Commande neuro-floue d'un hacheur MPPT

F.Belhachat[1], C. Larbes[2], L. Barazane[3], S. Kharzi[4]

[1] Ecole Nationale Polytechnique, Département D'électronique.
Laboratoire des dispositifs de communication et de conversion photovoltaïque.
10 Avenue Hassen Badi,BP.182,El-Harrach,Alger,Algérie.

[2] Ecole Nationale Polytechnique, Département D'électronique.
Laboratoire des dispositifs de communication et de conversion photovoltaïque.
10 Avenue Hassen Badi,BP.182,El-Harrach,Alger,Algérie.

[3] Université des Sciences et de Technologie Houari Boumediene (USTHB)
Faculté d'électronique et informatique
BP.32, El-Alia, Bab-Ezzouar 16111, Alger, Algérie.

[4] Centre de Développement des Energies Renouvelables
Route de l'Observatoire. BP.62. Bouzaréah, 16340,Alger, Algérie
E-mails : faiza2b@yahoo.fr; larbes_cher @yahoo.fr; lbarazane@yahoo.fr; ksouhila@hotmail.com

Abstract —**Maximum power point trackers (MPPT) play an important role in photovoltaic (PV) power systems because they maximize the power output from a PV system for a given set of conditions, and therefore maximize the array efficiency. This paper presents a novel MPPT method based on Neuro-fuzzy networks. The new method gives a good maximum power operation of any PV array under different conditions such as changing insolation and temperature.**
This paper presents the design of a controller for Maximum Power Point Tracking (MPPT) of a photovoltaic system. The proposed controller relies upon an Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) which is designed as a combination of the concepts of Sugeno fuzzy model and neural network. The controller employs the ANFIS of five layers with twenty five fuzzy rules. Simulations with practical parameters show that our proposed MPPT using ANFIS outperform the conventional MPPT controller terms of tracking speed and accuracy.
Key words: *photovoltaic, maximum power point tracking, converter, neural-fuzzy, ANFIS, controller.*

I.INTRODUCTION

Un générateur photovoltaïque peut fonctionner dans une large gamme de tension et de courant de sortie mais il ne peut délivrer une puissance maximale que pour des valeurs particulières du courant et de la tension. En effet la caractéristique I (V) du générateur dépend de l'éclairement solaire et de la température. Ces variations climatiques entraînent la fluctuation du point de puissance maximale. A cause de cette fluctuation, on intercale souvent entre le générateur et le récepteur un ou plusieurs convertisseurs statiques commandés permettant de poursuivre le point de puissance maximale. Ces commandes sont, connus sous le nom de MPPT (Maximum Power Point Tracking) associées au hacheur, lequel assure le couplage entre le générateur PV et le récepteur en forçant le premier à délivrer sa puissance maximale. Les techniques MPPT (maximum power point tracking) sont utilisées dans les systèmes photovoltaïques pour maximiser la puissance délivrée par le panneau photovoltaïques en poursuivant continuellement le point de puissance maximale, ce qui n'est pas évident à atteindre ; En effet, ce problème de poursuite fait jusqu'à nos jours l'objet de plusieurs recherches. Aussi, plusieurs méthodes ont être élaborées et utilisées.
Dans ce travail, nous développons une méthode intelligente et innovante, combinant les deux techniques intelligentes (floue et neuronale) ayant pour objet la poursuite du point de puissance maximale ainsi que l'amélioration des réponses obtenues avec les algorithmes classiques déjà développés, quelque soit la variation des conditions climatiques (ensoleillement, température,…..etc.) même dans les cas les plus défavorables.
Les résultas de simulation obtenus ont montré que la technique neuro-floue présente de bons résultats et que ce contrôleur est performant et très robuste.

A. .Point de puissance maximale

Dans la figure 1, un exemple de réseau de caractéristiques puissance/tension d'un générateur

photovoltaïque est illustré pour différentes valeurs de l'éclairement auquel est soumis le générateur. [1]

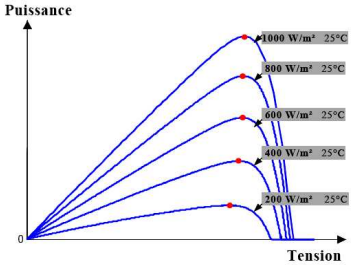

Figure .1 : Exemple de réseau de caractéristiques puissance/tension d'un générateur photovoltaïque, pour différents éclairements.

