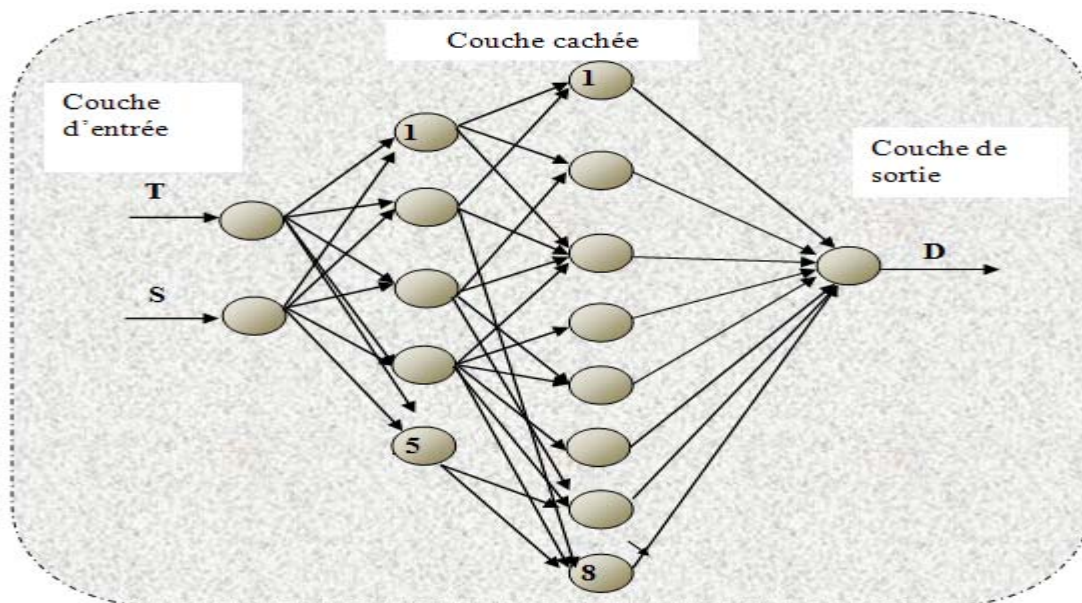


Figure II.7: Architecture du réseau de neurones adoptée.

La conception de ce réseau de neurone sous Matlab a été faite à l'aide de l'interface Neural Network Tool (NNTOOL).

Les entrées du contrôleur MPPT neuronale sont considérées comme la température T et l'irradiation S , alors que la sortie du réseau de neurones correspond au rapport cyclique D .

L'apprentissage du réseau de neurone est effectué avec l'algorithme Levenberg-Marquardt [21]. La durée de cette phase d'apprentissage est de 100000 de périodes (epoch) pour atteindre une erreur imposée de $1e^{-5}$, avec un nombre d'échec de 5 fois et une performance de gradient minimale de $1e^{-10}$.

II.6 Simulations et interprétations

Afin de vérifier les aptitudes de notre réseaux de neurones à approximer et à optimiser les performances assurées par le contrôleur classique MPPT P&O, nous avons effectué les tests suivants:

- Simulation du système dans des conditions constantes: une température de 25°C et une irradiation de 1000W/m^2 (Figure II-9). Puis afin de voir de près la réponse des deux contrôleurs à l'état permanent nous avons effectué un zoom du résultat obtenus à cette situation (voir Figure II-10)

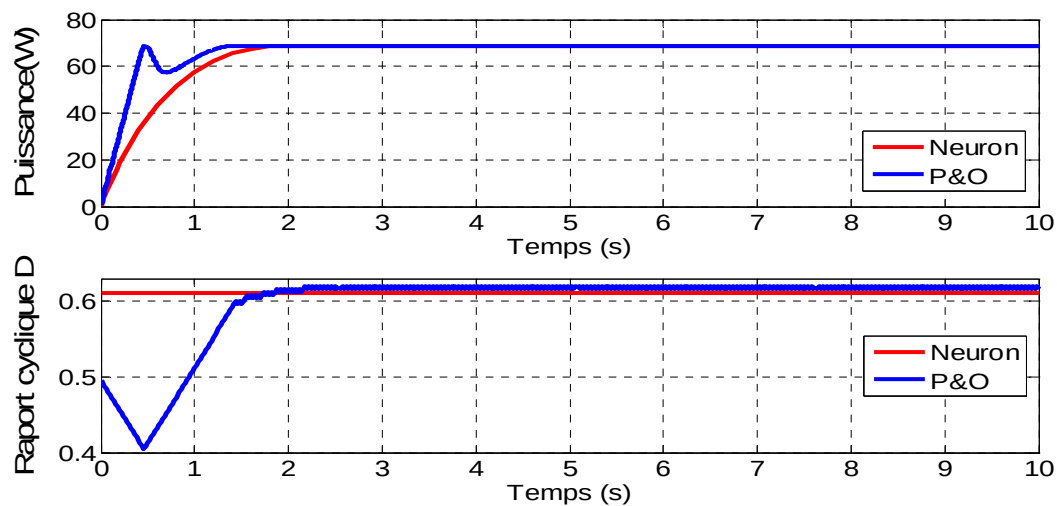


Figure II.9: Résultats de simulation de la chaîne photovoltaïque avec réseau de neurones et commande P&O pour des conditions standards.

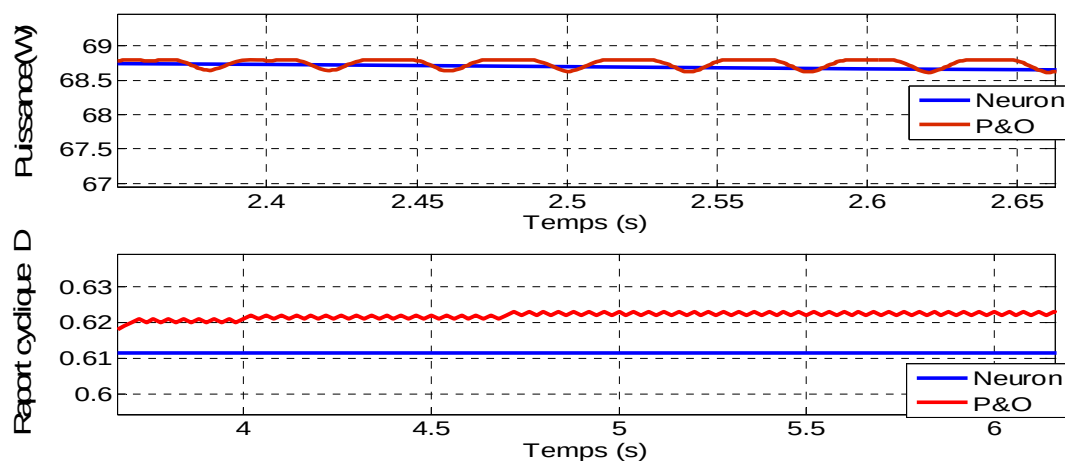


Figure II.10: Oscillations des courbes: Puissance, et rapport cyclique obtenus par la méthode **P&O** simple et réseau neurone à l'état permanent

-La prochaine simulation est sous la variation rapide du rayonnement solaire (à partir de 1000 w/m^2 à 900 w/m^2 par 950 w/m^2 et revenir du 900 w/m^2 à 1050 w/m^2 en 0.1 s), les résultats sont présentés dans la figure II-11. Puis les deux contrôleurs on été testé pour des variations rapide de la température (l'augmentation de la température de 25° C à 35° C en $0,1 \text{ s}$ et la diminution de 35° C à 25° C en 1 s), voir la figure II-13.

-On effectuera un zoom sur le résultat obtenu pour voir de près l'état permanent lorsque T change (figure II-14).

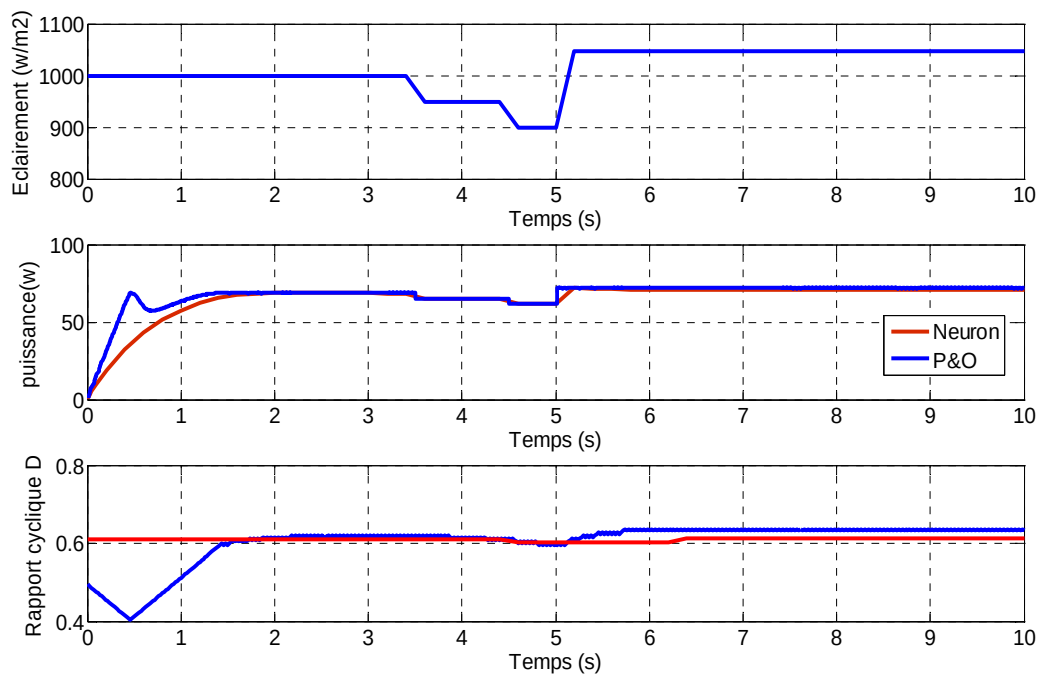


Figure II.11: Résultats de Simulation du GPV avec réseau de neurones et commande P&O
Pour des variations rapide d'éclairement

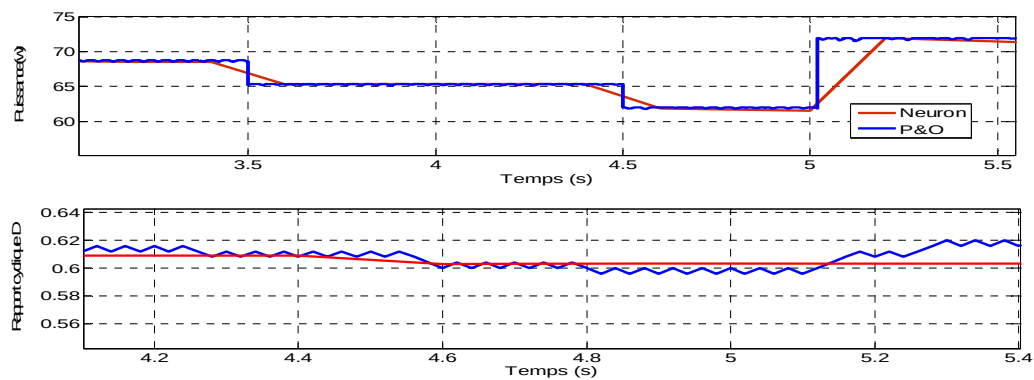


Figure II.12: Courbe de puissance, rapport cyclique D pour la méthode P&O et réseau neurone

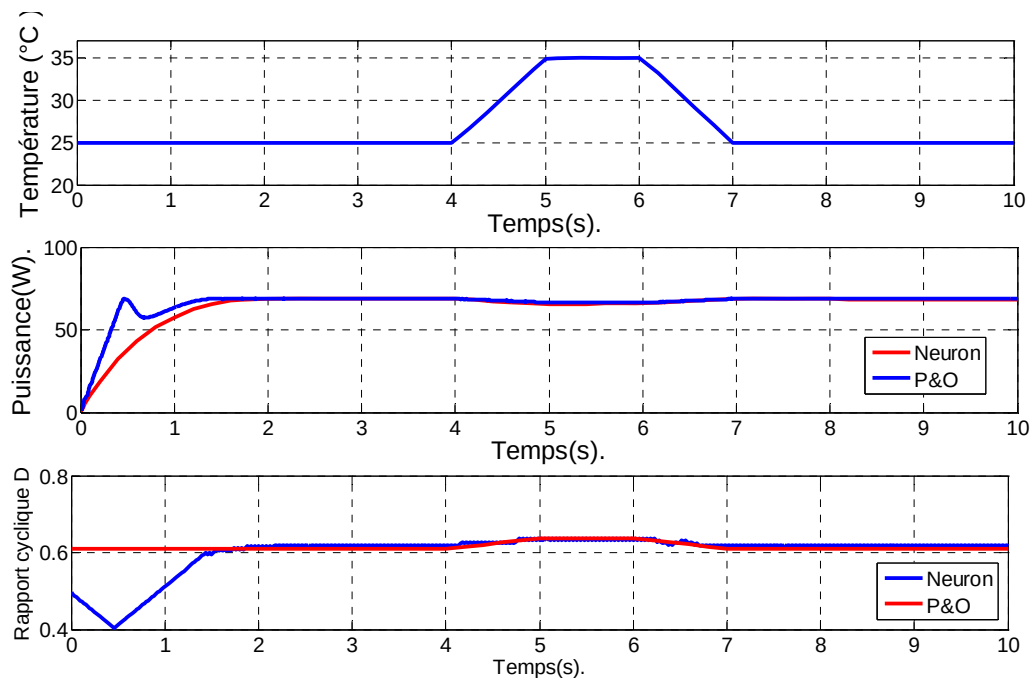


Figure II.13: Résultats de Simulation du GPV avec réseau de neurones et commande P&O pour des variations rapide de Temperature.

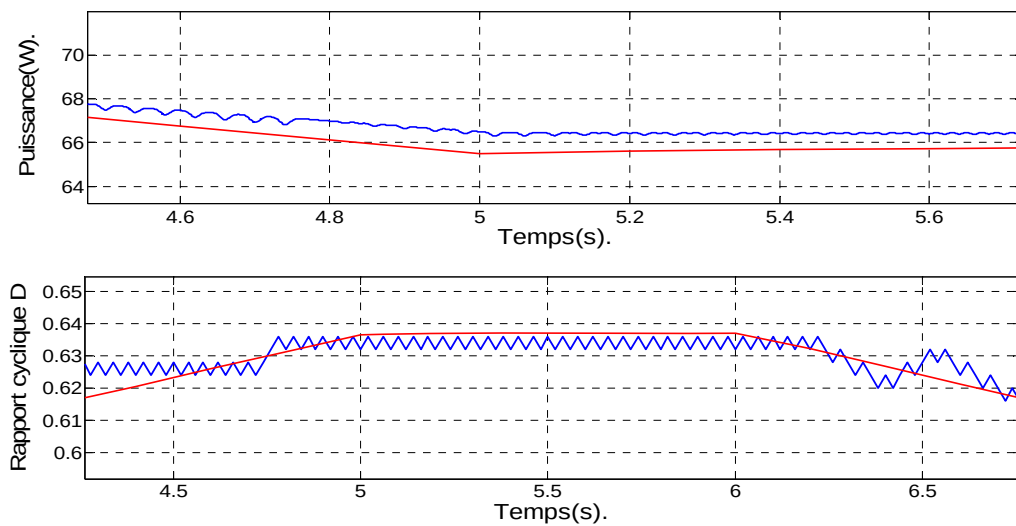


Figure II.14: courbes de puissance, et rapport cyclique obtenus par la méthode *P&O* simple et réseau neurone à l'état permanent.

-Une autre simulation est effectuée pour des variations grandes de température (La diminution de 32 ° C a 25 ° C en 50s), voir figure II-15.

-La dernière simulation est dans des conditions de variation longue d'irradiation (variation de l'irradiation de 950 w/m² à 1050 w/m² puis à 1100w/m² en 70s), résultat obtenus dans la figure-II-17.

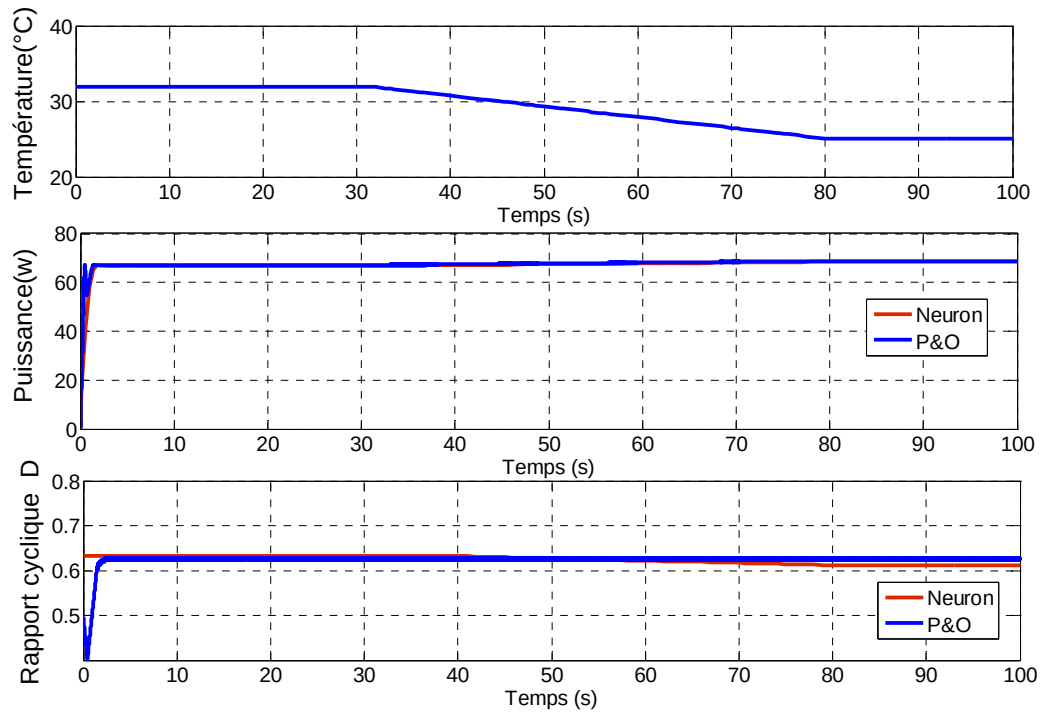


Figure II.15: Résultats de Simulation du GPV avec réseau de neurones et commande P&O pour des variations long de Temperature.

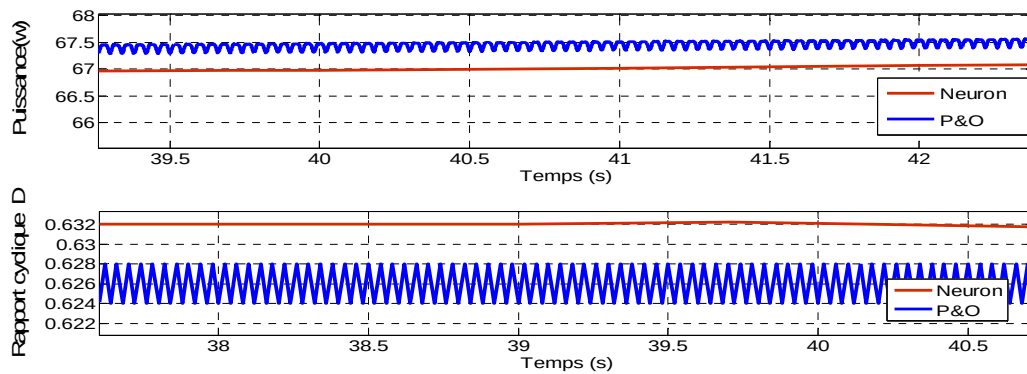


Figure II.16: Réponse agrandie du GPV avec réseau de neurones et commande P&O pour des variations longues de Temperature.

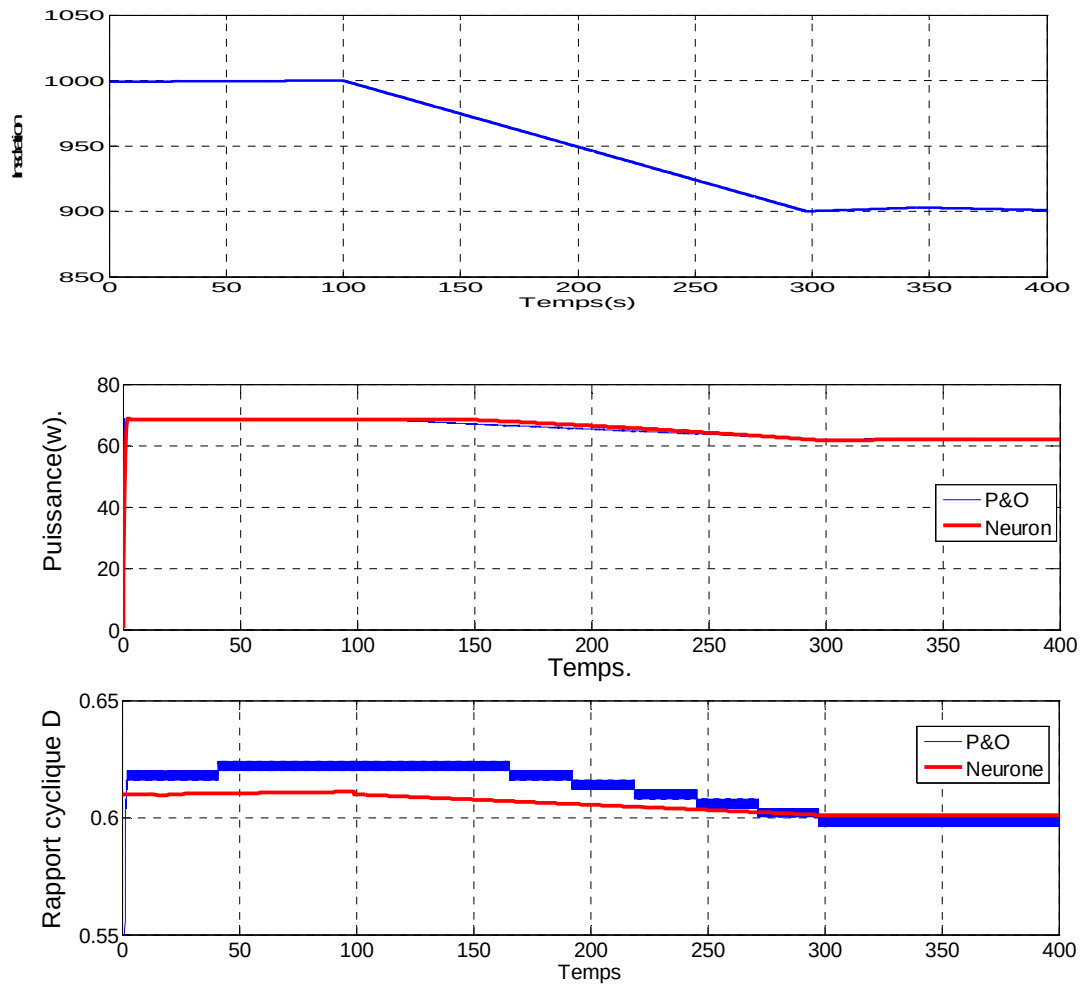


Figure II.17: Résultats de Simulation du GPV avec réseau de neurones et commande P&O pour des variations long d'irradiation.