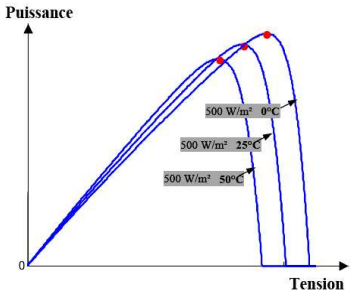

Figure. 2 : Exemple de réseau de caractéristiques puissance/tension d'un générateur photovoltaïque, pour différentes températures de jonction.

Il est à noter que sur chacune des courbes, le point en gros représente le point de puissance maximale que peut fournir le panneau et que pour un éclairement et une température donnés, il existe une valeur de la tension qui maximise la puissance produite par le générateur. Ce qui nous contraint à insérer un convertisseur de puissance entre le générateur photovoltaïque et sa charge pour assurer un fonctionnement à puissance maximale quelles que soient la charge et les conditions d'éclairement et de température.

B. Pricinpe de recherche du point de puissance maximale

La chaîne de puissance d'un GPV où une charge DC est alimentée par un générateur à travers un convertisseur statique (CS) commandé par une MPPT peut être représentée comme indiquée sur la figure 3

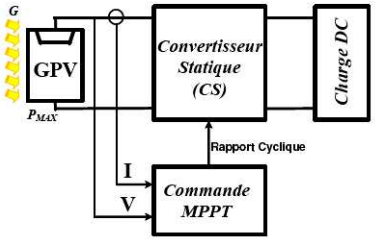

Figure .3 : Chaîne élémentaire de conversion photovoltaïque avec CS contrôlé par une commande MPPT sur charge DC.

et dont le rôle est de faire varier le rapport cyclique du CS de telle sorte que la puissance fournie par le GPV soit le P_{MAX} disponible à ses bornes. L'algorithme MPPT peut être plus ou moins compliqué pour rechercher le PPM et en général est basé sur la variation du rapport cyclique du hacheur dans l'objectif d'atteindre le PPM en fonction des évolutions des paramètres d'entrée du CS (I et V).

C. Principe de l'hacheur

Le hacheur ou convertisseur continu - continu est un dispositif de l'électronique de puissance mettant en œuvre un ou plusieurs interrupteurs commandés et qui permet de modifier la valeur de la tension d'une source de tension continue.

Si la tension délivrée en sortie est inférieure à la tension appliquée en entrée, le hacheur est dit dévolteur. Dans le cas contraire, il est dit survolteur.

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. [3]

Pendant le fonctionnement du hacheur, on ferme le commutateur avec un temps de fermeture égale à ($d.T_S$), et on l'ouvre dans un temps d'ouverture ($(1-d).T_S$), avec : T_s est la période de commutation et d le rapport cyclique du commutateur ($d \in [0,1]$).

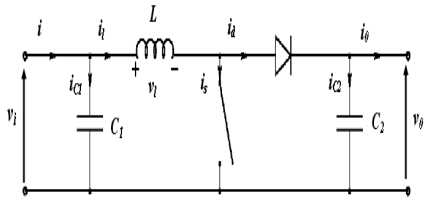

Figure 4 : Circuit idéal du hacheur survolteur (Boost).

II. SYSTEME D'INFERENCE FLOU BASE SUR LES RESEAUX DE NEURONES ADAPTATIFS

Les réseaux de neurones (*RN*) multicouches constituent des approximateurs universels. L'atout principal de ces réseaux réside dans leur capacité d'apprentissage. Par contre, leur structure et leurs paramètres n'ont pas toujours des justifications physiques. De plus, la connaissance humaine ne peut pas être exploitée pour les construire. Les systèmes d'inférence flous sont également des approximateurs universels. Ces systèmes possèdent deux points forts par rapport aux RN. D'une part, ils sont généralement construits à partir de la connaissance humaine, d'autre part, ils ont une capacité descriptive élevée due à l'utilisation de variables linguistiques. Il est donc apparu naturel de construire des systèmes hybrides qui combinent les concepts des systèmes d'inférence flous et des RN. Ainsi l'approche *Neuro-floue* est apparue. [4]

Plusieurs auteurs ont utilisé cette approche. Nous présentons ici un type spécial de réseaux neuro-flous. Il s'agit de l'approche ANFIS (Système d'inférence flou organisé en réseau adaptatif) proposée par Jang.

A.Structure d'ANFIS

ANFIS met en application un SIF du type Takagi Sugeno et a une architecture composée de cinq couches comme représentée.

Pour simplifier la compréhension et sans perte de généralité, nous considérons un système à deux entrées *x1* et *x2* et une sortie *y*. Considérons aussi un modèle flou de type TSK de ce système, composé des deux règles suivantes:

Si *x1* est *A1* et *x2* est *B1* alors
$y1 = f1\ (x1, x2) = a1\ x1 + b1\ x2 + c1$

Si *x1* est *A2* et *x2* est *B2* alors
$$y2 = f2\ (x1, x2) = a2\ x1 + b2\ x2 + c2 \qquad (1)$$

Jang a proposé de représenter cette base de règles par le réseau adaptatif de la figure 5.

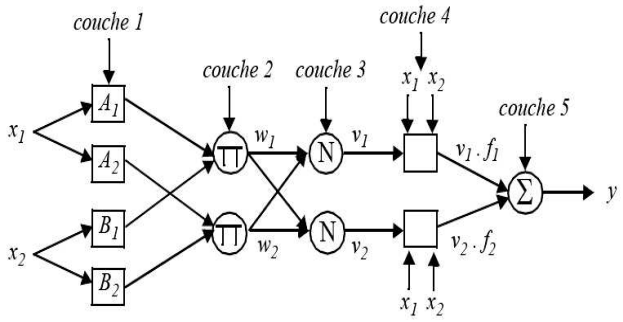

Figure.5 : Architecture équivalente d'ANFIS pour deux règles.

Le réseau adaptatif ANFIS est un réseau multi-couches dont les connexions ne sont pas pondérées, ou ont toutes un poids de 1. Les noeuds sont de deux types différents selon leur fonctionnalité: les noeuds carrés (adaptatifs) contiennent des paramètres, et les nœuds circulaires (fixes) n'ont pas de paramètres. Toutefois, chaque noeud (carré ou circulaire) applique une fonction sur ses signaux d'entrées. La sortie O^k_i du noeud *i* de la couche *k* (appelée noeud (*i*, *k*)) dépend des signaux provenant de la couche *k*-1 et des paramètres du noeud (*i*, *k*), c'est-à-dire,

$$O^k_i = f\,(O_1^{k-1} \ldots O^{k-1}_{n\,k-1}\ ,\ a, b, c \ldots) \qquad (2)$$

Où n_{k-1} est le nombre de noeuds dans la couche *k*-1, et *a*, *b*, *c* ... sont les paramètres du nœud (*i*, *k*). Pour un noeud circulaire ces paramètres n'existent pas.

Couche 1 :

Les neurones de cette couche réalisent les ensembles flous qui serviront dans les antécédents des règles. Dans le modèle de Jang, les fonctions d'appartenance sont des gaussiennes.

$$O^1_i = \mu_{Ai}\,(x) \qquad (3)$$

Où *x* est l'entrée du noeud *i*, et A_i le terme linguistique associé à sa fonction. En d'autres termes, Oi^1 est le degré d'appartenance de *x* à A_i. Les paramètres d'un noeud de cette couche sont ceux de la fonction d'appartenance correspondante.

Couche 2 :

Chaque neurone dans cette couche correspond à une règle floue Sugeno. Il reçoit les sorties des neurones de fuzzification et calcule son activation. La conjonction des antécédents est réalisée avec l'opérateur produit.

$$w_i = \mu_{Ai}\,(x_1).\ \mu_{Bi}\,(x_2) \quad ,\ i = 1,2 \qquad (4)$$

Couche 3 :
Chaque neurone calcule le degré de vérité normalisé d'une règle floue donnée. La valeur obtenue représente la contribution de la règle floue au résultat final.

$$vi = \frac{wi}{w1 + w2} \qquad (5)$$

***Couche 4* :**
Chaque neurone *i* de cette couche est relié à un neurone de normalisation correspondant et aux entrées initiales du réseau. Il calcule le conséquent pondéré de la règle.

$$O_i^4 = v_i . f_i = v_i (a_i x_1 + b_i x_2 + c_i) \quad , i = 1..2 \qquad (6)$$

Où v_i est la sortie de la couche 3, et $\{a_i, b_i, c_i\}$ est l'ensemble des paramètres de sortie de la règle *i*.