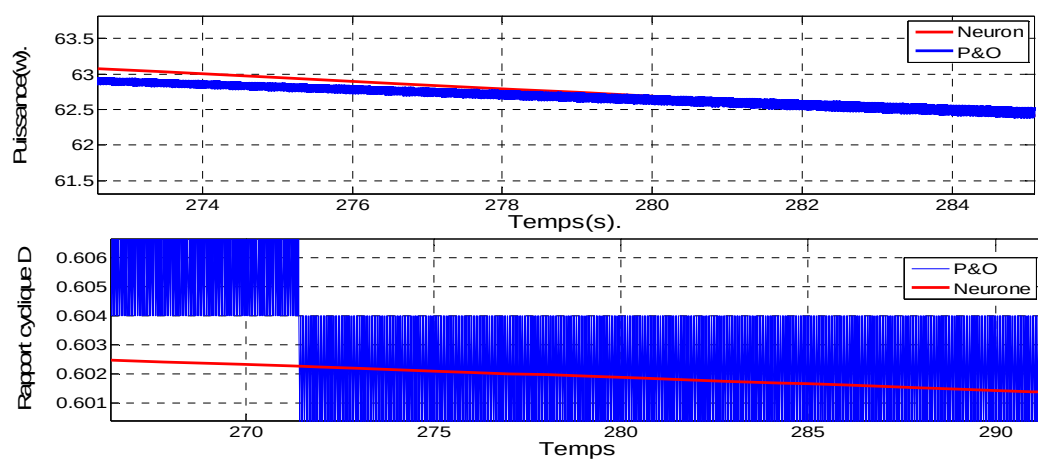


Figure II.18: Réponse agrandie des deux contrôleurs P&O et neuronal pour des variations long d'irradiation.

Les performances obtenues à base de réseaux de neurone ont montrés que la technique neuronale donne de meilleurs résultats. En effet il est clair d'après les courbes de réponses obtenue dans différents changements de température et d'irradiation que le contrôleur neuronal est plus robuste, il présente une fitness et une stabilité meilleure que le contrôleur classique qui présente beaucoup d'oscillations.

II.7 Conclusion

L'utilisation de réseaux de neurones a permis de résoudre plusieurs problèmes dans divers domaines d'application. En effet, on a utilisé les propriétés offertes par ces derniers pour développer un nouveau contrôleur MPPT pour la poursuite de point de fonctionnement maximale du GPV. Les paramètres de ces réseaux sont ajustés par le biais des règles d'adaptation non-linéaires afin de ramener les erreurs de poursuite à des valeurs infiniment petites.

D'après les résultats obtenus, nous avons montré que ce type de réseaux peut apporter beaucoup améliorations en fonctionnement de notre GPV, en effet le point de fonctionnement maximal est suivie avec fitness par notre contrôleur en plus les oscillations on été éliminé.

Dans ce qui suit nous présenterons un autre contrôleur intelligent a base de logique floue puis en effectuera différentes simulations pour vérifier ces performances.

III-1. Introduction

La logique floue est tout comme les réseaux de neurones artificiels, est une des techniques de l'Intelligence Artificielle (IA) permettant de formaliser simplement et intuitivement le fonctionnement des systèmes complexes.

Elle a été introduite en 1965 avec les travaux de L. Zadeh [23] et a pour rôle de formaliser la représentation et le traitement de la connaissance imprécise ou approximative à traiter avec les systèmes d'une grande complexité ou inconnus. Elle est en effet, impliquée dans la manipulation de connaissances imparfaites.

Dans ce chapitre nous présenterons un aperçu général sur la logique floue, par la suite nous présenterons notre contrôleur flou conçu pour remplacer le contrôleur MPPT du GPV.

III-2 Principe et définition

III-2-1 Principe

En effet, L'idée de base de ce type de technique a pris naissance lorsqu'on a constaté la difficulté de programmer un automate en vue de la réalisation d'une tâche, cependant jugée simple à réaliser par un être humain.

Le mode de raisonnement humain et le moyen de formaliser la connaissance humaine dans un langage accessible à une machine constituent, donc, les deux principaux sujets de réflexion qui ont mené à l'apparition de la logique floue [27] [26].

De plus, le concept de logique floue vient de la constatation que la variable booléenne, qui ne peut prendre que deux valeurs (vraie ou fausse) est mal adaptée à la représentation de la plupart des phénomènes courants. En effet, cette logique classique considère qu'une proposition est soit vraie, soit fausse. Cela permet de répondre à de nombreuses situations, mais dans certains cas, une transition «abrupte» est gênante. En revanche, la logique floue distingue une infinité de valeurs de vérité (entre 0 et 1).

III-2-2 Définition des éléments théoriques de la logique floue

III-2-2-1 Variable linguistique:

C'est une variable dont les valeurs sont définies en termes linguistiques. En effet, la description d'une certaine situation imprécise ou incertaine peut contenir des expressions floue comme: grand, moyen, petit, etc... Ces expressions forment les valeurs d'une variable soumise à des fonctions appelées les fonctions d'appartenance.

III-2-2-2 Fonction d'appartenance:

La fonction d'appartenance correspond à la notion de fonction caractéristique en logique classique. Elle associe à chaque élément de l'ensemble flou son degré de compatibilité avec le concept qui est représenté par cet ensemble [42]. Dans la théorie des ensembles classiques, l'appartenance à un ensemble ne peut avoir que la valeur 0 (n'appartient pas) ou la valeur 1 (appartient), alors qu'en logique floue, elle varie entre ces deux valeurs.

Il existe plusieurs formes connues pour les fonctions d'appartenances des sous-ensembles flous d'une variable linguistique. Les plus utilisées en matière de commande floue sont de forme triangulaire, trapézoïdale ou gaussienne (Fig. III .1).

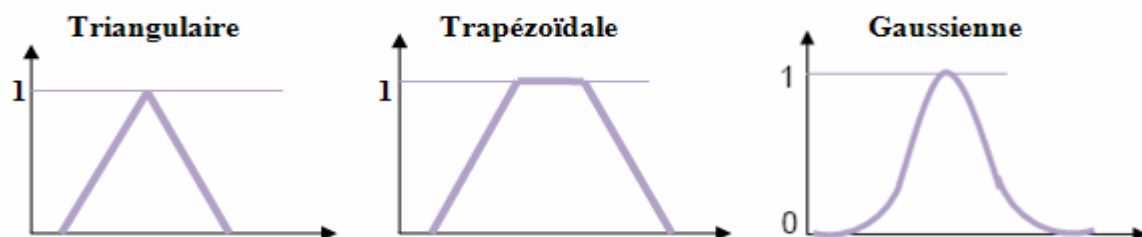


Figure III.1: Fonctions d'appartenances.

III-2-2-3 Les opérateurs de la logique floue:

Ces opérateurs permettent d'écrire des combinaisons logiques entre variables floues, c'est-à-dire, de faire des calculs sur des degrés de vérité. Ils permettent d'écrire des combinaisons logiques entre les variables floues et de faire des calculs sur leurs degrés de vérité. Comme pour la logique classique, on peut définir des opérateurs ET, OU, et négation.

Soient A et B deux ensembles flous dans X ayant respectivement μ_A et μ_B comme fonction d'appartenance. L'union, l'intersection, et la complémentation des ensembles flous sont déduites à l'aide de leur fonction d'appartenance [28] [29].

L'analogie d'utilisation de ces opérateurs dans les deux logiques, classique et floue, est résumée dans le tableau (III.1).

Tableau III.1: Application des opérateurs dans les deux logiques

	Logique classique	Logique floue
$C = A \text{ ET } B$	$C = A \cap B$	$\text{Min} (\mu_A(x), \mu_B(x))$
$C = A \text{ OU } B$	$C = A \cup B$	$\text{Max} (\mu_A(x), \mu_B(x))$
$C = \text{NON } A$	$C = \bar{A}$	$\mu_C(x) = 1 - \mu_A(x)$

III-3 Commande floue

Depuis une vingtaine d'années, la commande floue connaît un intérêt croissant. Cette commande permet d'apporter généralement une amélioration des performances par rapport aux commandes classiques.

L'architecture typique d'un contrôleur logique flou est illustrée à la figure (III.2).

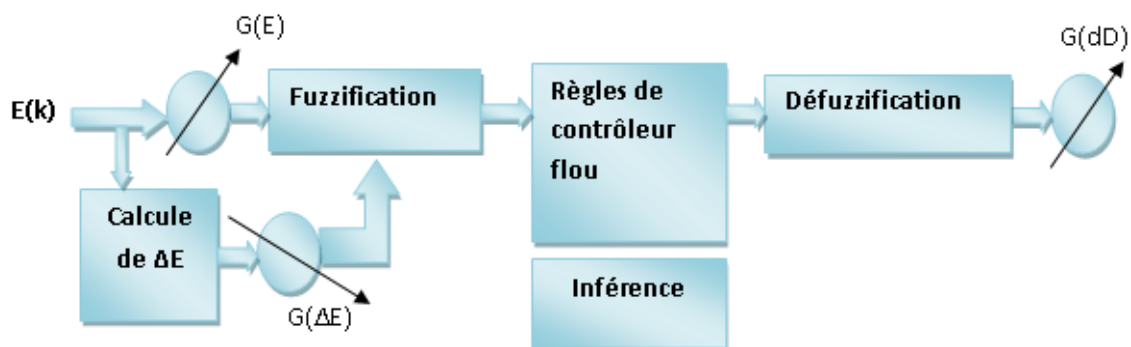


Figure III.2: Structure de base d'un contrôleur flou

Le contrôleur flou est constitué des éléments suivants:

III-3-1 Variables du contrôleur flou:

Les variables linguistiques sont l'erreur(e), la variation de l'erreur (Δe) et la commande(c). Chacune d'elle a ses propres valeurs linguistiques et son propre univers de discours. Dans la majorité des cas de commande des systèmes photovoltaïques on trouve les cinq valeurs linguistiques suivants: *négative grande (NG)*, *négative moyenne (NM)*, *zéro (Z)*, *positive moyenne (PM)*, *positive grande (PG.)*[25]. Chacune de ces valeurs est un sous ensemble flou et est définie par une fonction d'appartenance appropriée.

III-3-2 Fuzzification:

La fuzzification proprement dite consiste à passer du « monde réel » au « monde flou » en transformant les entrées exactes du système en degrés d'appartenance. Elle permet d'attribuer à la valeur réelle de chaque entrée, au temps t , son degré d'appartenance à chacune des classes préalablement définies.

En effet, elle consiste à définir des fonctions d'appartenances pour les différentes variables, réalisant le passage d'une grandeur physique à une grandeur linguistique [31].

Le choix du nombre des ensembles flous, de la forme des fonctions d'appartenance, du recouvrement de ces fonctions et de leur répartition sur l'univers de discours n'est pas évident en plus ça influe sur la performance du contrôleur.

III-3-3 Mécanisme d'inférence:

A partir des valeurs fuzzifiées, le mécanisme d'inférence permet d'obtenir, en utilisant les fonctions d'appartenance de chaque variable linguistique (entrées et sortie), ainsi que les règles floues, la fonction d'appartenance du sous ensemble flou solution de la commande.

Il existe plusieurs méthodes d'inférence dont les plus utilisées sont les suivantes [32]:

- **Méthode de Min-Max:**

Cette méthode est également dite « implication de Mamdani », où l'opérateur ET réalise la fonction minimum et l'opérateur logique OU réalise la fonction maximum. La conclusion dans chaque règle, introduite par ALORS, lie le facteur d'appartenance de la condition avec la fonction d'appartenance de la variable de sortie par l'opérateur ET.

Chaque règle floue i est résolue seule par:

$$f_{Si}(c) = \min(\min(f_A(e), f_B(\Delta e)), f_C(c)) \quad (\text{III.1})$$

L'ensemble flou solution est décrit par:

$$f_S(c) = \max(f_{S1}(c), f_{S2}(c), \dots, f_{Sn}(c)) \quad (\text{III.2})$$

- **Méthode de Prod-Max:**

La méthode Prod-Max est également dite « implication de Larsen ». La seule différence avec la méthode précédente, se trouve au niveau de la conclusion ou la fonction ALORS est représentée par la fonction Prod. Les opérateurs logiques ET et OU sont toujours réalisés respectivement par les fonctions minimum et maximum.

Chaque règle floue i est résolue seule par:

$$f_{Si}(c) = \min(f_A(e), f_B(\Delta e)) \cdot f_C(c) \quad (\text{III.3})$$

L'ensemble flou solution est décrit par:

$$f_S(c) = \max(f_{S1}(c), f_{S2}(c), \dots, f_{Sn}(c)) \quad (\text{III.4})$$

A, B et C représentent ici les valeurs linguistiques comme NG, Z...

III-3-4 Table de décision:

La table de décision contient l'ensemble des règles floues nécessaire à la commande du système.

Le choix des règles à utiliser peut être difficile à déterminer, néanmoins, la table standard diagonale de Mac Vicar-Whelan représentée au tableau (III.2) peut être appliquée à plusieurs problèmes de commande floue.

Tableau.III-2: Table de décision standard de Mac Vicar-Whelan à 5 ensembles flous.

Δe^e	NG	NM	Z	PM	PG
NG	NG	NG	NM	NM	Z
NM	NG	NM	NM	Z	PM
Z	NM	NM	Z	PM	PM
PM	NM	Z	PM	PM	PG
PG	Z	PM	PM	PG	PG

III-3-5 Défuzzification:

Après avoir obtenu le sous ensemble flou solution de la commande, nous avons besoin d'une valeur numérique pour la commande.

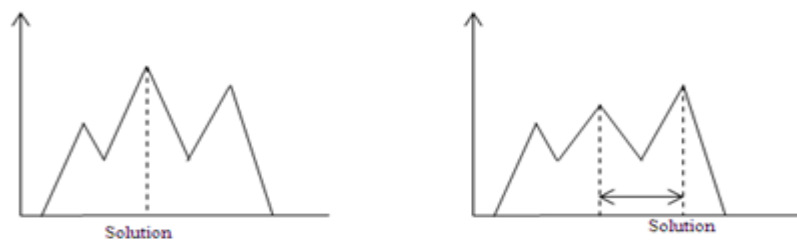
L'étape de la défuzzification permet d'obtenir cette valeur [30]. Pour cela plusieurs méthodes existent, les plus utilisées sont [32]:

- **Méthode du maximum:**

Elle consiste à choisir comme solution défuzzifiée l'abscisse du maximum de la fonction d'appartenance des solutions.

Si plusieurs maximums existent, il faut prendre un choix ou bien utiliser une variante de cette méthode en prenant la moyenne des maxima.

Cette méthode est très rapide, mais peut introduire des sauts du signal de sortie lors de faibles variations du sous ensemble flou solution (Fig.III-3).

**Figure III-3:** Saut du signal de la commande.

- **Méthode du centre de gravité (Centroïde):**

Cette méthode donne généralement de bons résultats. Elle consiste à prendre comme solution l'abscisse du centre de gravité de la surface formée par la fonction d'appartenance du sous ensemble flou solution (Fig.III-4).

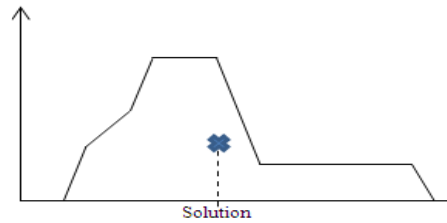


Figure III-4: Méthode du centre de gravité.

III-3-6 Gains du contrôleur:

Les gains des entrées G_e et $G_{\Delta e}$ ont un rôle de normalisation des variables linguistiques en vue de leurs utilisations par le contrôleur flou. Ces gains affectent aussi les performances de la réponse du système en régime transitoire. Le gain de la sortie G_d normalise la sortie du contrôleur flou dans l'univers de discours de la commande. De plus, il joue un rôle dans la stabilité système et l'élimination des erreurs en régime permanent.

III-4 Conception du contrôleur flou

Le contrôleur MPPT flou proposé comporte deux entrées et une sortie. Les deux variables d'entrée sont l'erreur E et le changement de l'erreur ΔE définies par:[34]

$$\begin{cases} E(n) = \frac{P(n) - P(n-1)}{V(n) - V(n-1)} \\ \Delta E(n) = E(n) - E(n-1) \end{cases} \quad (\text{III.5})$$

L'entrée $E(n)$ indique si le point de fonctionnement de la charge à l'instant n est située sur la gauche ou sur la droite du point de puissance maximale de la caractéristique PV, tandis que l'entrée $\Delta E(n)$ exprime la direction de déplacement de ce point. La variable de sortie D est le rapport cyclique, qui est transmis à l'impulsion du convertisseur DC / DC pour entraîner la charge [33].

Ainsi, cinq variables linguistiques sont utilisées dans notre travail pour exprimer les variables d'entrée et de sortie:

PG: (positif grand), PP: (positif petit), ZE: (Zéro), NP: (négatif petit) et NG: (négatif grand).

Les fonctions d'appartenance pour nos deux variables d'entrée et la variable de sortie sont illustrées dans la figure. III.5.

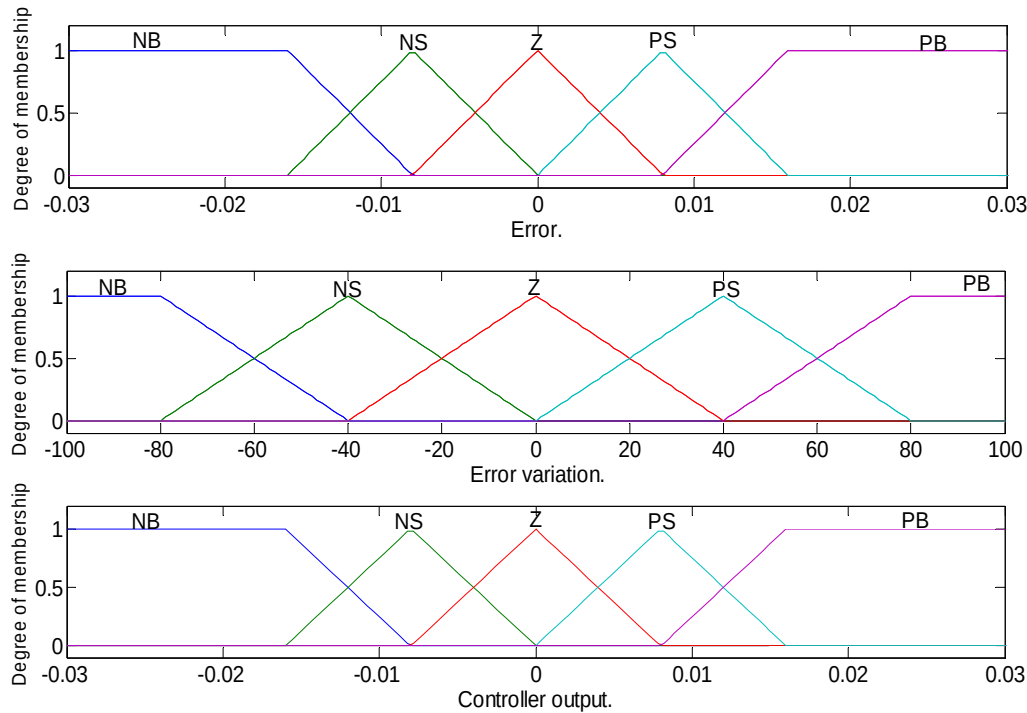


Figure III.5: Fonctions d'appartenances du contrôleur floues

Comme règle d'inférence nous avons utilisés la méthode de Mamdani qui consiste à utiliser l'opérateur MIN pour le ET et l'opérateur MAX pour le OU. Tandis que la méthode de défuzzification, utilisée est celle du centre de gravité.

III-5 Simulation numérique du système MPPT flou

Dans cette section, on va observer les performances réalisées par un contrôleur flou (CLF), nous présenterons l'application de ce contrôleur dans un but de poursuivre le PPM du GPV, comme pour toutes les méthodes de poursuite MPPT présentés précédemment dans les chapitres 1&2.

Ce contrôleur flou peut être conçu en utilisant la *FuzzyLogicToolBox* de l'outil Matlab, la commande: `fuzzy nom_du_contrôleur` fera apparaitre la fenêtre suivante:

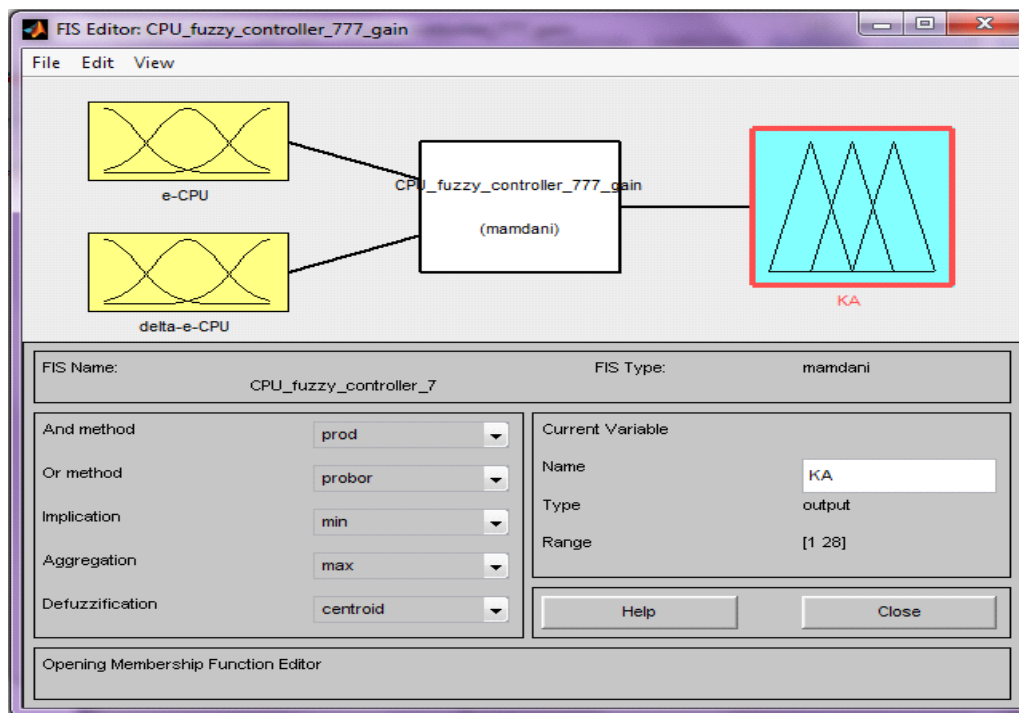


Figure III.6: Schéma général du contrôleur flou sous Matlab.

Pour tester la capacité du contrôleur flou à poursuivre le point de fonctionnement maximal, on va effectuer des simulations dans les différentes conditions atmosphériques:

-Le premier test de performance est la Simulation du fonctionnement du système dans des conditions constantes (standard) à savoir: une température de 25°C et une irradiation de 1000W/m² (Fig.III.7)

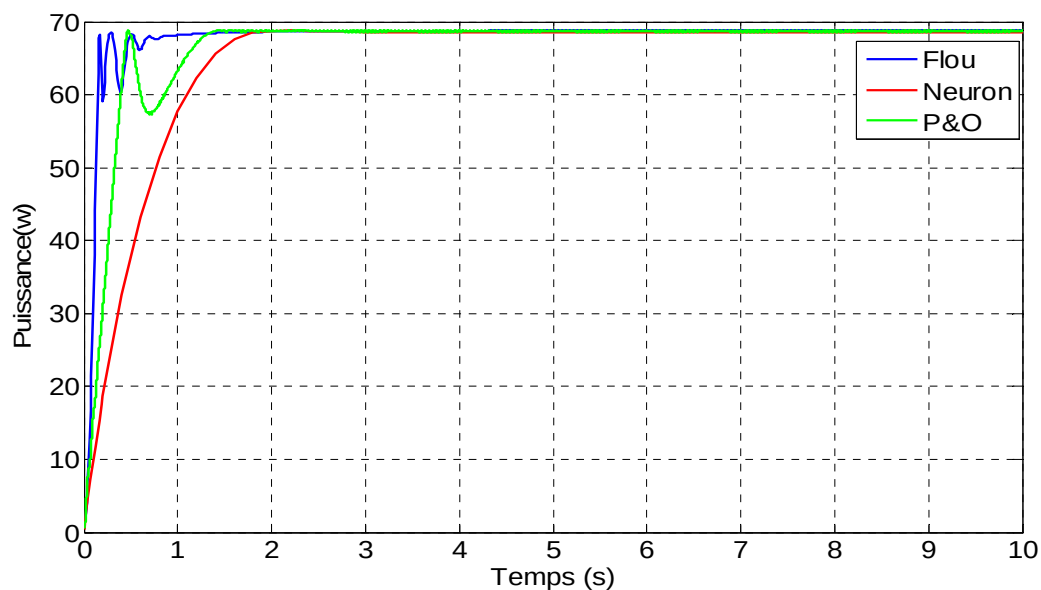


Figure III.7: Réponse du contrôleur flou, neuronal et P&O dans les conditions standards.

-La prochaine simulation est sous la variation rapide du rayonnement solaire (à partir de 1000 w/m^2 à 900 w/m^2 par 950 w/m^2 et revenir du 900 w/m^2 à 1050 w/m^2 en 0.1 s), les résultats sont présentés dans la fig. III.8.

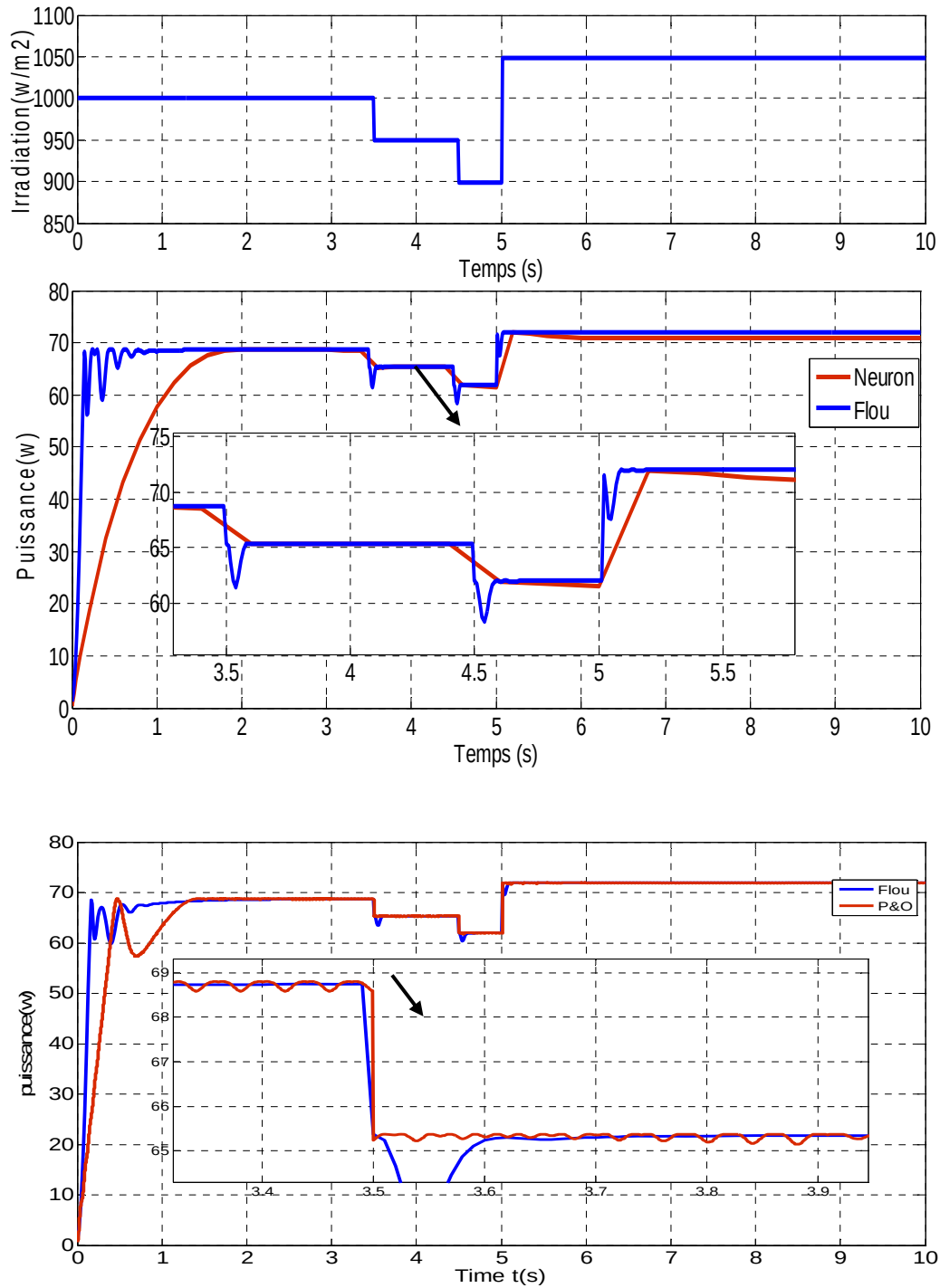


Figure III.8: Réponse du contrôleur flou, neuronal et P&O pour des variations d'irradiation

-Ensuite, le FLC est également testé pour une variation rapide de la température (l'augmentation de la température de 25°C à 35°C en 0,1s et la diminution de 35 °C à 25°C en 1s), voir la fig. III.9.

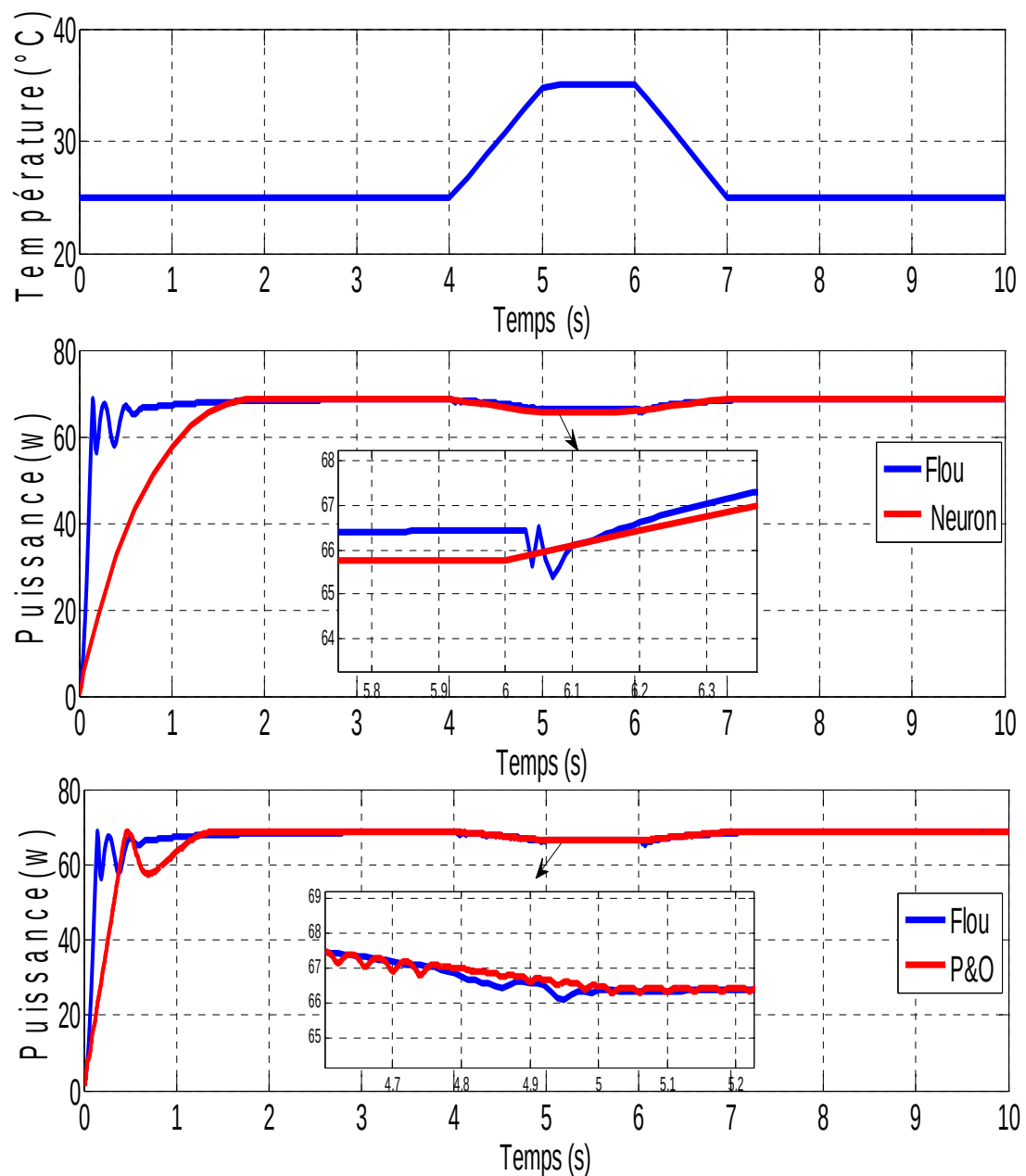


Figure III.9: Réponse du contrôleur flou, neuronal et P&O pour des variations de température

-La dernière simulation est dans des conditions de variation longue de température et de l'irradiation (variation de l'irradiation de 1000 w/m² à 900 w/m² en 200s et l'augmentation de température de 25°C à 35°C dans 0,1s et sa diminution de 35°C à 27°C en 50s).

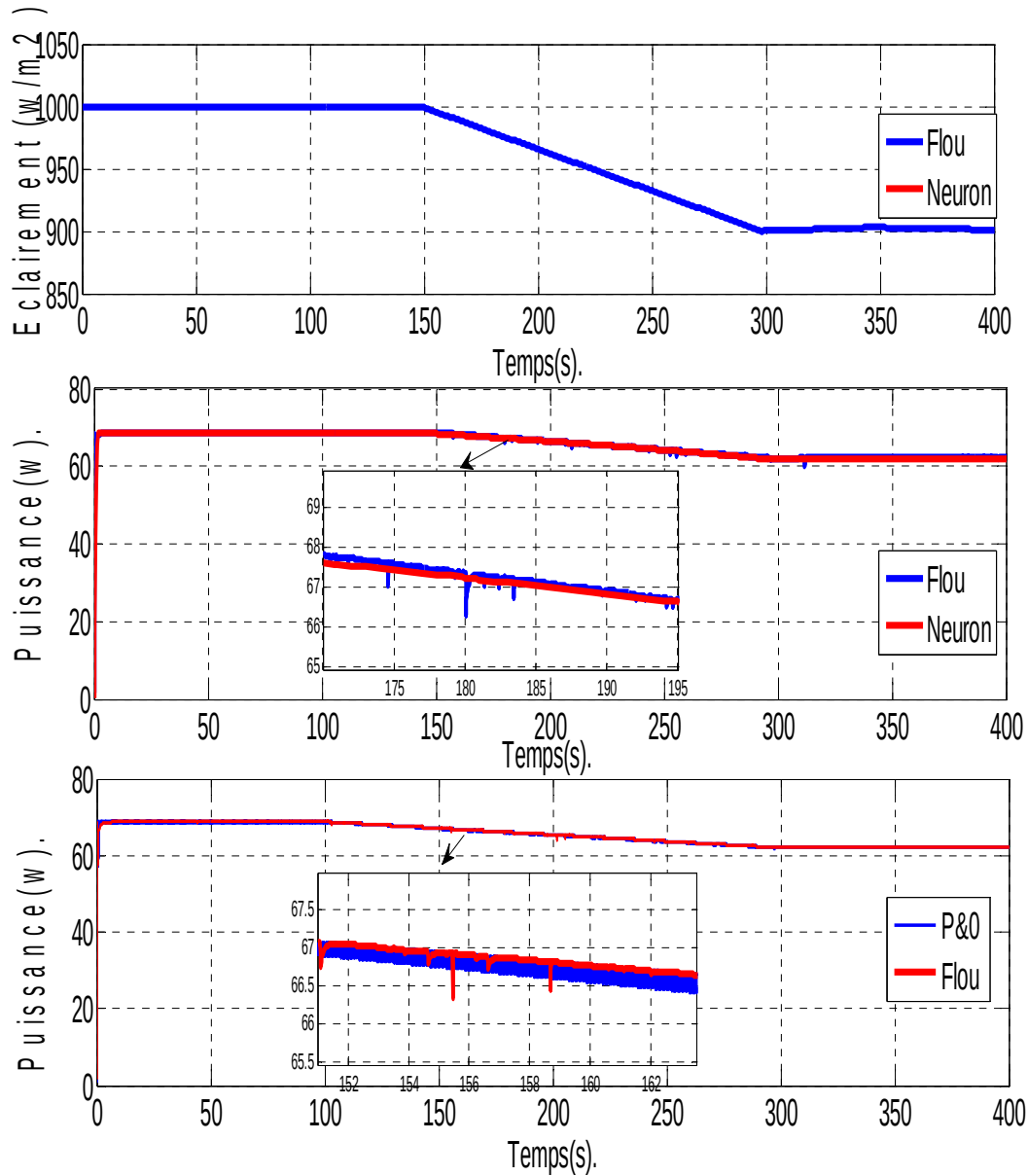


Figure III.10: Réponse du contrôleur flou et neuronal pour des variations long d'irradiation

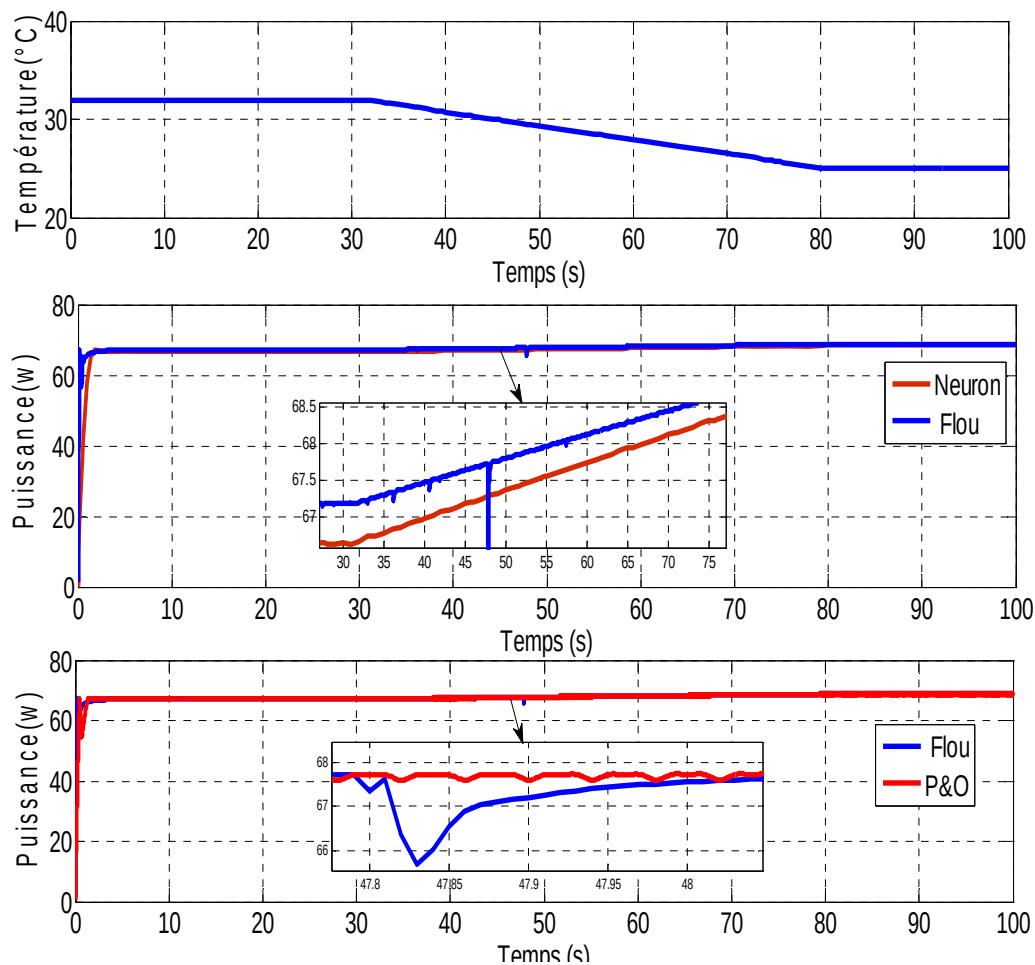


Figure III.11: Réponse du contrôleur flou et neuronal pour des variations long de température

La figure III.7 nous montre la différence de rapidité des trois contrôleurs flous, neuronal et celui P&O. Ainsi il est clair que le contrôleur (FLC) est plus rapide que le contrôleur neuronal, mais présente cependant des ondulations avant d'atteindre le point de fonctionnement maximal.

D'après les différents tests effectués lors de variation de température et d'irradiation, on voit clairement que les deux contrôleurs intelligents réalisent de bonnes réponses lors de ces variations rapides et longues des conditions atmosphériques néanmoins le contrôleur flou présente quelques oscillations lors de ces changements.

En résumé, nous pouvons dire que notre contrôleur MPPT flou a donné de bonne performances par apport au contrôleur conventionnel P&O dans les diverses conditions atmosphériques appliquées. Toutefois, leur efficacité dépend beaucoup de la connaissance de

l'utilisateur du processus de contrôle et du bon choix du calcul d'erreur ainsi que de la table de règle de base.

III-6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés à l'utilisation de la logique floue en commande, qui est un outil très fort pour le développement de contrôleurs puissants, qui ont montré leur efficacité dans les différents secteurs de l'industrie.