Couche 5 *:*
Comprend un seul neurone qui fournit la sortie de ANFIS en calculant la somme des sorties de tous les neurones de défuzzification.

$$O_1^5 = y = \Sigma_i v_i . f_i \qquad (7)$$

L'apprentissage à partir d'un ensemble de données concerne l'identification des paramètres des prémisses et des conséquences, la structure du réseau étant fixée. L'algorithme d'apprentissage commence par construire un réseau initial, ensuite on applique une méthode d'apprentissage par rétro propagation de l'erreur. Jang a proposé d'utiliser une règle hybride d'apprentissage qui combine un algorithme de descente de gradient avec une estimation par moindres carrées.

III. CONCEPTION D'UN CONTROLEUR MPPT A BASE DE RESEAU NEURO-FLOU

La figure 6.a représente le schéma synoptique d'un système photovoltaïque doté d'une commande MPPT à base de réseaux neuro-flou.

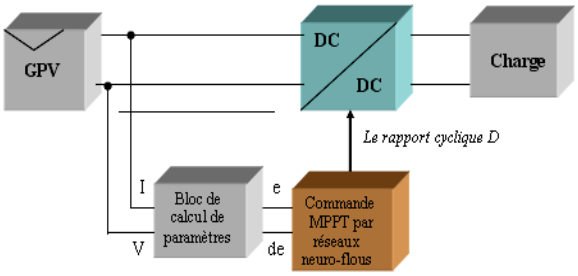

Figure.6.a: Schéma synoptique d'un système photovoltaïque avec une commande MPPT par réseau neuro-flou.

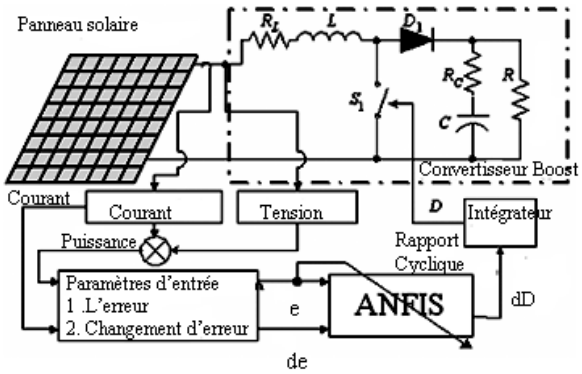

Figure.6.b : illustration du principe du ANFIS pour la poursuite du point de puissance maximale

A. Description et structure du contrôleur MPPT neuro-flou proposé

Le contrôleur neuro-flou développé dans cette partie comprend deux entrées '*e*' et '*de*' et une seule sortie *'D'* qui représentent respectivement l'erreur, la variation de l'erreur, et la commande. Les deux variables d'entrées génèrent l'action de contrôle '*D*' qui sera appliquée au hacheur, afin d'ajuster le rapport cyclique de ce dernier de telle manière à assurer l'adaptation de la puissance fournie par le GPV. Ce contrôleur permet une génération automatique de règles floues basées sur le modèle d'inférence de Sugeno.

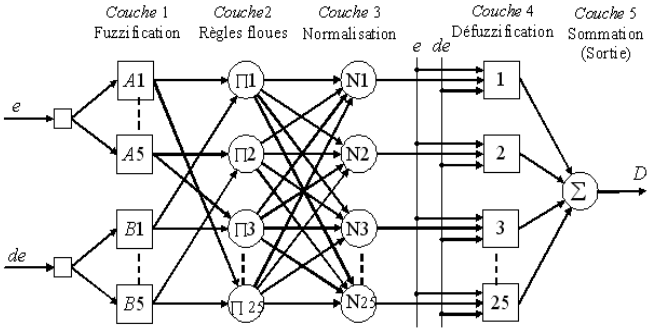

Figure.7 : Architecture du modèle ANFIS proposé.

La structure neuronale équivalente proposée sous matlab est représentée à la figure 8.