Ainsi, lors de la synthèse du régulateur flou, il faut faire un choix judicieux du nombre des fonctions d'appartenance, leur répartition sur l'univers de discours et la table des règles. Cependant le choix de ces paramètres reste toujours difficile à effectuer pour garantir de bonnes performances.

L'application d'un contrôleur flou a montré une assez bonne capacité de contrôler le système PV. Nous allons essayer dans ce qui suit d'améliorer les performances en optimisant le fonctionnement du contrôleur flou par des méta-heuristiques (algorithmes génétiques).

IV.1 Introduction

Comme il a été mentionné dans le chapitre précédent, la conception d'un contrôleur flou nécessite une connaissance experte du concept à commander afin de faire un bon choix du nombre de fonction d'appartenance, leur forme ainsi que les règles d'inférences, avec cette approche traditionnelle la conception d'un contrôleur performant s'avère difficile.

Dans ce chapitre, nous proposons d'appliquer des méthodes méta-heuristiques pour le réglage des différents paramètres d'un contrôleur flou. En effet, dans la littérature, nous avons trouvé des études qui ont utilisés ce type de système intelligent dit l'algorithme génétique (GA) pour régler certains paramètres du contrôleur flou MPPT comme la table des règles de décision, les fonctions d'appartenance [40].

Cependant, il y a d'autres paramètres que l'on peut ajusté autres que la table de décision et les fonctions d'appartenance tels que le nombre de fonctions d'appartenance et leurs formes. Dans ce travail, un algorithme génétique (GA) est appliqué pour ajuster automatiquement les paramètres du FLC suivants:

- Le nombre de fonctions d'appartenance pour chaque variable du FLC;
- la forme des fonctions d'appartenance pour chaque variable du FLC;
- la distribution des fonctions d'appartenance pour chaque variable du FLC;
- les règles de la table de décision;
- les gains du contrôleur flou.

Au début, et comme première étape de ce chapitre, nous présenterons les méthodes d'optimisation adopté et qui seront par la suite, implémentées et utilisées pour l'obtention d'un contrôleur performant. Celui-ci est par la suite appliqué à notre GPV.

IV.2 Algorithmes génétiques

IV.2.1 Principe

Les algorithmes génétiques sont des méthodes fiables et robustes pour chercher des solutions dans des espaces immenses. Ils sont inspirés de la théorie biologique d'évolution de la sélection naturelle.

De manière globale, une population de base qui se compose le plus souvent de chaînes de caractères correspondant chacune à un chromosome est considérée au préalable. Le contenu de cette population initiale est généré aléatoirement. On attribue à chacune des solutions une note qui correspond à son adaptation au problème. Ensuite, on effectue une sélection au sein de cette population [35] (Fig IV.1).

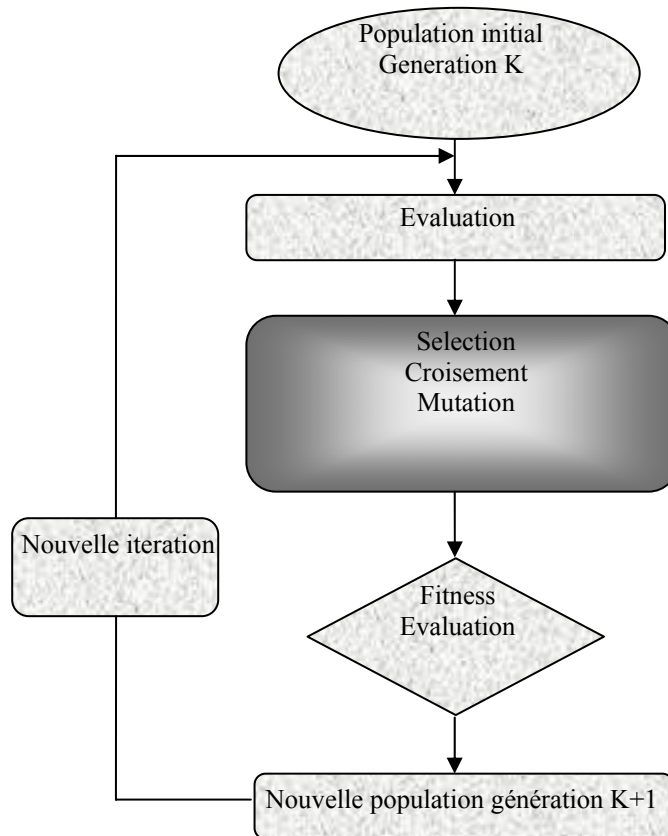


Figure IV.1: Principe de l’algorithme génétique.

Par la suite, lorsque deux chromosomes ont été sélectionnés, on réalise un croisement. On effectue ensuite des mutations sur une faible proportion d'individus, choisis aléatoirement. Ce processus nous fournit une nouvelle population (groupe d'enfants).

On réitère le processus un grand nombre de fois de manière à imiter le principe d'évolution, qui ne prend son sens que sur un nombre important de générations. On peut arrêter le processus au bout d'un nombre arbitraire de générations ou lorsqu'une solution possède une note suffisamment satisfaisante [41].

IV.2.2 Etape de cycle d'évolution

IV.2.2.1 Le codage des variables:

La première étape est de définir et de coder convenablement le problème. Pour les algorithmes génétiques, un des facteurs les plus importants est la façon dont sont codées les solutions (ce que l'on a nommé ici les chromosomes), c'est-à-dire les structures de données qui coderont les gènes.

A chaque paramètre d'optimisation x_i , nous faisons correspondre un *gène*. Nous appelons *chromosome* un ensemble de gènes. Nous appelons *population* un ensemble de N individus (chromosomes) que nous allons faire évoluer [41].

Il existe plusieurs techniques qui permettent le codage des solutions. Le codage binaire reste le type de codage le plus utilisé.

Son principe est de coder la solution selon une chaîne de bits (qui peuvent prendre les valeurs 0 ou 1). Cette manière de codage présente plusieurs avantages. En effet, les chaînes de bits permettent d'avoir plus de possibilités de croisement à cause de la longueur importante des chromosomes codés en binaire (le croisement peut avoir lieu à des différents endroits) [41].

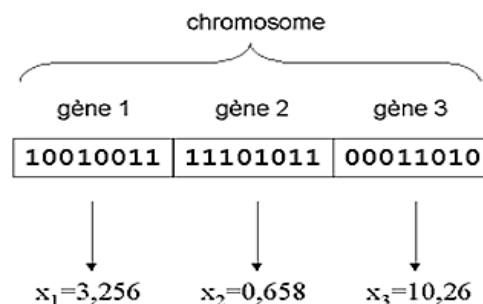


Figure.VI-2: Illustration schématique du codage des paramètres d'optimisation x_i .

IV.2.2.2 Génération de la population initiale:

On génère aléatoirement une population **PopInit** de n individus. Le choix de ces individus conditionne la rapidité de la convergence de l'algorithme.

La taille de cette population doit éviter les extrêmes. En effet, une population trop petite évoluera probablement vers un optimum local peu intéressant. Ainsi, son espace de

recherche ne comportera que très peu de solutions et l'AG ne convergera pas vers une solution optimale. Par opposition, une population trop grande sera inutile car le temps de convergence sera excessivement grand [39].

IV.2.2.3 L'évaluation des individus:

La fonction objectif ou fonction d'adaptation permet d'attribuer une note à chacun des individus de la population en fonction de ses performances.

IV.2.2.4 La sélection:

- **Sélection par rang:**

Si n individus constituent la population, cette technique de sélection consiste à conserver les k meilleurs individus, le hasard n'entre donc pas dans ce mode de sélection.

- **Sélection par roue de loterie:**

Un des algorithmes classiques de sélection est le prélèvement stochastique avec remplacement plus connu sous nom de «Roue de Loterie» [35]. Le principe est analogue à celui d'une roue de loterie. La roue est divisée en secteurs et chaque secteur est associé à un individu (Fig-VI.3).

Notons que la superficie du secteur est proportionnelle à la valeur de la fitness de l'individu.



Figure VI-3: Roue de Loterie.

L'indicateur est tourné et l'individu pointé est sélectionné, la superficie du secteur étant proportionnelle à la valeur de fitness de l'individu, les meilleurs individus auront donc une probabilité plus grande (plus de chances) d'être choisis.

L'algorithme de sélection continue ainsi jusqu'à ce que le nombre d'individus sélectionnés atteigne la taille de la population. Le principal inconvénient de cette méthode est qu'elle ne garantit pas que les meilleurs individus soient sélectionnés.

Une variante de cette méthode est la sélection « Roue de loterie avec reste stochastique ». Dans cette méthode, on calcule l'espérance de sélection de chaque individu. Cette valeur exprime le nombre de fois qu'un individu espère être sélectionné. Ce nombre étant réel, sa partie entière définit une sélection déterministe de l'individu concerné (un individu i est sélectionné n fois si la partie entière de son espérance est égale à n).

Le reste des individus (pour compléter la population) est sélectionné avec l'algorithme de la Roue de loterie classique, en utilisant les parties fractionnaires des espérances de chaque individu comme probabilité de sélection.

- **Sélection uniforme:**

La sélection se fait aléatoirement, uniformément et sans intervention de la valeur d'adaptation. Chaque individu a donc une probabilité $1/P$ d'être sélectionné, où P représente le nombre total d'individus dans la population.

IV.2.2.5 Le croisement:

La population obtenue dans l'étape de la sélection est parcourue et chaque solution a une probabilité P_c d'être sélectionnée pour le croisement. Cette étape permet de combiner rapidement les gènes des individus. Différentes méthodes de croisement peuvent être utilisées à savoir: croisement en un point et croisement en deux points.

- **Croisement en un point:**

On choisit au hasard un point de croisement, pour chaque couple (Fig.VI-4). Notons que le croisement s'effectue directement au niveau binaire, et non pas au niveau des gènes. Un chromosome peut donc être coupé au milieu d'un gène.

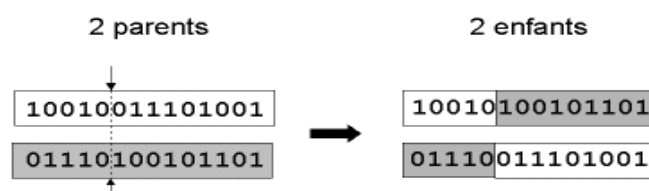


Figure VI-4: Représentation schématique du croisement en 1 point.

- **Croisement en deux points:**

On choisit au hasard deux points de croisement (Fig.VI-5).



Figure.VI-5: Représentation schématique du croisement en 2 point.

IV.2.2.6 La mutation:

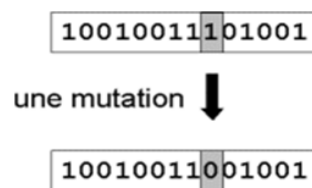


Figure VI-6: Représentation schématique d'une mutation dans un chromosome.

Nous définissons une *mutation* comme étant l'inversion d'un bit dans un chromosome (Fig.VI-6). Cela revient à modifier aléatoirement la valeur d'un paramètre.

Les mutations jouent le rôle de bruit et empêchent l'évolution de se figer. Elles permettent d'assurer une recherche aussi bien globale que locale, selon le poids et le nombre des bits mutés. De plus, elles garantissent mathématiquement que l'optimum global peut être atteint [41].

IV.2.3 Réglage des paramètres des algorithmes génétiques

- **La taille de la population:**

La taille de la population doit éviter les extrêmes. En effet, une population trop petite évoluera probablement vers un optimum local peu intéressant. Par opposition, une population trop grande sera inutile car le temps de convergence sera excessif.

Mais il faut être conscient que cette taille de population dépend de la puissance de calcul dont on dispose, des méthodes utilisées (sélection, opérateurs génétiques...), du nombre de variables considérées et de la fonction d'adaptation. Si la fonction à optimiser comporte peu

d'optima locaux et un optimum global net, la population nécessaire sera plus petite que dans le cas d'une fonction beaucoup plus compliquée comportant de nombreux optima locaux[41].

- **Le taux de croisement (P_c):**

C'est la probabilité avec laquelle un individu est choisi pour participer à l'opérateur de croisement. Son choix est généralement expérimental et sa valeur est très souvent prise entre 0.5 et 0.9. Plus le taux est élevé, plus la population subit des changements importants. Ainsi, la convergence va être très rapide si le taux de croisement est proche de 1.

- **Le taux de renouvellement [32]:**

Ce paramètre désigne le pourcentage de la population qui doit être remplacé par leurs enfants dans la génération suivante. Si ce taux vaut 1, toute la population doit être remplacée. Il existe différentes stratégies de ce renouvellement (remplacement):

- On garde uniquement les enfants,
- Les enfants remplacent les individus les moins forts de la génération courante,
- La nouvelle génération est constituée des N meilleurs individus de la population,
- A chaque génération on garde les deux meilleurs individus entre les enfants et les parents.

- **Le taux de mutation (P_m):**

C'est la probabilité avec laquelle on applique l'opérateur de mutation sur un individu de la population. Si cette probabilité est très petite, plusieurs individus pouvant être optimaux ne seront jamais générés. La population risque donc de ne pas être diversifiée.

Dans le cas contraire, il y aura une grande perturbation des individus générés et la recherche devient purement aléatoire. Ainsi, les individus générés perdent leurs ressemblances avec leurs parents. Des études empiriques conseillent d'utiliser un taux de mutation qui vaut 0.01 [35].

- **Le Critère d'arrêt [32]:**

Afin de permettre à l'algorithme de s'arrêter, différents critères d'arrêt peuvent être utilisés, le plus simple est de fixer un nombre de générations maximal T après lequel la recherche se termine. Un autre critère d'arrêt peut aussi être utilisé. Celui-ci vérifie la création

de nouvelles solutions plus performantes parmi la population. Ainsi, si le meilleur individu de la population reste inchangé pendant un nombre donné t_n de générations, on considère que l'algorithme a convergé et que cette meilleure solution est l'optimum de cette recherche.

IV.3 Conception automatique d'un contrôleur flou [32]

Nous présenterons, dans cette section, une manière d'automatiser la conception d'un contrôleur flou. Pour cela et pour des raisons de simplification, mais aussi d'optimisation, nous adopterons certaines hypothèses et des contraintes sur la forme de la table de décision du contrôleur flou et des fonctions d'appartenance des variables considérées dans le contrôleur.

IV.3.1 Hypothèses et contraintes liées au contrôleur flou

Les conditions et hypothèses qui se présentent à la conception du CLF sont:

- Les *variables du contrôleur* sont l'erreur et la variation de l'erreur en entrée et la commande en sortie.
- Le *nombre d'ensembles flous* NEF pour chaque variable peut prendre une des valeurs possibles suivantes {3, 5, 7, 9} seulement. En effet, dans la littérature la plupart des conceptions de contrôleurs flous utilisent cette plage de valeurs, ce choix est davantage favorisé par le codage des solutions dans l'optimisation (le nombre d'ensembles flous est codifié en 2 bit seulement réduisant ainsi la taille du chromosome).
- Les *ensembles flous* seront nommés par la désignation standard et indexé par ordre croissant, si par exemple le nombre d'ensembles flous d'une variable linguistique est égal à 5: les ensembles flous correspondant seront: NG, NP, Z, PP, PG indexés de 1 à 5. De plus les ensembles flous comme NG et NP seront considérés opposés à PG et PP respectivement.

IV.3.2 Définition de la table de décision

L'objectif est de trouver une manière d'automatiser la construction de la table de décision. Cela revient à remplir automatiquement les cases de la table (voir le tableau VI-1) par des ensembles flous de la variable de sortie: *commande*.

Tableau VI-1: Table de décision 3x3 à définir

Δe^e	NG	Z	PG
NG	?	?	?
Z	?	?	?
PG	?	?	?

Afin de chercher objectivement des solutions (remplissage des tables) qui éviteraient d'obtenir des tables anarchiques, certaines hypothèses seront adoptées. Cela permettra d'écarter les tables de décision incohérentes.

IV.3.2.1 Hypothèses liées à la table de décision:

À partir de valeurs (index des ensembles flous) extrêmes en entrée (variables linguistiques *erreur* et *variation de l'erreur*), résultent le plus souvent une valeur extrême en sortie (variable linguistique *commande*), alors que:

- Une valeur moyenne en sortie est généralement générée à partir de valeurs moyennes en entrée.
- Des combinaisons similaires de valeurs en entrée conduisent généralement à une valeur similaire en sortie.

En se basant sur les contraintes précédentes, on a adopté et implémenté une méthode inspirée du travail de [37] pour la conception automatique de la table de décision du contrôleur flou.

IV.3.2.2 Principe de la méthode:

D'abord une sortie de grille est construite à partir de deux paramètres d'espacement $PsGe$ et $PsG\Delta e$. L'un concerne la première entrée du contrôleur flou: l'*erreur*, et l'autre concerne la deuxième entrée: la *variation de l'erreur* [33].

Le premier (resp. le deuxième) paramètre d'espacement $PsGe$ (resp. $PsG\Delta e$) fixe les abscisses (resp. les ordonnées) des points formant la grille dans l'univers de discours (entre -1 et +1) avec un simple calcul que l'on détaillera par la suite.

Chaque abscisse (resp. ordonnée) représente un ensemble flou de la variable d'entrée: *erreur* (resp. *variation de l'erreur*), le nombre de points formant la grille est ainsi égal au produit des nombre d'ensembles flous de chaque variable d'entrée.

Une fois les points de la grille placés (comme le montre la figure VI-7), nous introduisons les points de sortie sur une droite correspondant à la variable de sortie: *commande*. Cette fois, ce sont des points (de sortie) qui représentent les ensembles flous et non pas leurs coordonnées. Le nombre de points est égal au nombre d'ensembles flous de la variable de sortie [33].

Un troisième paramètre d'espacement ***PsGc***, fixe les abscisses des points de sortie de la même manière que pour les points de la grille, tandis que les ordonnées seront calculées par un autre paramètre «angle» qui détermine la pente la droite portant les points de sortie.

Chaque point de la grille représente une case de la table de décision et chaque point de sortie représente un ensemble flou de la variable linguistique *commande*. On affecte à chaque point de la grille le point de sortie le plus proche et ainsi la case correspondant dans la table contiendra l'ensemble flou représenté par le point de sortie correspondant. Et puisque toutes les coordonnées des points (points grille et points sortie) ont été calculées, l'affectation peut se faire en calculant la distance minimale séparant un point de la grille de chaque point de sortie. Cependant, un problème peut se poser en cas d'égalité de deux distances minimales.

Nous avons proposé de prendre le point de sortie dont l'ensemble flou correspondant est d'index inférieur s'il s'agit d'une case de la partie diagonale supérieure de la table et le point de sortie dont l'ensemble flou est d'index supérieur si la case appartient à la partie diagonale inférieure [33].

IV.3.2.3 Paramètre d'espacement:

Le paramètre s'espacement ***Ps*** définit la manière dont les coordonnées des points intermédiaires (entre le centre et les extrémités) sont espacées par rapport au centre.

En effet, plus le paramètre est supérieur à 1, plus les coordonnées sont davantage rapprochées du centre et plus le paramètre est inférieur à 1, plus les coordonnées sont éloignées du centre.

Les coordonnées C_i sont de nombre égal à celui des ensembles flous utilisés. Ces coordonnées sont d'abord prises dans l'univers de discours $[-1 \ 1]$ d'une manière équidistante (CE_{qi}) pour être élevées à la puissance du paramètre d'espacement correspondant, tel que:

$$CE_{qi} = 2 \cdot \frac{i-1}{NEF-1} - 1 \quad (IV.1)$$

$$C_i = (CE_{qi})^{P_s}, \quad i=1..NEF \quad (IV.2)$$

NEF est le nombre d'ensembles flous utilisés. Il est clair que si le paramètre égal à 1, les coordonnées restent équidistantes.

Tableau VI-2: Coordonnées des points intermédiaires selon le paramètre d'espacement.

P_s	Coordonnées						
0.25	-1	-0.90	-0.76	0	0.76	0.90	1
0.5	-1	-0.81	-0.58	0	0.58	0.81	1
1	-1	-0.67	-0.33	0	0.33	0.67	1
2	-1	-0.44	-0.11	0	0.11	0.44	1
4	-1	-0.20	-0.01	0	0.01	0.20	1

Le tableau VI-2 donne les coordonnées calculées pour une variable linguistique avec 7 ensembles flous en utilisant différents paramètres d'espacement.

Exemple: La grille de la figure VI-7 est construite en utilisant cinq ensembles flous pour chaque variable à partir des paramètres suivants:

Paramètres d'espacement des deux entrées et de la sortie égaux à 1.

Paramètre angle égal à 60°.

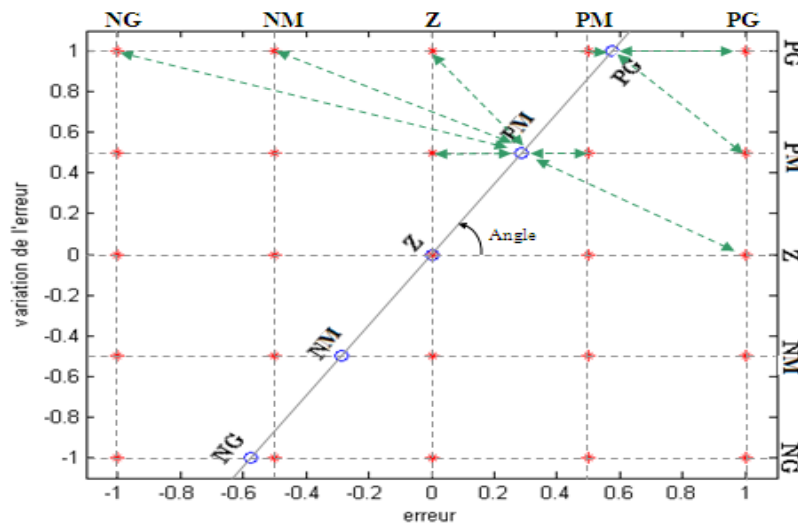


Figure VI-7: Représentation des points de la grille et des points de la sortie de l'exemple.