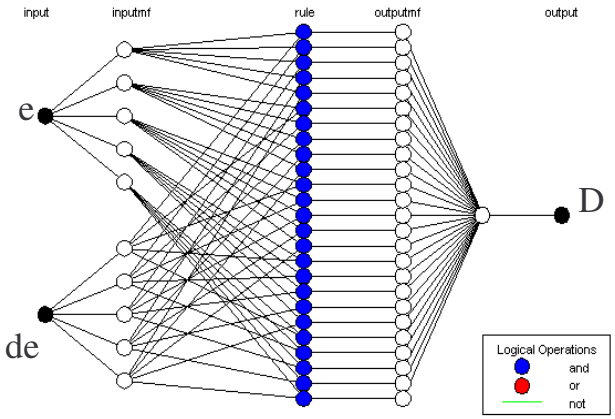

Figure.8:Structure neuronale du modèle proposé sous Matlab.

B. Apprentissage du contrôleur "Entraînement d'un réseau ANFIS "

L'apprentissage du notre contrôleur est effectué par le biais de l'algorithme de rétro propagation, afin de déterminer les paramètres des prémisses (ajustement des paramètres liés aux fonctions d'appartenance) et l'estimation des paramètres conséquents par la méthode des moindres carrés. Ce qui a pour appellation "*apprentissage hybride*".

L'entraînement du réseau ANFIS est donc effectué par un algorithme à deux temps où on estime d'abord les paramètres des conséquents par une technique de moindres carrés et ensuite les poids du réseau par une descente de gradient.

Chaque époque d'entraînement comprend une phase avant et une phase arrière. Durant la phase avant, les patrons d'entrée servent à déterminer les sorties des neurones couche par couche, permettant de déterminer les valeurs des paramètres de conséquents en bout de compte.

Durant la phase arrière, l'algorithme de rétropropagation d'erreur est appliqué pour régler les poids des différentes couches.

Lors de la passe arrière, l'algorithme de rétro propagation d'erreur est appliqué pour mettre à jour les poids des antécédents des règles.

Dans l'algorithme ANFIS de Jang, on optimise aussi bien les paramètres de antécédents que ceux des conséquents. Durant la phase avant, les paramètres des conséquents sont adaptés alors que les paramètres des antécédents sont maintenus constants ; durant la phase arrière, les rôles sont échangés. Le résultat du processus d'apprentissage est montré sur la figure 9.

Figure .9 : Entraînement du réseau neuro-flou (avec un nombre d'itération de 500).

C. Test de la capacité de généralisation après apprentissage

Après apprentissage du système neuro-flou adaptatif (ANFIS), nous avons testé sa généralisation, en présentant des données de validation (Checking Data).

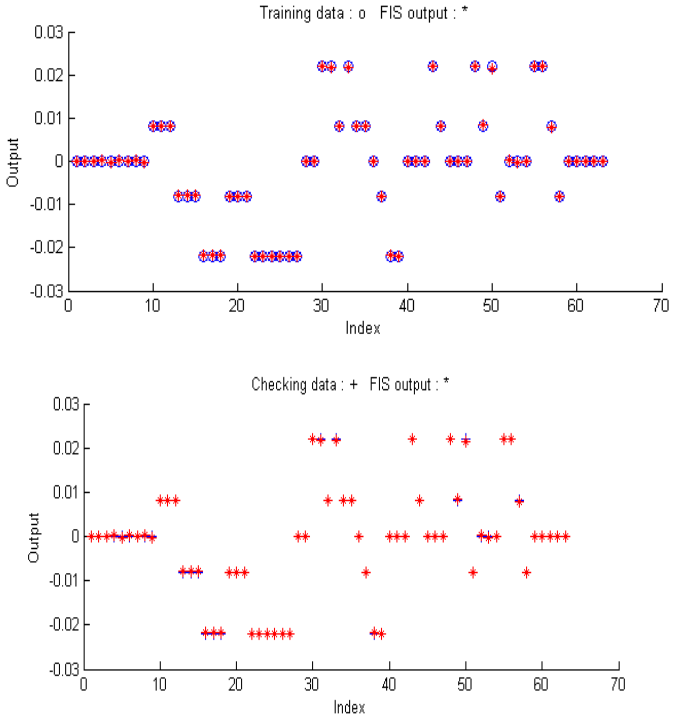

Figure .10 : Test de la capacité de généralisation après apprentissage.