Les points de la grille sont représentés par des étoiles rouges et les points de sortie par des cercles bleus. Les flèches vertes représentent quelques distances minimales entre les points grille et les points de sortie expliquant l'affectation des ensembles flous aux cases de la table de décision [33].

La table de décision dérivée est donnée ci-après:

Tableau VI-3: Table de décision obtenue avec les paramètres de l'exemple.

Δe^c	NG	NM	Z	PM	PG
NG	NG	NG	NM	NM	NM
NM	NG	NM	NM	Z	Z
Z	NM	Z	Z	Z	PM
PM	Z	Z	PM	PM	PG
PG	PM	PM	PM	PG	PG

Remarque: Les paramètres d'espacement égaux à 1 et l'angle égal à 45° donnent lieu à la table de décision standard de Mac Vicar-Whelan [39].

IV.3.3 Définition de paramètre d'espacement des fonctions d'appartenances

Chaque variable linguistique (*erreur*, *variation de l'erreur*, *commande*) est caractérisée par un certain nombre d'ensembles flous et chaque ensemble flou est défini par sa fonction d'appartenance. Considérons d'abord les fonctions d'appartenance triangulaires:

Trois paramètres $[P1 \ P2 \ P3]$ sont nécessaires à la définition de telles fonctions [33]:

- l'abscisse gauche de la base,
- l'Abscisse du sommet,
- et celle droite de la base.

Les ordonnées étant fixées à $[0 \ 1 \ 0]$ respectivement, les abscisses des sommets des triangles sont calculées par le même principe d'espacement utilisé pour les coordonnées des points dans la définition de table de décision (voir paragraphe précédent). $PsFe$, $PsF\Delta e$ et $PsFc$ sont les paramètres d'espacement des fonctions d'appartenance des variables *erreur*, *variation de l'erreur*, *commande* respectivement.

Chaque base d'un triangle commence par une abscisse égale à celle du sommet du triangle précédent et se termine par celle du triangle suivant.

IV.3.4 Paramètre de forme

La méthode d'espacement des fonctions d'appartenances étant inspiré de [36, 37, 38]. Nous avons introduit un paramètre P_f dans le but d'être en mesure de changer la forme des fonctions d'appartenance lors de l'optimisation par les méta-heuristiques.

Après étude des différentes formes des fonctions d'appartenance définies dans MATLAB (Fuzzy Toolbox), il s'est avéré que seulement trois types de forme conviennent à notre méthode de conception et d'optimisation:

- la forme trapézoïdale (**trapmf**) qui inclut la forme triangulaire,
- la forme gaussienne double ou à deux cotés (**gauss2mf**),
- et celle pi (**pimf**).

On ne va considérer que les deux premières formes. Nous avons défini le paramètre de forme P_f comme étant un nombre réel tel que: $0 \leq P_f < 2$.

La partie entière $E(P_f)$ de ce paramètre détermine la forme à utiliser et la partie fractionnaire de P_f détermine l'écartement par rapport au centre de la forme.

A. Partie entière de P_f :

La partie entière de ce paramètre détermine la forme des fonctions d'appartenance comme suit:

- $E(P_f) = 0$: forme trapézoïdale ou triangulaire (trapmf)
- $E(P_f) = 1$: forme gaussienne double (gauss2mf).

Sous Matlab, la forme trapézoïdale est définie avec quatre paramètres $[P1 \ P2 \ P3 \ P4]$:

- Abscisse gauche de la base,
- Abscisse gauche du sommet,
- Abscisse droite du sommet,
- Abscisse droite de la base,

Les ordonnées étant fixées à $[0 \ 1 \ 1 \ 0]$ respectivement. La forme trapézoïdale se trouve ainsi cadrée par quatre points: $(P1, 0)$, $(P2, 1)$, $(P3, 1)$ et $(P4, 0)$ (voir Fig.VII-15). De plus, si $P2 = P3$ on obtient une forme triangulaire.

Par contre, la forme gaussienne double est définie sous Matlab avec quatre autres paramètres $[Sig1 \ C1 \ Sig2 \ C2]$ tels que:

$$Y(x) = \text{Exp}\left(-\frac{(x - C1)^2}{2 \cdot (Sig1)^2}\right) \quad (\text{IV.3})$$

Définit la courbe de la forme gauss2mf du côté gauche,

$$Y(x) = \text{Exp}\left(-\frac{(x - C2)^2}{2 \cdot (Sig2)^2}\right) \quad (\text{IV.4})$$

Définit la courbe de la forme gauss2mf du côté droit.

Afin de pouvoir utiliser cette forme dans le cadre de notre méthode, nous devons la cadrer par les mêmes points utilisés pour la forme trapézoïdale. En d'autres termes, nous cherchons à définir la forme gauss2mf avec les paramètres $[P1 \ P2 \ P3 \ P4]$ au lieu de $[Sig1 \ C1 \ Sig2 \ C2]$.

Pour cela, nous avons adopté un nombre ε assez petit (dans notre programme $\varepsilon = 0.01$ convient parfaitement) tel que:

- La courbe du côté gauche de gauss2mf passe par les points $(P1, \varepsilon)$ et $(P2, 1)$,
- La courbe du côté droit de gauss2mf passe par les points $(P3, 1)$ et $(P4, \varepsilon)$.

Cette formulation nous conduit à établir les deux systèmes d'équations suivants:

$$\begin{cases} \text{Exp}\left(-\frac{(P1 - C1)^2}{2 \cdot (\text{Sig1})^2}\right) = \varepsilon \\ \text{Exp}\left(-\frac{(P2 - C1)^2}{2 \cdot (\text{Sig1})^2}\right) = 1 \end{cases} \quad (\text{IV.5})$$

$$\begin{cases} \text{Exp}\left(-\frac{(P4 - C2)^2}{2 \cdot (\text{Sig2})^2}\right) = \varepsilon \\ \text{Exp}\left(-\frac{(P3 - C2)^2}{2 \cdot (\text{Sig2})^2}\right) = 1 \end{cases} \quad (\text{IV.6})$$

Dont la résolution donne:

$$C1 = P2 ; C2 = P3 ; \text{Sig1} = \sqrt{-\frac{(P1 - P2)^2}{2 \cdot \log(\varepsilon)}} ; \text{Sig2} = \sqrt{-\frac{(P4 - P3)^2}{2 \cdot \log(\varepsilon)}} \quad (\text{IV.7})$$

Remarque: ε a été utilisé car les deux courbes gaussiennes ne passent jamais par un point d'abscisse nulle.

B. Partie fractionnaire de P_f :

La partie fractionnaire de P_f détermine l'écartement par rapport au centre de la forme comme le montre les figures VI-8 et VI-9 suivantes:

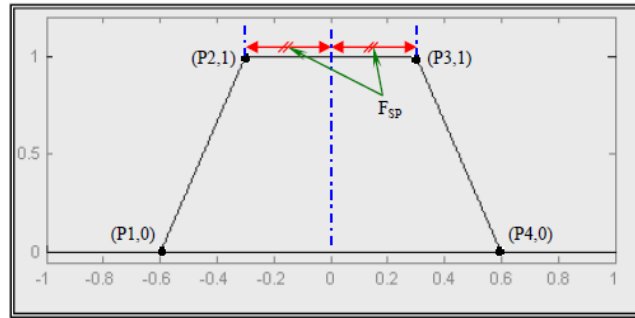


Figure VI-8: Fonction d'appartenance de forme trapézoïdale.

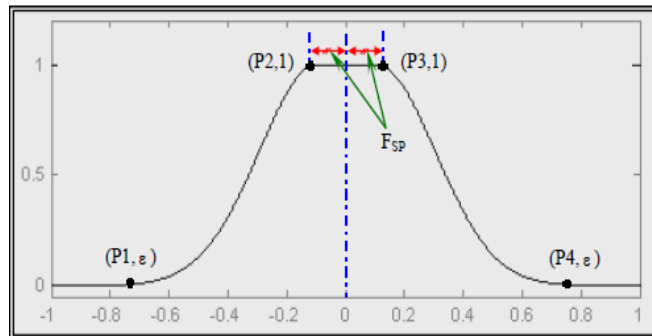


Figure VI-9: Fonction d'appartenance de forme gaussienne à deux côtés.

Le nombre d'ensembles flous NEF de chaque variable n'étant pas fixe mais optimisé par une méthode d'optimisation, rend non envisageable de prendre un paramètre de forme pour chaque fonction d'appartenance. Pour cela, trois types de paramètres sont considérés:

- $P_f M$ pour la fonction du milieu,
- $P_f E$ pour celle de l'extrémité,
- $P_f I$ des fonctions intermédiaires (entre le milieu et l'extrémité).

Ces derniers seront alors déduits des deux paramètres précédents de sorte à ce qu'ils aient des valeurs intermédiaires équidistantes.

Le paramètre de forme $P_f I(j)$ de la j ème fonction intermédiaire sera alors calculé comme suit:

$$P_f I(j) = P_f M + 2(j-1) \frac{P_f E - P_f M}{NEF-1} \text{ avec } j = 1 \dots \left(\frac{NEF+1}{2}\right) \quad (IV.8)$$

$$\text{Notons que: } P_f I(1) = P_f M \text{ et } P_f I\left(\frac{NEF+1}{2}\right) = P_f E \quad (IV.9)$$

Nous noterons par $P_f Me$, $P_f M\Delta e$ et $P_f Mc$ les paramètres de forme de la fonction d'appartenance du milieu pour les variables *erreur*, *variation de l'erreur*, *commande* respectivement, et par $P_f Ee$, $P_f E\Delta e$ et $P_f Ec$ les paramètres de forme de la fonction d'appartenance de l'extrémité pour les variables *erreur*, *variation de l'erreur*, *commande* respectivement.

Nous présentons sur les Figures VI-10 et VI-11 des exemples illustratifs de l'effet du paramètre de forme sur la génération des fonctions d'appartenance.

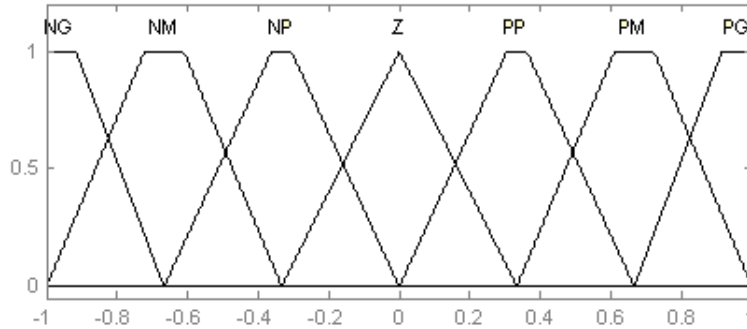


Figure VI-10: Fonctions d'appartenance avec $NEF=7$, $P_f M=0$, $P_f E=0.5$, et $P_s=1$.

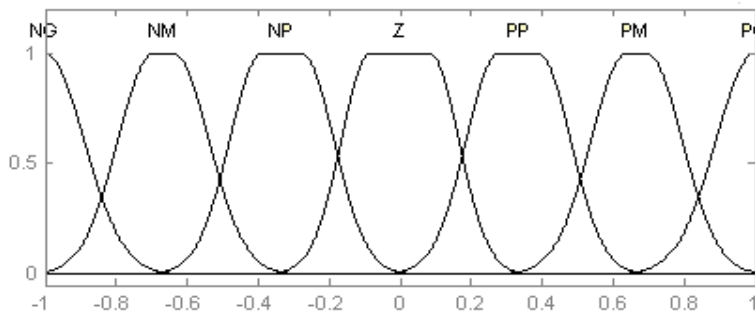


Figure VI-11: Fonctions d'appartenance avec $NEF=7$, $P_f M=1.5$, $P_f E=1$, et $P_s=1$.

Si le paramètre de forme de la fonction du milieu est égal à celui de l'extrémité alors toutes les fonctions d'appartenance auront la même forme définie par ce paramètre.

Pour éviter d'éventuels chevauchements entre les fonctions d'appartenance, il est nécessaire de fixer un écartement maximum égal à la moitié de la distance minimale entre les deux sommets voisins. En effet de tels chevauchements risquent de conduire au problème d'aplatissement de la caractéristique du régulateur bien connu en commande floue.

IV.4 Implémentation Matlab

Les paramètres du contrôleur flou à optimiser par AG pour chaque variable sont:

- Le nombre d'ensembles flous: $NEFe$, $NEF\Delta e$ et $NEFc$.
- Les paramètres de formes du milieu et de l'extrémité: $P_f Me$, $P_f M\Delta e$, $P_f Mc$ et $P_f Ee$, $P_f E\Delta e$, $P_f Ec$.
- Les paramètres d'espacement des fonctions d'appartenances: $PsFe$, $PsF\Delta e$ et $PsFc$.
- Les paramètres d'espacement de la grille: $PsGe$, $PsG\Delta e$ et $PsGc$.
- Les gains du contrôleur flou: Ge , $G\Delta e$ et Gc .

L'AG devra aussi optimiser le paramètre *Angle* pour la variable *commande*.

IV.4.1 Codage des paramètres

Le codage binaire des paramètres dans l'AG nécessite l'affectation d'un intervalle de variation pour chaque paramètre. Dans notre étude, les paramètres utilisés et leurs intervalles de variation, ainsi que leurs pas de précision sont donnés dans le tableau (VI-4):

Tableau VI-4. Paramètres utilisés pour le codage.

Paramètre	Intervalle	Précision	Nombre de bits
Nombre d'ensemble flou NEF	[3 , 9]	2	2
Paramètre de forme P_f	[0 , 1.99]	0.01	8
Espacement des fonctions d'appartenance $PsFI$	[0.1 , 1]	0.01	7
Espacement de la grille $PsGI$	[0.1 , 1]	0.01	7
Paramètre <i>Angle</i>	[0 , $\pi/2$]	$\pi/521$	9
Gains des entrées Ge , $G\Delta e$	[0 , 50]	0.01	13
Gain de la sortie Gc	[0 , 50]	0.1	9

Nous aurons finalement la structure du chromosome illustrée sur le tableau VI-5 suivant:

Tableau VI.5: La structure du chromosome.

<i>NEFe</i> (2 bit)	<i>NEFΔe</i> (2 bit)	<i>NEFc</i> (2 bit)	<i>P_fMe</i> (8 bit)	<i>P_fEe</i> (8 bit)	<i>P_fMΔe</i> (8 bit)	<i>P_fEΔe</i> (8 bit)	<i>P_fMc</i> (8 bit)	<i>P_fEc</i> (8 bit)	<i>PsFel</i> (7 bit)	<i>PsFΔel</i> (7 bit)
<i>PsFc1</i> (7 bit)	<i>PsFe2</i> (1 bit)	<i>PsFΔe2</i> (1 bit)	<i>PsFc2</i> (1 bit)	<i>PsGel</i> (7 bit)	<i>PsGΔel</i> (7 bit)	<i>PsGc1</i> (7 bit)	<i>PsGe2</i> (1 bit)	<i>PsGΔe2</i> (1 bit)	<i>PsGc2</i> (1 bit)	<i>Angle</i> (9 bit)
<i>Ge</i> (13 bit)	<i>GΔe</i> (13 bit)	<i>Gc</i> (9 bit)								

Cette codification nécessite donc un chromosome de 146 bits pour chaque individu, Ceci signifie qu'il y a 2^{146} (environ 9×10^{43}) solutions ou cas possibles. Ce qui constitue un défi pour les méthodes d'optimisations qui devra chercher des contrôleurs optimaux dans ce vaste espace de recherche.

IV.4.2 Fonction d'évaluation (Fitness)

L'évaluation de la performance d'un contrôleur flou donné est basée sur les résultats de la simulation de son application au système commandé. Les valeurs des erreurs calculées par rapport à la référence à chaque instant d'échantillonnage, ainsi qu'éventuellement les instants de leurs prélèvements serviront au calcul de la fitness de l'individu (Contrôleur flou).

La valeur de la fitness est calculée comme suit [33]:

$$fitness = 1 / \sum_{k=1}^n Temps(k) \cdot |Erreur(k)| \quad (IV.10)$$

Cet index choisi exprime les critères de performance tels que la rapidité, la précision et la stabilité de la réponse du système commandé.

IV.4.3 Paramètres de l'algorithme génétique:

La technique de l'AG implémentée est soumise à plusieurs paramètres:

Population initiale (**PopInit**): aléatoire.

Méthode de sélection: (**IndSelect**).

Méthode de croisement: (**IndCrois**).

Probabilité de croisement: (**Pc**).

Probabilité de mutation: (**Pm**).

Critère d'arrêt: nombre d'itération (**Nbit**).

VI.5 Application du contrôleur flou optimisé par algorithmes génétiques (GAOFLC) à la commande du GPV

Architecture de notre GAOFLC est représentée dans figure IV.12 [33]:

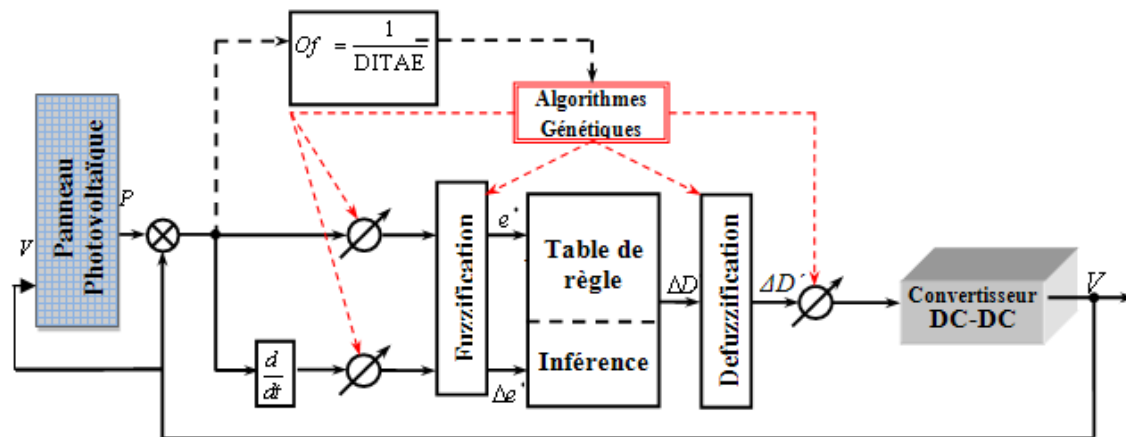


Figure IV.12: Architecture du contrôleur génétique

L'algorithme de réglage optimal FLC basé sur la méthode GA est appliqué et les paramètres du contrôleur résultant sont définis. Durant le processus de recherche, le GA cherche le réglage optimal des paramètres FLC qui maximisent la fonction de coût. Des solutions à faible DITAE sont considérées comme les plus aptes [33].

Tableau IV.6: Paramètre adopté de l'AG

Taille de population	25
Nombre de générations	3
Méthode de sélection	Sélection par roue
Méthode de croisement	Croisement en un point
Probabilité de croisement	0.9
Probabilité de mutation	0.1

Plusieurs séries d'exécutions ont été effectuées avec une variation de tous les paramètres GA (principalement la taille des populations, la routine de sélection, la méthode de croisement, croisement et probabilités de mutation).

Après le processus d'optimisation, le meilleur résultat a été obtenu pour une valeur de la $fitness=2.043$, soit un $DITAE=0.48$. Les caractéristiques correspondantes sont illustrées par le tableau (IV.6) [33]. Les paramètres de conception GAOFLC et ses principales caractéristiques (MFS et le table de décision) sont présentés dans le tableau (IV.7), la figure (IV.13) et le tableau (IV.8).

Tableau IV.7 Paramètres de conception du GAOFLC

Paramètres	Valeurs
NFS_e , $NFS_{\Delta e}$, $NFS_{\Delta u}$	3, 9, 3
PSG_e , $PSG_{\Delta e}$, $PSG_{\Delta u}$	0.77, 0.27, 0.5
$Angle$	0.2218 rad
PSF_e , $PSF_{\Delta e}$, $PSF_{\Delta D}$	0.37, 0.5, 0.7
$SP_M e$, $SP_M \Delta e$, $SP_M \Delta d$	0.28, 0.73, 0.72
$SP_E e$, $SP_E \Delta e$, $SP_E \Delta D$	1.89, 0.84, 1.78
G_e , $G_{\Delta e}$, $G_{\Delta D}$	-0.079, -0.46, 1

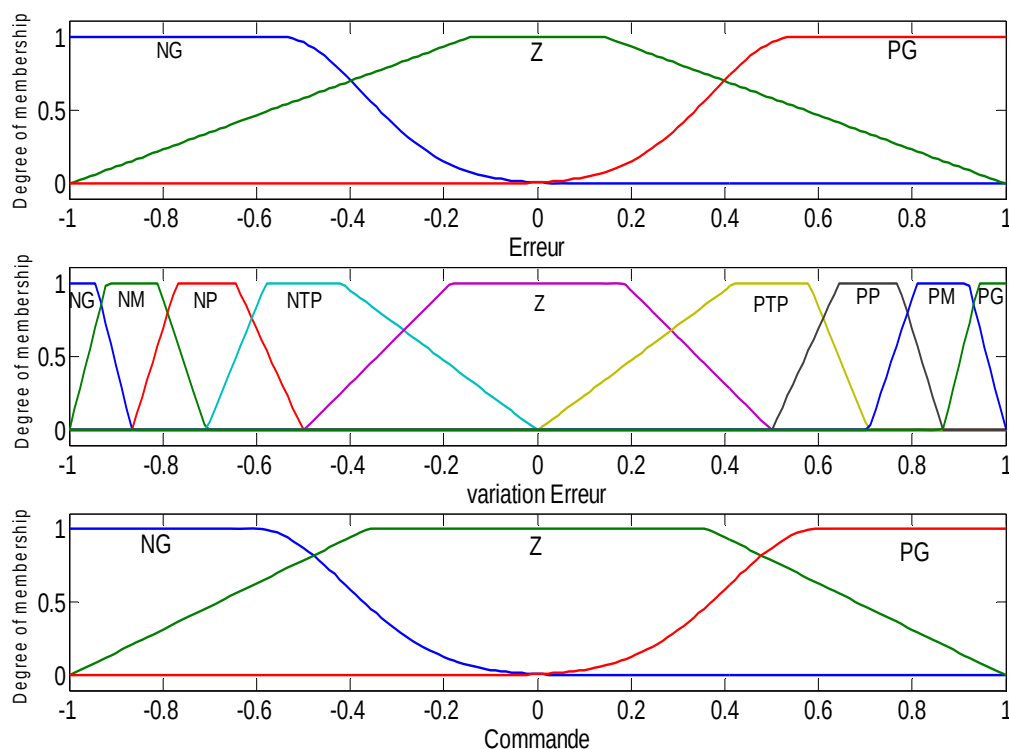
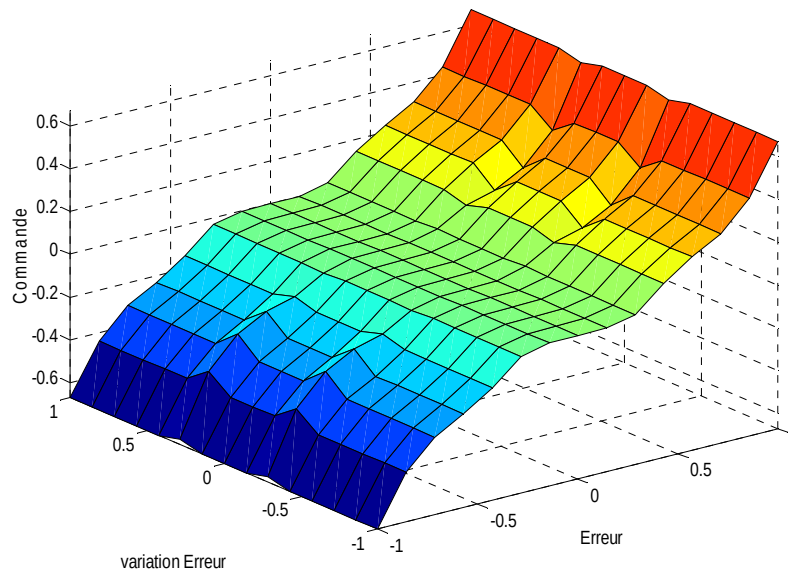


Figure IV.13: Fonction d'appartenance de GAOFLC

Tableau IV.8: Table de décision du GAOFLC

D		Δe								
		NG	NM	NP	NTP	Z	PTP	PP	PM	PG
e	NG	NG	NG	NG	NG	NG	NG	NG	NG	NG
	Z	Z	Z	Z	Z	Z	Z	Z	Z	Z
	PG	PG	PG	PG	PG	PG	PG	PG	PG	PG

La surface représentant la relation entre les trois variables du contrôleur est présentée dans la figure VI-14 donné comme suit:

**Figure IV.14:** La relation entre les 3 variables

IV.6 Simulations et résultats

Dans ce qui suit, l'GAOFLC dérivé est utilisé dans différentes tâches de commande du point de puissance maximale pour tester sa précision, sa robustes ainsi que sa stabilité.

On effectuera les même tests des simulations que précédemment, et en présentera la réponse des deux autres contrôleurs intelligents (neuronal et flou) avec celle de GAOFLC afin de pouvoir comparer leurs performances.

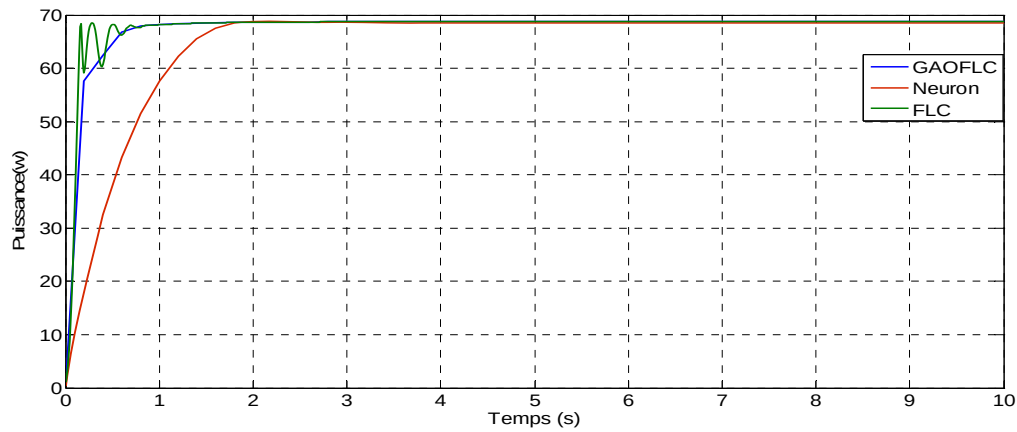


Figure IV.15: Réponse des 3 contrôleurs intelligents dans les conditions standards

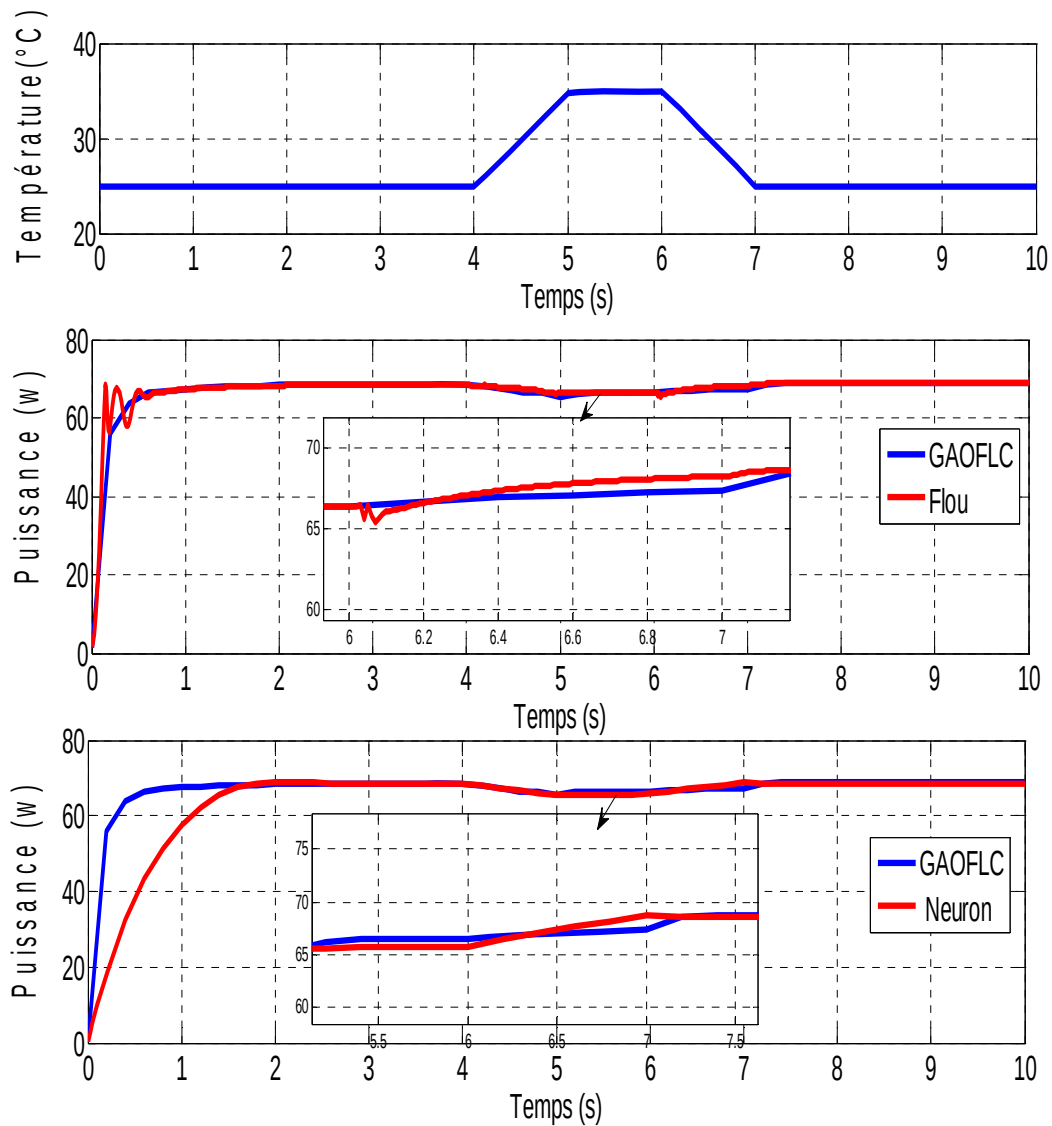


Figure IV.16: Réponse des trois contrôleurs intelligents pour des variations rapide de T

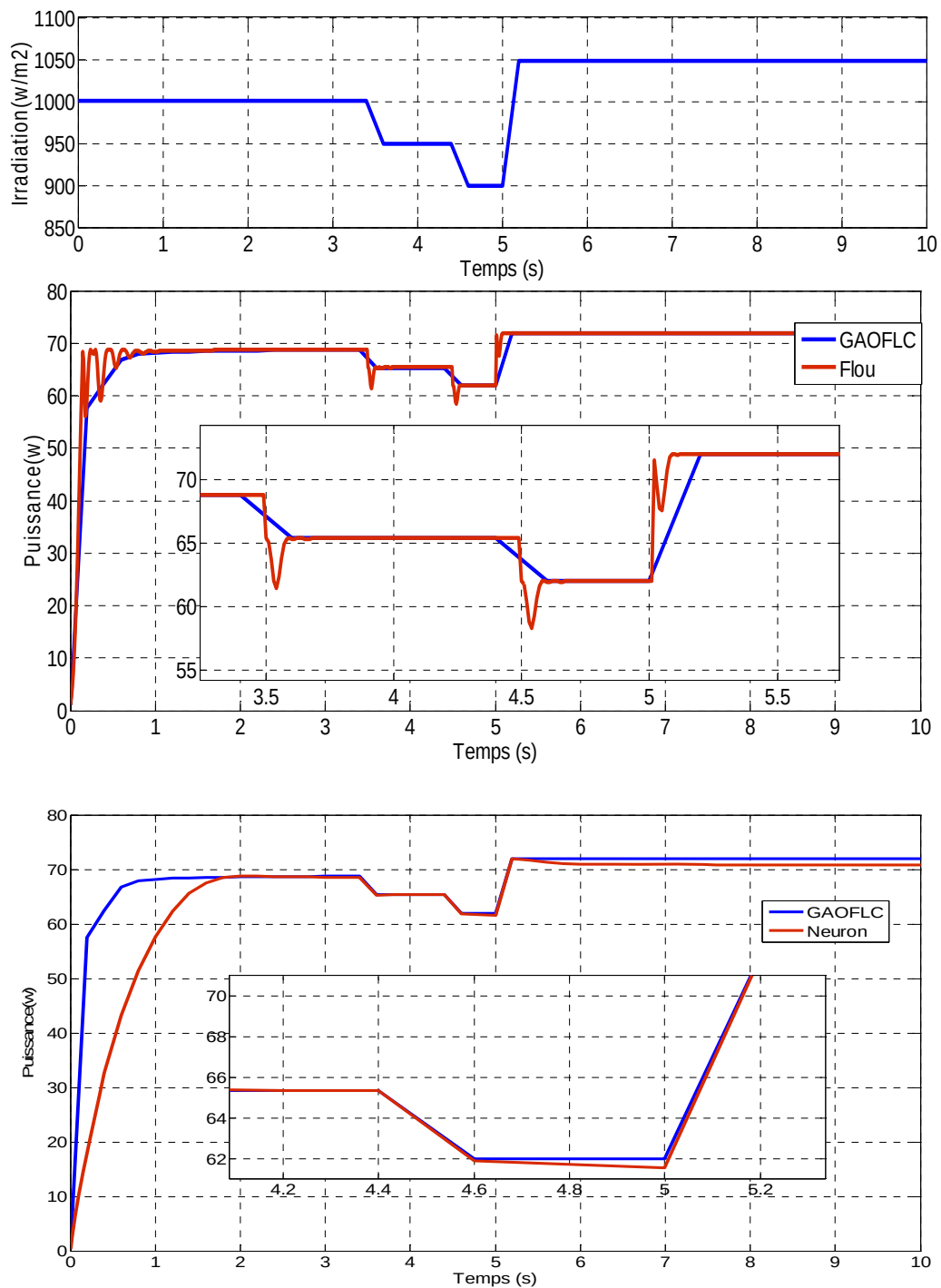


Figure IV.17: Réponse des trois contrôleurs intelligents pour des variations rapides de S

Les figures IV.16 et IV.17 représente les réponses des trois contrôleurs pour une variation rapide de T, diminution et augmentation de 35°C à 25°C en 1 s et une variation rapide d'irradiation de 1000w/m² à 900w/m² par 950w/m² et revenir du 900 w/m² à 1050 w/m² en 0.3s.

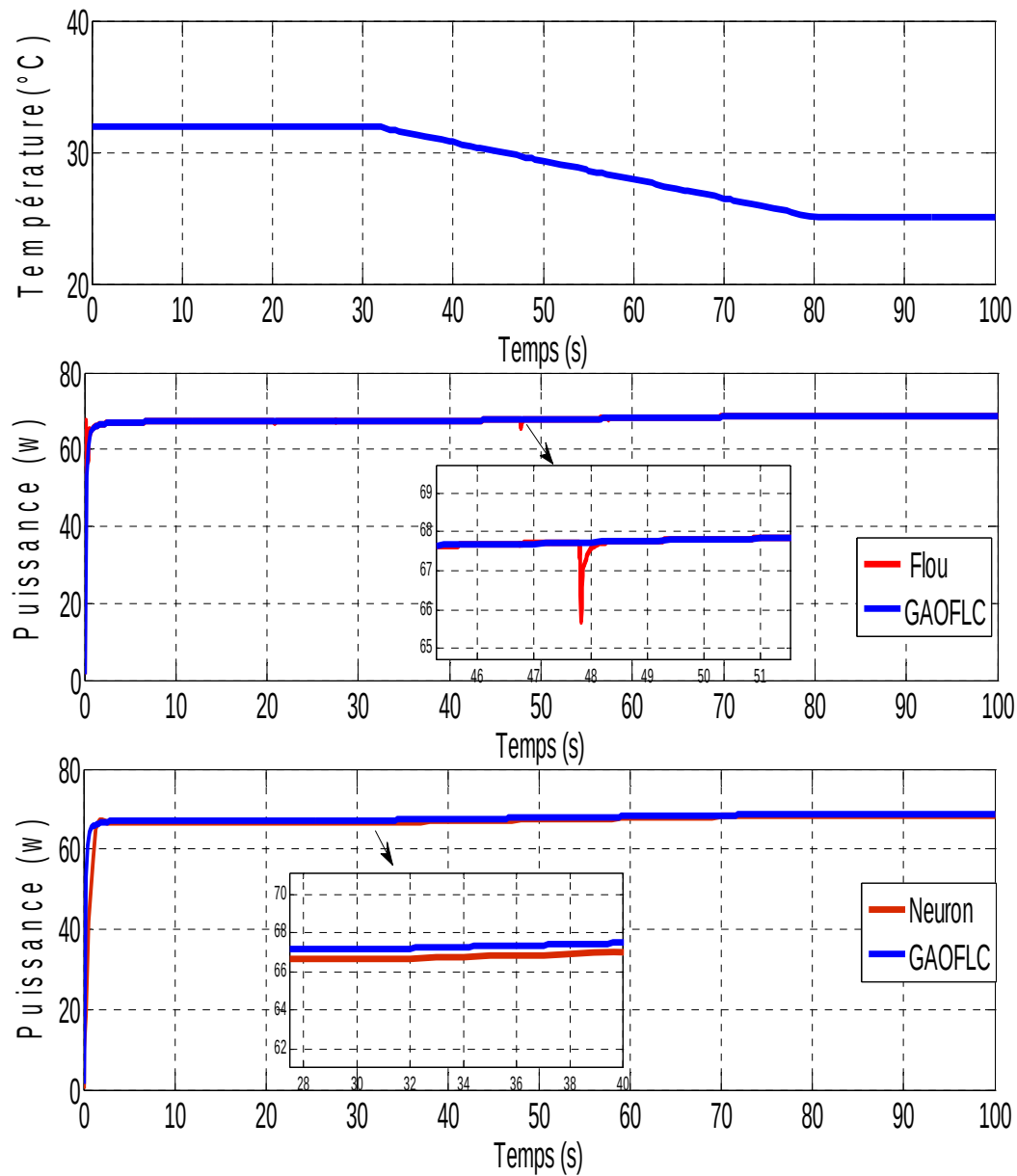


Figure IV.18: Réponse des trois contrôleurs intelligents pour des variations longue de T

Les figures IV.18 et IV.19 représente les réponses des trois contrôleurs pour une variation longue de T , diminution de 32°C à 25°C en 50s, et une variation longue d'irradiation S de 1000 w/m² à 900 w/m² en 200s.

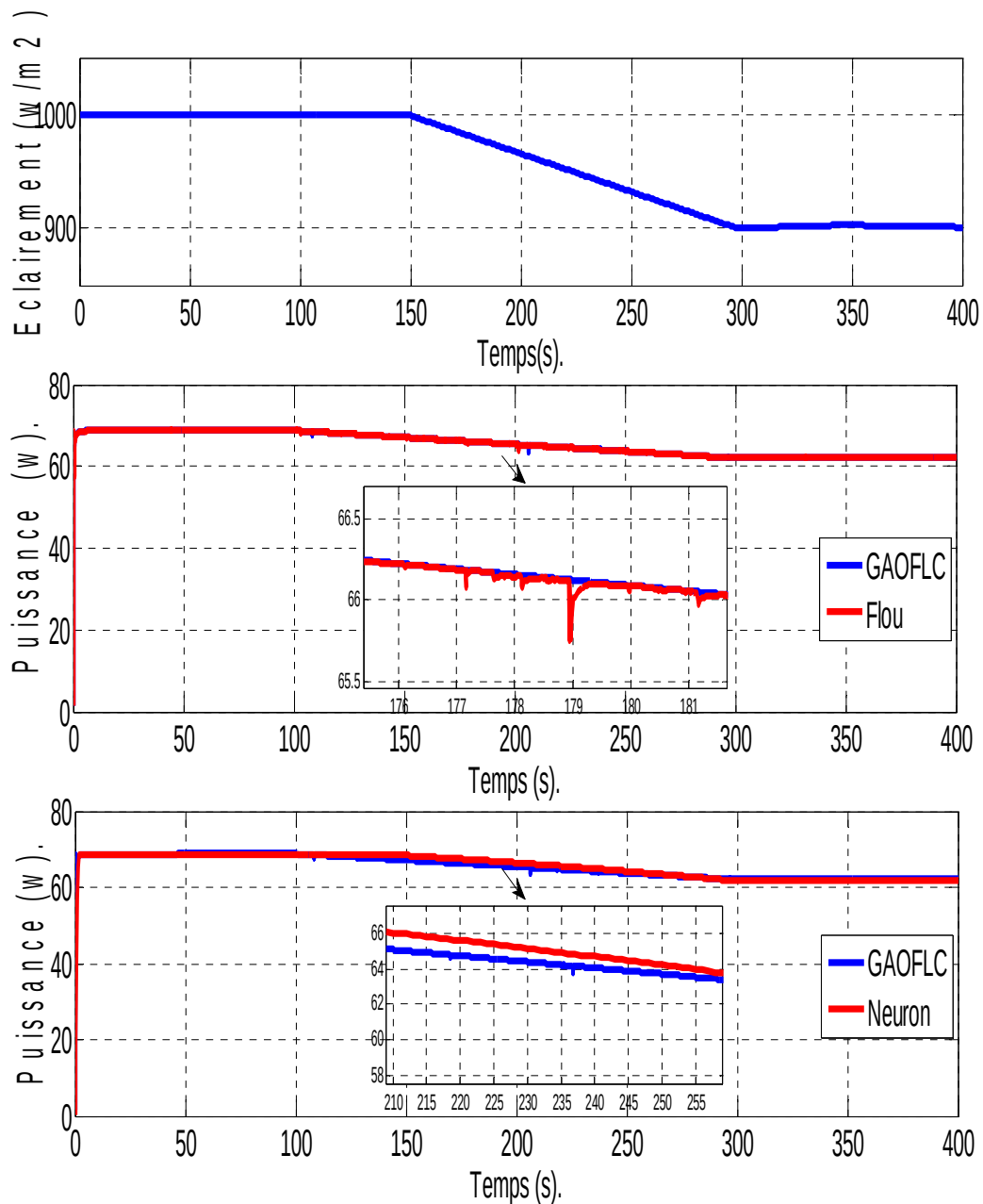


Figure IV.19: Réponse des trois contrôleurs intelligents pour des variations longue de S.