IV. RESULTATS DE SIMULATION DE L'APPLICATION DE L'APPROCHE NEURO-FLOUE A LA POURSUITE DU POINT DE PUISSANCE MAXIMALE

Dans cette section, nous allons examiner les effets de cette hybridation, illustrés par les graphiques suivants qui mettent ainsi en évidence l'apport de la recherche globale dans l'amélioration des résultats d'apprentissage classique des réseaux de neurones.
Une fois le contrôleur neuro-flou conçu et testé, il est inséré dans le système photovoltaïque.Une simulation numérique est par la suite effectuée.

A. .Simulation du fonctionnement sous des conditions standard (constantes)

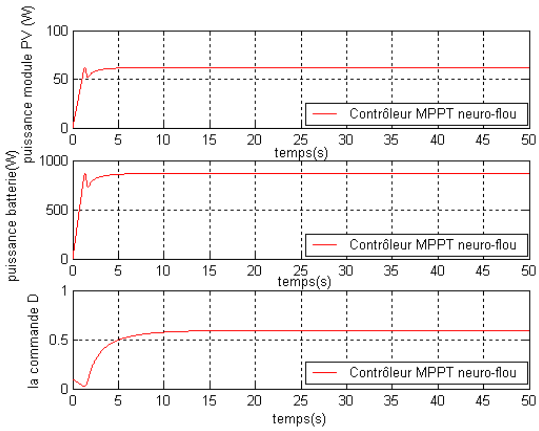

Figure.11 : Variation de la puissance du module, la puissance de la batterie et de la commande D pour une température de 25°C et un ensoleillement de 1000w/m^2.

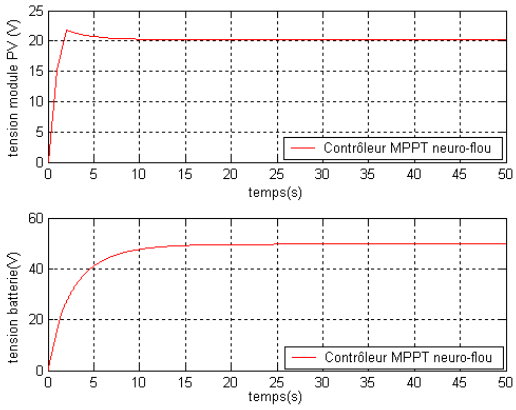

Figure.12 : Courbe de variation des tensions de batterie et de module avec le contrôleur neuro-flou.

B. Simulation des conditions variables d'ensoleillement

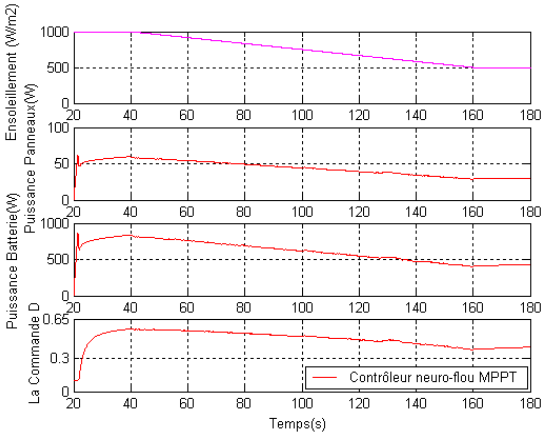

Figure.13: Variation de la puissance du module, la puissance de la batterie et de la commande D pour une diminution lente de l'ensoleillement de 1000 à 500 W/m^2 en 5 secondes avec une température de 25 C°.

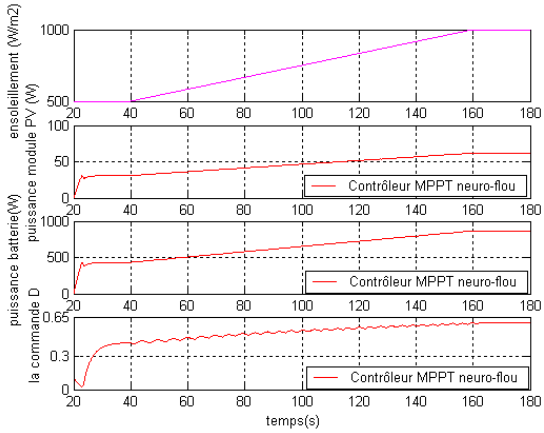

Figure.14: Variation de la puissance du module, la puissance de la batterie et de la commande D pour une augmentation lente de l'ensoleillement de 500 à 1000 W/m^2 en 5 secondes avec une température de 25 C°.