Le dernier test à effectuer concerne des variations aléatoires de condition atmosphériques (température et insolation) appliqué aux trois contrôleurs intelligents, les résultats sont donnés par les figures suivantes:

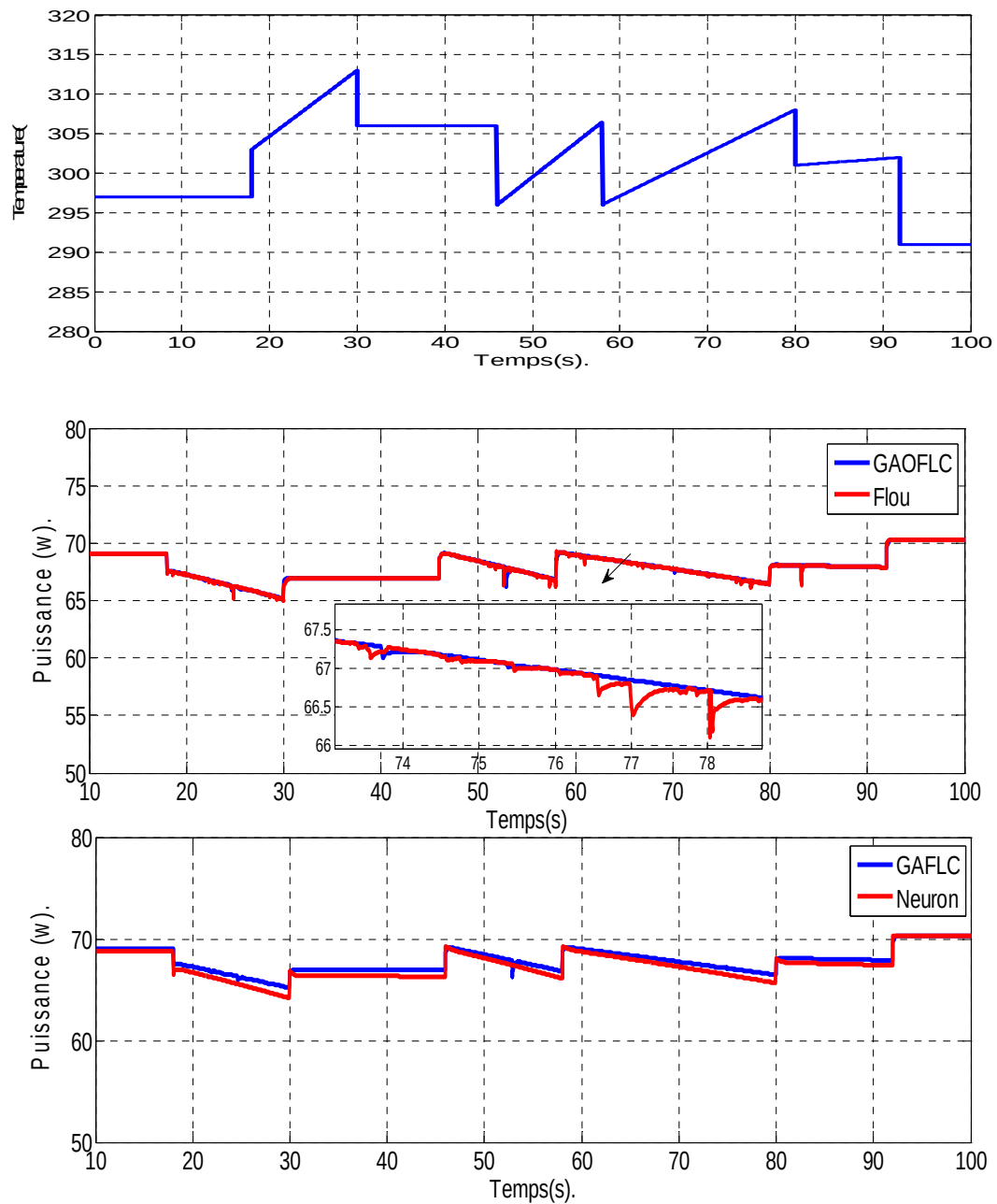
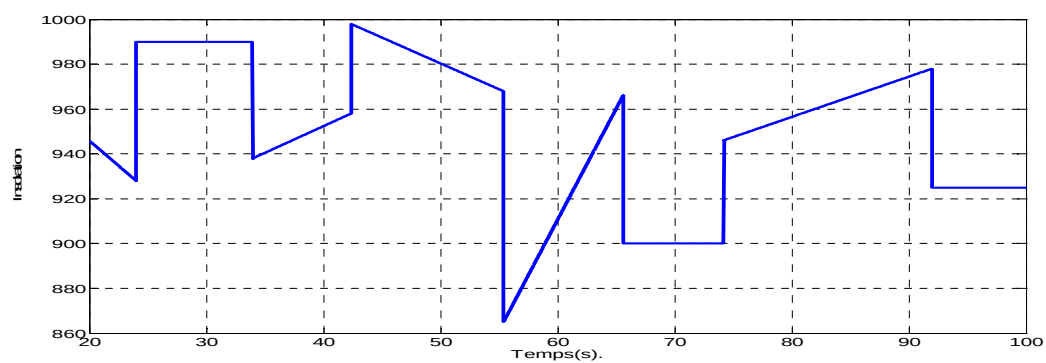


Figure IV.20: Réponse des trois contrôleurs intelligents pour des variations aléatoire de T.



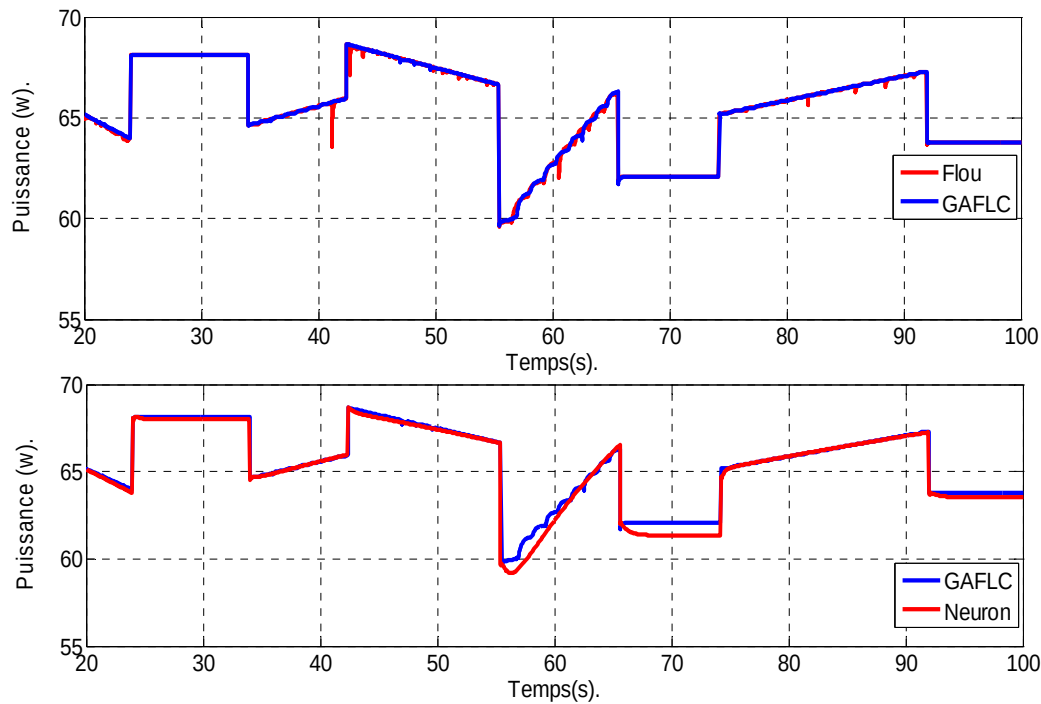


Figure IV.20: Réponse des trois contrôleurs intelligents pour des variations aléatoire de S

La réponse des trois contrôleurs dans les conditions standard sont montrés dans la figure IV.15, comme on peut le voir, les contrôleurs flou et GAOFLC sont plus rapides que le contrôleur neuronal néanmoins le contrôleur flou présente des oscillations avant d'atteindre le point de fonction maximal. En régime permanent les 3 contrôleurs sont stables et ne présentent pas d'oscillations.

Les résultats obtenue pour les différents tests de variation de condition atmosphériques montre que le contrôleur GAOFLC et le contrôleur neuronal répondent exactement comme prévu, néanmoins, le contrôleur flou présente quelques fluctuations lorsque les conditions climatique change.

IV.7 Comparaison des résultats

Ce tableau présente une synthèse des différentes techniques *MPPT* élaborées. Il résume les points essentiels de chaque technique traitée précédemment

Différents techniques	Temps de réponse	Ondulation autour de la MPP	Efficacité	Complexité
P&O	Lents ($t=1.2s$)	Considérable	Médioque	Simple
ANN	Lents ($t=1.8s$)	Nulle	Bonne	Moyenne
FLC	Relativement rapide ($t=0.95s$)	Petite	Acceptable	Moyenne
GAOFLC	Rapide ($t=0.65s$)	Nulle	Très bonne	Moyenne

En se référant à ce tableau, les conclusions suivantes peuvent être tirées:

La commande P&O est caractérisé principalement par sa simplicité mais une efficacité médion du aux ondulations considérables autour de point de puissance maximum, et un temps de réponse qui est lents. Cela est du au choix de pas d'incrémentation du rapport cyclique D , En effet une fois le point de puissance maximum est atteint, l'algorithme continue à osciller autour de ce point provoquant ainsi des ondulations et des pertes de puissance a la sortie du système. On doit gérer un compromis entre la rapidité de la réponse et l'amplitude des oscillations autour de l'état stable, ce qui n'est pas toujours évident.

La commande a base de réseaux de neurones quand a elle est caractérisé par une bonne efficacité avec une stabilité et une fitness dans la poursuite du PPM, néanmoins elle a présenté un temps de réponse qui lents. Sa complexité est jugé moyenne, en fait il n'y a pas de méthode définie pour déterminer la meilleure structure du réseau de neurone conçu.

La commande par la logique floue a présenté un temps de réponse relativement rapide mais quelque ondulations été présent lors de changement de température et éclairément. Sa

difficulté réside dans la bonne conception des règles floues et des fonctions d'appartenance qui nécessite la connaissance préalable du système.

Les résultats obtenus à base de l'algorithme génétique optimisons le contrôleur flou ont été très satisfaisante, on a eu un temps de réponse rapide et bonne stabilité dans la poursuite de PPM, la complexité est jugée moyenne à cause du nombre de bits importants du AG (146 bits) donc un temps de calcul qui est un peu long.

IV.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit une étude ainsi que l'application d'un système de contrôle avancé basé sur les concepts de la logique floue et l'optimisation par l'algorithme génétique appliqués aux systèmes PV, afin de suivre le MPP sous différentes températures et conditions d'irradiation.

Les algorithmes génétiques sont bien connus pour être des outils de recherche puissants qui peuvent réduire le temps et les efforts nécessaires pour concevoir des systèmes pour lesquels aucune procédure de conception systématique n'existe.

Comme montré dans les résultats, ils ont été utilisés avec succès dans ce travail, pour améliorer les performances d'un contrôleur MPPT flou.

Le contrôleur optimisé résultant (GAOFLC) a montré des performances tout à fait satisfaisantes en termes de rapidité et de précision de suivi du point de puissance maximale dans différentes conditions atmosphériques, en effet on a eu un très bon temps de réponse et une bonne robustesse et fitness dans la poursuite du point de puissance maximum.

Ce travail a comme objectif la synthèse des différentes techniques de la poursuite du point de puissance maximale afin d'améliorer le rendement du système photovoltaïque. Ces algorithmes connus sous le nom de contrôleurs *MPPT*, sont indispensables pour une meilleure adaptation source charge permettant un transfert maximum de puissance.

Dans un premier temps, on a commencé par introduire les notions théoriques sur l'énergie photovoltaïque, puis nous avons exposé la méthode conventionnelle appelée '*P&O*' qui est considérée comme étant la plus simple parmi les méthodes algorithmiques, mais qui présente des limitations lors des changements climatiques.

Par la suite nous avons décrit le premier contrôleur intelligent conçu à base de réseau de neurone. Ce contrôleur a montré de bonne performance et une bonne robustesse et stabilité aux différents changements de température et d'irradiation.

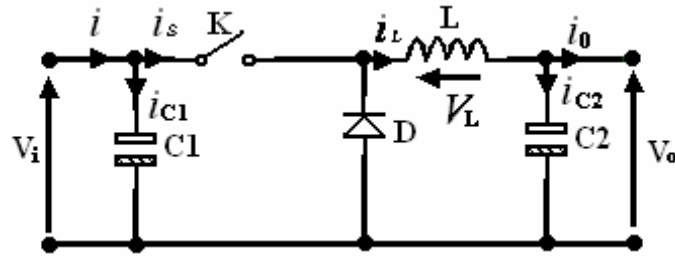
Après, nous avons conçu le deuxième contrôleur intelligent à base de logique floue qui a montré une assez bonne capacité de contrôler le système PV, mais le choix de paramètres de ce contrôleur reste toujours difficile à effectuer pour garantir ces bonnes performances.

Finalement, nous avons essayé d'améliorer les performances en optimisant le contrôleur flou par des méta-heuristiques (génétiques). Ce contrôleur a été utilisé avec succès dans ce travail. En effet il a montré des performances tout à fait satisfaisantes en termes de rapidité et de précision de suivi du point de puissance maximale dans différentes conditions atmosphériques, en fait, on a eu un très bon temps de réponse et une bonne stabilité dans la poursuite de point de puissance maximum.

Une étude comparative entre ces commandes *MPPT* a été présentée, cette comparaison nous a permis de déterminer les avantages et les inconvénients de chaque commande et peut être une aide pour un concepteur, dans le choix d'une commande *MPPT*, en fonction de ses exigences (précision, complexité...etc.)

Selon les résultats obtenus nous pouvons affirmer que l'utilisation des techniques intelligentes dans la poursuite du point de puissance maximale d'un GPV est très prometteuse. En effet, les trois contrôleurs intelligents ont présentés de bon résultats à savoir: grande vitesse de convergence, un bon rendement de puissance et pas d'oscillations pendant les différentes conditions atmosphériques.

Comme perspective, nous proposons la mise œuvre de ces techniques intelligentes, aussi nous pensons améliorer l'algorithme présenté afin de réduire le temps de calcul.

A-1 Hacheur dévolteur « The Buck Converter » [13] :*Figure (A-1): Circuit idéal de Hacheur dévolteur*

À l'état conducteur de l'interrupteur K, pendant la durée t_{on} c-à-d $d \in [0, d, Ts]$, la diode se bloque alors q'un courant circulera à travers l'inductance, cette dernière stocke une énergie :

$$W = \frac{1}{2} L I_L^2 \quad (A-1)$$

Lors des commutations successives de l'interrupteur K, le courant à l'intérieur de l'inductance aura deux composante l'une est constante égale à la valeur moyenne du courant sur une période du hachage, tandis que la composante variable est égale à :

$$\checkmark \text{ Lorsque K est fermé : } (\Delta I_L)_{on} = \frac{V_e - V_S}{L} t_{on} \quad (A-2)$$

$$\checkmark \text{ Lorsque K est ouverte : } (\Delta I_L)_{off} = \frac{V_S}{L} t_{off} \quad (A-3)$$

Ces variations du courant sur un cycles du hachage engendre des ondulations donc des harmoniques, mais on peut écrire en régime permanent, pour dire qu'à une exactitude près les ondulations peuvent êtres négligées et le signal peut être rapproché à sa composante constante.

$$\left(I_S = \frac{V_S}{R_L} \right) \Rightarrow (\Delta I_{LON}) + (\Delta I_{LOFF}) = 0 \quad (A-4)$$

$$V_S = \frac{t_{on}}{t_{on} + t_{off}} V_e \quad (A-5)$$

En appelant T la période de récurrence d'état de K, on peut écrire $T = t_{on} + t_{off}$ ce qui permet d'écrire :

$$V_S = \frac{t_{on}}{T} V_e \quad (A-6)$$

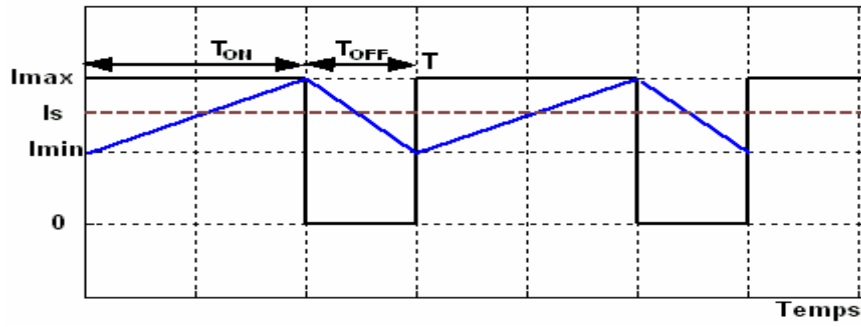


Figure (A-2): Courant dans la self du hacheur série

Ce régime de conduction de courant est appelé le régime continu.

Lorsque $T > t_{on} + t_{off}$, le régime est appelé conduction discontinue (Figure (A-3)). Dans ce cas le courant de sortie vaut :

$$I_s = \frac{I_M}{2T} (t_{on} + t_{off}) = \frac{V_e - V_s}{2TL} t_{ON} (t_{ON} + t_{OFF}) = \frac{V_s}{R_L} \quad L \quad (A-7)$$

$$V_s = \frac{1}{1 + \frac{2LT}{t_{ON}^2} \frac{I_s}{V_e}} V_e \quad (A-8)$$

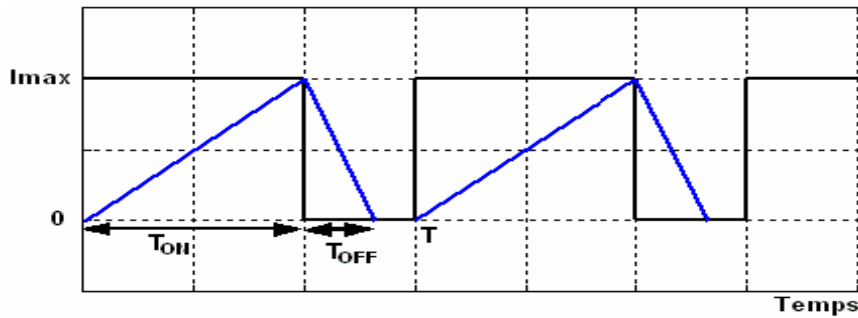


Figure (A-3): Courant en discontinuité dans la self du hacheur série

Savoir le comportement réel de ce convertisseur, nécessite de connaître en détail son modèle mathématique. Pour cela nous devons faire la représentation du circuit équivalent par les deux états du commutateur et de tirer par suite le modèle mathématique reliant les variables d'entrée/sortie. La figure(C-4) montre le schéma du circuit équivalent d'un convertisseur dévolteur avec le commutateur fermé, tandis que la figure (C-5) représente le convertisseur dévolteur avec le commutateur ouvert pendant $(1-d)Ts$.

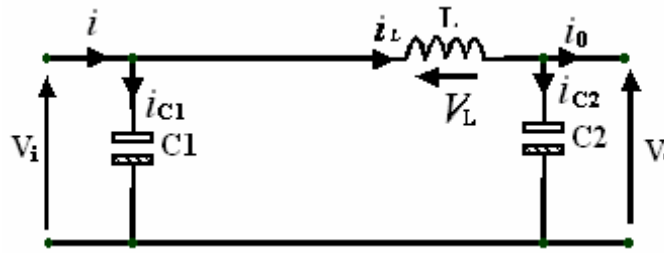


Figure (A-4): Schéma équivalent du hacheur série quand $t \in [0, d.Ts]$

Lorsque on applique la loi de Kirchhoff sur le circuit ci-dessus on aura les équations suivantes:

$$i_{C1}(t) = C_1 \frac{dV_i(t)}{dt} = i(t) - i_L(t) \quad (\text{A-9})$$

$$i_{C2}(t) = C_2 \frac{dV_0(t)}{dt} = i_L(t) - i_0(t) \quad (\text{A-10})$$

$$V_L(t) = L \frac{di_L(t)}{dt} = V_i(t) - V_0(t) \quad (\text{A-11})$$

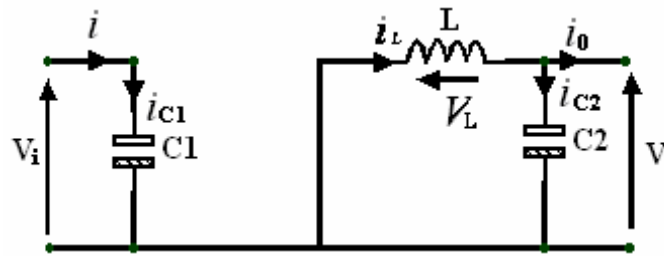


Figure (A-5): Schéma équivalent du hacheur série quand $t \in [d.Ts, Ts]$

Les équations suivantes sont déduites de la figure ci-dessus.

$$i_{C1}(t) = C_1 \frac{dV_i(t)}{dt} = i(t) \quad (\text{A-12})$$

$$i_{C2}(t) = C_2 \frac{dV_0(t)}{dt} = i_L(t) - i_0(t) \quad (\text{A-13})$$

$$V_L(t) = L \frac{di_L(t)}{dt} = -V_0(t) \quad (\text{A-14})$$

Les équations de (A-9) à (A-14) sont les équations de base du hacheur dévolteur.

Les valeurs moyennes de la tension et du courant sont données par :

$$V_{L, \text{ moy}} = \langle V_L \rangle = \frac{1}{T} \int_0^T V_L(t) dt = 0 \quad (\text{A-15})$$

$$I_{C, moy} = \langle i_C \rangle = \frac{1}{T} \int_0^T i_C(t) dt = 0 \quad (A-16)$$

A-2 Le rapport de conversion

L'expression de la tension d'inductance peut être facilement dérivée de la forme d'onde sur la figure (A-6).

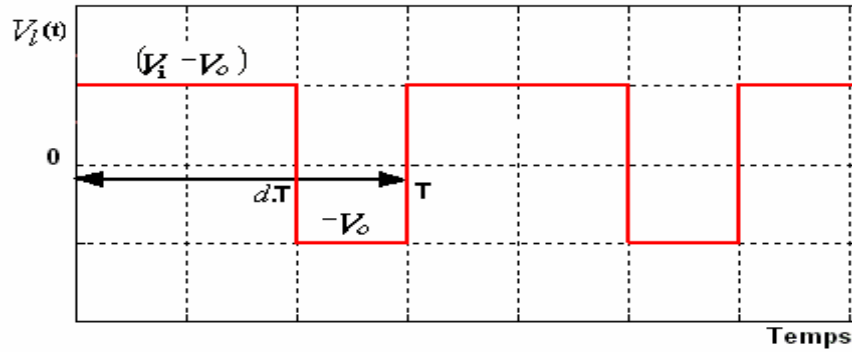


Figure A.6 La caractéristique de la tension d'inductance $V_L(t)$ pour un hacheur série

La tension moyenne d'inductance est égale à zéro en régime permanent :

$$V_L(t) = d(V_i - V_o) + (1-d) \cdot (-V_o) = 0 \quad (A-17)$$

Les équations de base qui décrivent les caractéristiques du courant continu à l'état d'équilibre d'un hacheur dévolteur sont :

$$d.V = V_o \quad (A-18)$$

$$I = d.I_L \quad (A-19)$$

$$I_i = I_o \quad (A-20)$$

On déduit donc que le rapport de conversion d'un hacheur dévolteur est donné par la relation (A-21) en considérant que la conversion est idéal (sans perte) :

$$M(d) = \frac{V_o}{V_i} = d \quad (A-21)$$

A-2 Hacheur survolteur « The Boost Converter »

Ce dernier est un convertisseur survolteur, connu aussi sous le nom de Boost ou hacheur parallèle; son circuit de base est celui de la figure (A-7). [13]

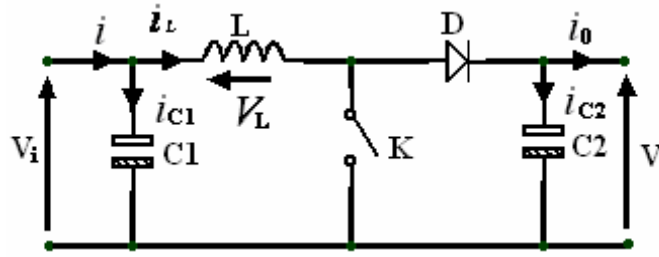


Figure (A-7): Schéma de principe d'un Boost

Son principe de fonctionnement est basé sur la position du commutateur K ouvert/fermé, lorsque ce dernier est fermé, pendant la durée t_{on} c-à-d $de[0, d.T_s]$, dans cette phase le courant croît progressivement, ce qui laisse l'inductance stocker d'avantage d'énergie durant tout le temps de la fermeture de K . Puis le commutateur se bascule en ouverture c-à-d pendant la durée t_{off} $de[d.T_s, T_s]$, durant cette action de transition de la fermeture à l'ouverture l'inductance L s'oppose à la variation du courant I_L dans son circuit selon la loi de Lenz. Cette variation sollicite aussi la variation du flux magnétique dans son noyau, et donc elle génère une tension à ses bornes qui s'ajoute à la tension de source, le tout se trouve aux bornes du condensateur C_2 . La grandeur du courant qui varie à l'intérieur de la self est donné par :

$$(\Delta I_L)_{off} = \frac{V_s - V_e}{L} t_{OFF} \quad (A-22)$$

On écrit en régime permanent, comme pour le BUCK :

$$(\Delta I_{LON}) + (\Delta I_{LOFF}) = 0 \quad (A-23)$$

Ce qui conduit à l'expression fondamentale :

$$V_s = \frac{t_{ON} + t_{OFF}}{t_{OFF}} V_e \quad (A-24)$$

Une conduction discontinue est définie par un $T > t_{ON} + t_{OFF}$:

$$V_s = \left(1 + \frac{t_{ON}}{2L} \frac{T V_e}{I_s} \right) V_e \quad (A-25)$$

Dans une conduction continue on a :

$$\frac{2L}{R_L T} \left(\frac{V_e}{V_s} \right)^2 \left(1 - \frac{V_e}{V_s} \right) \quad (A-26)$$

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 (A-8), présente le circuit équivalent du Boost à K fermé c-à-d $de[0, d.T_s]$.

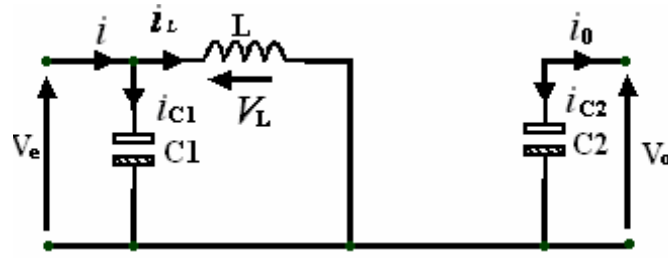


Figure (A-8) : Schéma équivalent du hacheur survolteur à $t \in [0, d.Ts]$

La loi de Kirchhoff nous amène à synthétiser les équations qui régissent le fonctionnement actuel :

$$i_{C1}(t) = C_1 \frac{dV_i(t)}{dt} = i(t) - i_L(t) \quad (\text{A-27})$$

$$i_{C2}(t) = C_2 \frac{dV_o(t)}{dt} = -i_o(t) \quad (\text{A-28})$$

$$V_L(t) = L \frac{di_L(t)}{dt} = -V_e(t) \quad (\text{A-29})$$

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

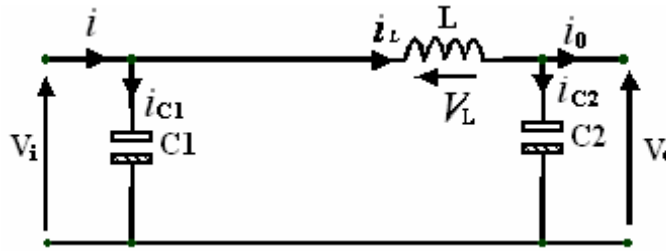


Figure A.9. Circuit équivalent d'un hacheur survolteur à $t \in [d.Ts, Ts]$

$$i_{C1}(t) = C_1 \frac{dV_i(t)}{dt} = i(t) - i_L(t) \quad (\text{A-30})$$

$$i_{C2}(t) = C_2 \frac{dV_o(t)}{dt} = i_L(t) - i_o(t) \quad (\text{A-31})$$

$$V_L(t) = L \frac{di_L(t)}{dt} = V_i(t) - V_o(t) \quad (\text{A-32})$$

En négligeant les ondulations créées par l'effet de commutation de l'interrupteur K au niveau du courant et de la tension, généralement par une approximation de ces grandeurs à leurs valeurs moyennes, on obtient une forme simplifiée des équations (A-27) à (A-29) comme suit :

$$i_{C1} = I - I_L \quad (\text{A-33})$$

$$i_{C2} = -I_o \quad (\text{A-34})$$

$$V_L = V_i \quad (\text{A-35})$$

(A-30) à (A-32) donnent naissance aux équations simplifiées suivantes :

$$i_{C1} = I - I_L \quad (A-36)$$

$$i_{C2} = I_L - I_0 \quad (A-37)$$

$$V_L = V_i - V_0 \quad (A-38)$$

Les équations précédentes sont obtenues directement de l'équation suivante :

$$x(t) = \frac{1}{T_s} \int_t^{t+T_s} x(\tau) d\tau = \frac{1}{T_s} \left[\int_t^{t+\alpha T_s} x\left[\left[0, \alpha T_s\right]\right](\tau) d\tau + \int_{t+\alpha T_s}^{t+T_s} x\left[\left[\alpha T_s, T_s\right]\right](\tau) d\tau \right] \quad (A-39)$$

En régime permanent i_{C1} , i_{C2} et V_i sont approchés à leurs valeurs moyennes donc :

$$d \cdot i_{C1ON} = (1-d) i_{C1OFF} \Rightarrow d \cdot i_{C1ON} + (1-d) i_{C1OFF} = 0 \quad (A-40)$$

$$d \cdot i_{C2ON} = (1-d) i_{C2OFF} \Rightarrow d \cdot i_{C2ON} + (1-d) i_{C2OFF} = 0 \quad (A-41)$$

$$d \cdot V_{LON} = (1-d) V_{LOFF} \Rightarrow d \cdot V_{LON} + (1-d) V_{LOFF} = 0 \quad (A-42)$$

$$\text{De l'équation (A-40)} : d(I - I_L) + (1-d) \cdot (I - I_L) = 0 \Rightarrow I = I_L \quad (A-43)$$

$$\text{De l'équation (A-41)} : d(-I_0) + (1-d) \cdot (I_L - I_0) = 0 \Rightarrow I_0 = (1-d) I_L \quad (A-44)$$

$$\text{De l'équation (A-42)} : dV_i + (1-d) \cdot (I - I_L) = 0 \Rightarrow I = I_L \quad (A-45)$$

Le rapport de conversion est déduit de l'équation :

$$M(d) = \frac{V_0}{V_i} = \frac{1}{(1-d)} \quad (A-46)$$

A-3 Convertisseur dévolteur-survolteur « Buck-Boost converter »

Le convertisseur dévolteur-survolteur combine les propriétés des configurations de dévolteur et de survolteur. Il peut être employé pour transformer idéalement n'importe quelle tension continue d'entrée en n'importe quelle tension continue désirée de sortie [13].

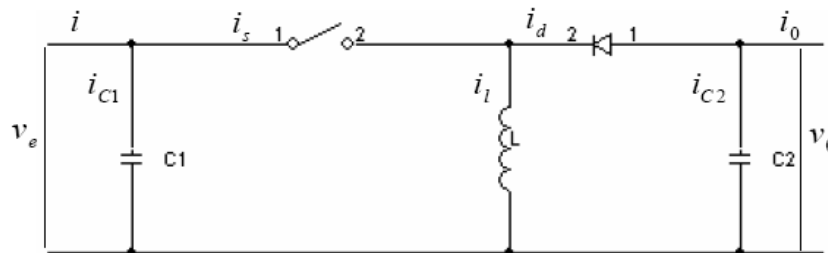


Figure A-10 circuit équivalent de convertisseur

A-3-1 Modèle équivalent de convertisseur

Quand le commutateur est fermé pendant l'intervalle DT_s de la période T_s de commutation. Le courant commence à circuler de la source d'entrée jusqu'à la masse à travers l'inductance.

Après que le commutateur s'ouvre au début de l'intervalle $D'T_s$, Le courant est maintenu grâce à la nature de l'inductance, mais cette fois il circule à travers la diode et la charge. Puisque le courant est forcé à traverser la charge, la tension de sortie V_0 de convertisseur dévolteur-survolteur est négative. La variation du rapport cyclique d changera le rapport de conversion entre l'entrée et la sortie de tension V_0/V_I .

On Applique la loi de Kirchhoff sur le circuit équivalent de convertisseur dan la première période on obtient les équations suivantes :

$$i_{c1}(t) = C_1 \frac{dv_e(t)}{dt} = i(t) - i_l(t) \quad (A-47)$$

$$i_{c2}(t) = C_2 \frac{dv_0(t)}{dt} = -i_0(t) \quad (A-48)$$

$$v_l(t) = L \frac{di_l(t)}{dt} = v_e(t) \quad (A-49)$$

Dans la deuxième période $d'T_s$ on exprime les équations :

$$i_{c1}(t) = C_1 \frac{dv_e(t)}{dt} = i(t) \quad (A-50)$$

$$i_{c2}(t) = C_2 \frac{dv_0(t)}{dt} = i_l(t) - i_0(t) \quad (A-51)$$

$$v_l(t) = L \frac{di_l(t)}{dt} = -v_0(t) \quad (A-52)$$

Donc les modèles mathématiques de convertisseur dévolteur est donné par :

$$i_l = \frac{1}{d} \left[i - C_1 \frac{dv_e}{dt} \right] \quad (A-53)$$

$$i_0 = - \left[(1-d)i_l - C_2 \frac{dv_0}{dt} \right] \quad (\text{A-54})$$

$$v_l(t) = \frac{1}{d} \left[l_0 \frac{di_l}{dt} - (1-d)v_0 \right] \quad (\text{A-55})$$

A-3-3 Le rapport de conversion

$$M(d) = \frac{V_0}{V_e} = -\frac{1}{d'} = -\frac{1}{1-d} \quad (\text{A-56})$$

- [1] M.S. Ait cheikh « *Etude, Investigation et conception d'algorithmes de commande appliqués aux systèmes photovoltaïques*» Thèse de Doctorat d'état, ENP, Alger, 2003
- [2] A.Talha, H. Boumaaraf and O. Bouhali« *Evaluation of maximum power point tracking methods for photovoltaic systems*». Archive of control Sciences. Vol. 2, pp 151-165, 2011.
- [3] H.J. Hovel., Semiconductors and Semimetals. In "Solar Cells", Vol. 11, Academic Press, New York, 1975. S.E. Shaheen et al. Appl. Phys. Lett, pp 78-841. 2001.
- [4] C. Lerouge, et al, *Recherche & Industrie Photovoltaïque (PV) aux Etats-Unis* 2006, Sciences physiques Etats-Unis.
- [5] D. Dondi, et al., *Modeling and Optimization of a Solar Energy Harvester System for Self-Powered Wireless Sensor Networks*. IEEE Transaction on Industrial Electronics, 2008. **55**(7): p. 2759-2766.
- [6] Jean-Pierre Charles, Ahmed Haddi, Alain Maouad, Hazri Bakhtiar, Abdellatif Zerga, Alain Hoffmann, Pierre Mialhe. « *The junction, of solar with micro-electronics*». Rev. Energ. Ren.Vol.3, pp 1-16, 2000.
- [7] M.S. Imamura and J.I. Portscher, « *Year Evaluation of the Methods of Determining Solar Cell Series Resistance*», Proc. 8th HT Photovoltaic Specialists' Conf., Seattle, WA, pp 102-107, 1970.
- [8] Martin A. Green. « *Silicon solar cells: At the crossroads*». *Progress in Photovoltaics: Research and applications*. Vol. 8, pp 443-440. 2000.
- [9] H.J. Möller, « *Semiconductors for Solar Cells*», Artech House, Inc, Norwood, MA, 1993.
- [10] S. Kharzi, « *Etude d'un dispositif de protection cathodique alimenté par énergie solaire photovoltaïque* », Mémoire de Magister, ENP, Alger, 2005.
- [11] R. Sastrawan, J. Renza, C. Prahl, J. Beier, A. Hinsch, R. Kerna« *Interconnecting dye solar cells in modules—I-V characteristics under reverse bias*», Journal of Photochemistry and Photobiology A: Chemistry 178 (2006) 33–40.
- [12] N.DRIR « *Modélisation et optimisation d'un système photovoltaïque alimentant un moteur asynchrone en utilisant un modèle intelligent*». Mémoire magister-2008.
- [13] Richard C.Neville. *Solar Energy Conversion: The Solar Cell*, vol. 1 of Studies in Electrical and Electronic Engineering. Elsevier Scientific Publishing Company, New York, N Y, 1978.
- [14] A.F. Boehinger. *Self Adaptive DC Converter for Solar Spacecraft Power Supply*. IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems, AES-4, n°1, pp 102-111, 1968.

- [15] T. Eswam and P.L. Chapman: « Comparison of photovoltaic array maximum power point tracking techniques». *IEEE Transactions on Energy Conversion*.22(2), (2007), 439-449.
- [16] B.K. Bose, « *Fuzzy logic and Neural Networks*», IEEE Industry Applications Magazine, pp.57-61, may/juin 2000.
- [17] B.K. Bose, « *Artificial Neural Network Applications in Power Electronics*»,IEEE Industrial Electronics Society, pp. 1631-1638, 2001.
- [18] N.DRIR, L. Barazane, M.Loudini: « *Optimizing Operation of Photovoltaic System Using Neural Network and Fuzzy Logic*». International conference of electrical engineering,Paris 2014.
- [19] Mellit,A., S.A. Kalogirou, L. Hontoria and S.Shaari« *Artificial intelligence techniques for sizing photovoltaic systems*» Renewable and sustainable Energy Reviews, Vol. 13 n°2, (2009), pp. 406-419
- [20] L.Barazane, « *Application des systèmes Emergents à la commande d'un moteur Asynchrone*», Thèse de Doctorat d'état, ENP, Alger, 2003
- [21] J.G. Taylor, « *The promise of neural networks*», Springer-Verlag, New York, 1983.
- [22] E. Davalo, P. Naim « *Des Réseaux de Neurones*», Edition Eyrolles, 1993.
- [23] D. GRAHAM and R.C. LATHROP: « *The synthesis of optimum transient response: criteria and standard forms*». Transactions of the American Institute of Electrical Engineers, Part2: Applications and Industry, **72** (1953), 273–288.
- [24] N.DRIR, L. Barazane, M.Loudini: «*Neural network and fuzzy logic to track maximum power point in photovoltaic system*». Centre de development des energies renouvelable. 17(2), (2014), 253-251.
- [25] Antoni. A. P. « *improvement in direct torque control of induction motors*»thèses doctorat de l'université polytechnique de Catalunya Espagne, Novembre 2000.
- [26] Sayeed A. M, Malik E. E, Donald S. Z « *Fuzzy implementation of directself-control of induction machines* ». Industry Applications, IEEE Transactions. Vol 30,Issue 3, Page(s):729 – 735, May-June 1994.
- [27] Leonid. R « *Fuzzy Controllers* » Victoria University of Technology, Melbourne, Australia, A member of the Reed Elsevier plc group. First published 1997.
- [28] Mendel. J. M « *Fuzzy systems for engineering; A tutorial* », IEEE Proc, Vol.83, N°3, pp347-377, March 1995.
- [29] N.DRIR, L. Barazane, M.Loudini: «*Fuzzylogic for tracking maximum power point of photovoltaic generator*» Centre de development des energies renouvelable. 16(1), (2013),1-9.

- [30] T. Obeidi «*Application des algorithmes génétiques dans la commande du hacheur MPPT*» Mémoire de Magister, ENP, Alger, Juillet 2006.
- [31] P. Mattavelli, L. Rossetto, G. Spiazzi, and P. Tenti, “*General purpose fuzzy controller for DC-DC converters,*” *IEEE Trans. Power Electron.*, vol. 12, pp. 79–85, Jan. 1997.
- [32] N.DRIR, L. BARAZANE, M.LOUDINI: «*Optimizing the operation of a photovoltaic generator by a genetically tuned fuzzy controller*» *Archive of Control sciences* 23(2), (2013), 145-167.
- [33] N.DRIR, L. Barazane, M. Loudini: «*Evaluation of Maximum Power Point Controllers in Photovoltaic System*» International conference of substantial energie Dubai’2014.
- [34] D. E. Goldberg, «*Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*», 1st Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc. Boston, MA, USA, 1989.
- [35] J. FORAN «*Optimisation of a fuzzy logic controller using genetic algorithms*», Master of Engineering Project Report, School of Electronic Engineering, Dublin City University, 2002.
- [36] Y.J. PARK, H.S. CHO and D.H. CHA: «*Genetic algorithm-based optimization of fuzzy logic controller using characteristic parameters*» In Proc. IEEE Int. Conf. on Evolutionary Computation (ICEC 1995), Perth, WA, Australia, (1995), 831-836.
- [37] H. BÜHLER «*Réglage par logique floue*» Presses Polytechniques et Universitaires Romandes, Lausanne, Switzerland, 1994.
- [38] P.J. MACVICAR-WHELAN: «*Fuzzy sets for man machine interactions*». *Int. J. of Man Machines Studies.* 8(6), (1976), 687-697.
- [39] C.LARBES, M.S. AIT CHEIKH, T.OBEIDI AND A. ZERGUERRES: «*Genetic algorithms optimized fuzzy logic control for the maximum power point tracking in photovoltaic system*» *Renewable Energy* 34(10), (2009), 2093-2100.
- [40] M. loudini «*Contribution a la modélisation et a la commande d’un bras de robot manipulateur flexible* », thèse doctorat d’état, ESI (ex: INI), 2007.
- [41] J.Godjevac «*idées nettes sur la logique floue* » presses polytechniques et universitaires Romandes, Lausane 1999.
- [42] Liu, X., Lopes, L.A.C., «*An Improved Perturbation and Observation Maximum Power Point Tracking Algorithm for PV Arrays,* » *Power Electronics Specialists Conference*, 3:2005-2010, June 2004.

- [43] Shung, H.S.H., Ho, M.T., Hui, S.Y.R., Tse, K.K., «*A Comparative Study of Maximum-Power-Point Trackers for Photovoltaic Panels Using Switching-Frequency Modulation Scheme* » IEEE Trans. Industrial Electronics, 51(2):410-418, April 2004.
- [44] R. Gottschalg, M. Rommel, D.G. Ineld, and H. Ryssel, «*Comparison of different methods for the parameter determination of the solar cell's double exponential equation*» 14th European Photovoltaic Science and Engineering Conference (PVSEC), Barcelona, Spain, 1997.
- [45] A.Messai, A.Mellit, A.Guessoum,S.A.Kaogirou «*Maximum power point tracking using GA optimized fuzzy logic controller and FPGA implementation*» Solar Energie 85,(2011), 265-277.
- [46] F.S. Tymvios, C.P Jacovides, S.C. Michaelides, C.Scouteli «*Comparative study of Angstrom and artificial neural networks methodologies in estimating global solar radiation*» Solar Energie, 78, (2005), 752-762.
- [47] A.mellit, S.A. Kalogirou «*Artificial intelligence techniques for photovoltaic applications: A review*», Progress in energy and combustion sciences, 34, (2008), 574-632.