C. Simulation sous des conditions variables de température (changement de la température)

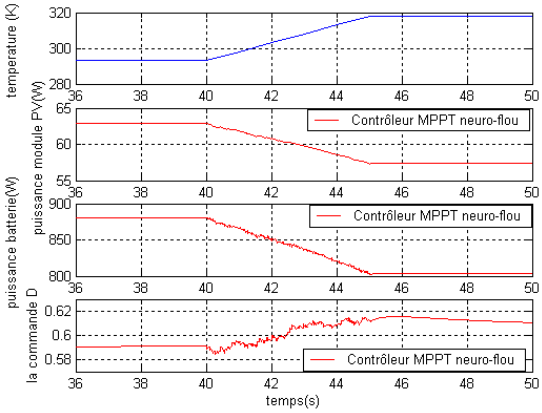

Figure.15: Variation de la puissance du module, la puissance de la batterie et de la commande D pour une augmentation rapide de la température de20°C à 45°C en 5 secondes avec un ensoleillement de 1000W/m^2.

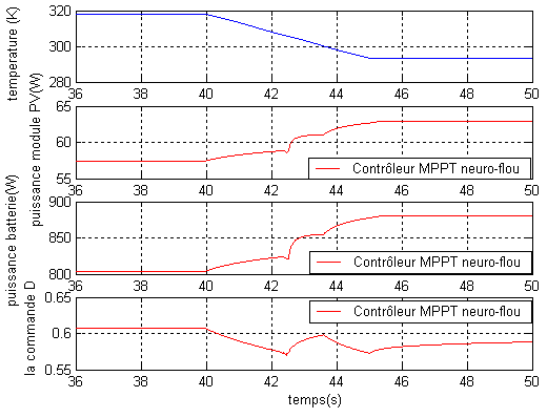

Figure.16: Variation de la puissance du module, la puissance de la batterie et de la commande D pour une diminution rapide de la température de 45°C à 20°C en 5 secondes avec un ensoleillement de 1000W/m^2.

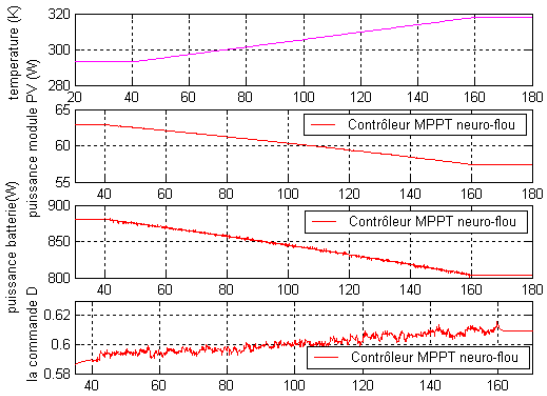

Figure.17: Variation de la puissance du module, la puissance de la batterie et de la commande D pour une augmentation lente de la température de 20°C à 45°C et un ensoleillement de 1000W/m^2.

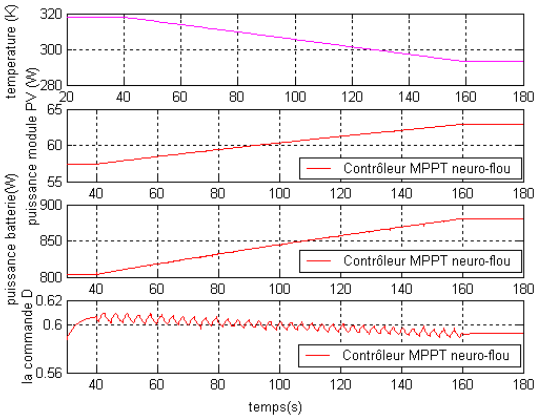

Figure.18: Variation de la puissance du module, la puissance de la batterie et de la commande D pour une diminution lente de la température de45°C à 20°C en 120 secondes avec un ensoleillement de 1000W/m^2.

D. Simulation sous des conditions aléatoires d'ensoleillement et de température

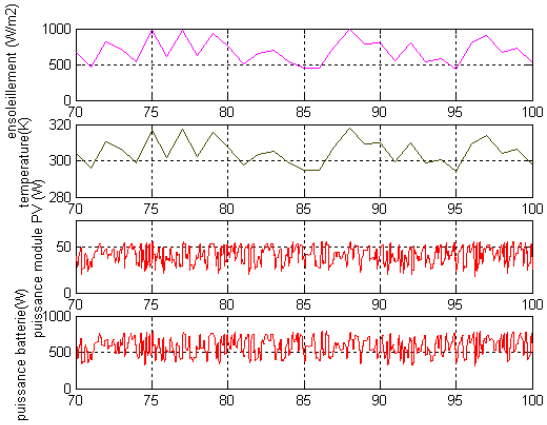

Figure.19 : Variation de la puissance du module, la puissance de la batterie et de la commande D pour un changement aléatoire à une température de 20°C à 45°C et un ensoleillement de 400 à1000 W/m^2.

V.CONCLUSION

La conversion photovoltaïque de l'énergie solaire est une des alternatives qui, depuis l'avènement des grands programmes spatiaux, a montré sa grande souplesse et son aptitude à fonctionner en milieu hostile. Il s'agit d'une solution intéressante aux moyens de productions conventionnels.

Pour assurer le fonctionnement d'un générateur photovoltaïque à son point de puissance maximale, des contrôleurs MPPT sont souvent utilisés. Ces contrôleurs sont destinés à la poursuite PPM et à minimiser ainsi l'erreur entre la puissance de fonctionnement et la puissance maximale de référence qui est variable en fonction de la charge et des conditions climatiques.

Dans le même but, plusieurs techniques de contrôle MPPT ont été introduites, dans ce travail, nous avons présenté une stratégie d'hybridation entre deux techniques : les réseaux de neurones, et la logique floue en vue d'élaborer un système de commande et de poursuite du point de puissance maximale afin d'extraire le maximum de puissance.

La poursuite du point de puissance maximale par l'approche ANFIS a montré l'efficacité de cette dernière. L'utilisation de l'approche neuro-flou (ANFIS) a permis une génération automatique des règles floues.

Selon les résultats obtenus, on peut conclure que le système neuro-flou fait apparaître un bon compris entre la caractérisation et l'efficacité des calculs. Sa robustesse, sa rapidité et la précision de ses sorties lui permettent de donner des décisions correctes et d'éviter les cas d'indécisions, les réseaux de neurones avec leurs capacités à s'adapter à des situations inconnues par le biais de l'apprentissage, et la logique floue avec sa capacité de modélisation de connaissances imprécises et gestion de l'incertitude.

Les résultats obtenus lors de notre travail encouragent la poursuite des recherches dans ce sens Nous pouvons également envisager de les améliorer.

Ce travail ne recherche nullement à condamner les méthodes classiques. L'approche présentée vient avant tout enrichir la grande famille des méthodes de poursuite du point de puissance maximale.

REFERENCES

[1] O.Gergaud, ''Modélisation énergétique et optimisation économique d'un système de production éolien et photovoltaïque couplé au réseau et associé à un accumulateur'', Thèse de doctorat, École normale supérieure de Cachan, décembre 2002.

[2] M.Angel Cid Pastor,''Conception et réalisation de modules photovoltaïques électroniques'', Thèse de doctorat, Institut National des Sciences Appliquées de Toulouse, septembre 2006.

[3]R.W. Erickson, ''Fundamentals of Power Electronics'', Chapman & Hall, 115 Fifth Avenue, New York, NY, 1997.

[4] Y.Nakoula, ''Apprentissage des modèles linguistiques flous, par jeu de règles pondérées'', Thèse de doctorat, Université de Savoie, 1997.

[5] Jyh-Shing Roger Jang, ANFIS: ''Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System'', IEEE Transactions on systems, Man, and Cybernetics, Vol 23, N°3, Mayijune 1993.

[6] D.Vlachos, Y. A. Tolias, ''Neuro-Fuzzy modeling in bankruptcy prediction'', Yugoslav Journal of Operations Research 13 (2003), Number 2, 165-174.