

# Implémentation de la commande MPPT sur circuit FPGA utilisant les techniques intelligentes

F. Chekired\*, C. Larbes\*\*, D. Bendib\*, Z. Samara\*

\*Unité de développement des équipements solaires, Bousmail, Algérie., Email: chekiredfathya@yahoo.fr

\*\* Laboratoire de dispositifs de Communication et de conversion Photovoltaïque, Ecole Nationale Supérieure Polytechnique, Alger, Algérie.

**Abstract-** This work focuses on the pursuit of maximum power point tracking (MPPT) for photovoltaic generators. For this, we will use intelligent techniques: fuzzy control and neuro-fuzzy control. The main objective of these controls is to extract, for loading conditions and atmospheric data, the maximum power of photovoltaic modules.

In this paper, we present the development of these controls and their implementation on a "FPGA Xilinx Virtex II" circuit using the "Memec Design Virtex-II V2MB1000" board development.

We show the advantage of using intelligent control in photovoltaic systems as well as the advantages of FPGAs with their computing power, low development time and flexibility of operation.

**Keywords** – Photovoltaic, MPPT, Neuronal networks, Fuzzy logic, neuro-fuzzy networks, neuro-fuzzy Controller, FPGA circuit.

**Résumé** – Ce travail s'intéresse à la poursuite du point de puissance maximale (MPPT) des générateurs photovoltaïques.

Pour cela, nous utiliserons des commandes intelligentes : la commande floue et la commande neuro-floue. L'objectif principal de ces commandes est d'extraire, pour des conditions de charge et atmosphériques données, la puissance maximale possible des modules photovoltaïques. Dans cet article, nous présentons le développement de ces commandes et leur implémentation sur un circuit "FPGA Virtex II de Xilinx" en utilisant la carte de développement « Memec Design Virtex-II V2MB1000 ». Nous montrons ainsi l'avantage de l'utilisation des commandes intelligentes dans les systèmes photovoltaïques ainsi que les avantages apportés par les circuits FPGA grâce à leur puissance de calcul, leur faible temps de développement et leur flexibilité de fonctionnement.

**Mot clés** – Photovoltaïque, MPPT, Réseaux de neurones, Logique floue, Réseaux neuro-flous, Contrôleur neuro-flou, Circuit FPGA.

## I. INTRODUCTION

L'électricité solaire est en train de s'imposer depuis que les modules photovoltaïques sont devenus très disponibles et ont un rendement acceptable. En parallèle, la technologie des composants semi-conducteurs de grande puissance a nettement évolué par l'introduction de composants de puissance très performants en tous points de vue, rendement, fiabilité et coût.

Une caractéristique importante des modules photovoltaïques est que la puissance maximale disponible est fournie seulement en un seul point de fonctionnement, appelé Maximum Power Point (MPP), localisé par une tension et un courant connus

[1][2][3]. Par ailleurs, la position de ce point MPP n'est pas fixe mais elle se déplace en fonction de l'ensoleillement et de la température des cellules solaires du module ainsi que de l'utilisation. A cause du coût relativement onéreux de ce genre d'énergie on doit à tout instant extraire le maximum possible de la puissance disponible des modules photovoltaïques. Cela nécessite un mécanisme de poursuite (Tracking) de l'MPP appelé 'maximum power point tracking' (MPPT) afin que la puissance maximale soit générée en permanence [1][2][3].

L'objectif de cet article est de présenter les différentes étapes de conception et d'implémentation, sur un circuit FPGA, de deux commandes MPPT : floue et neuro-floue.

## II. SYSTEMES HYBRIDES NEURO-FLOUS

A. Un système neuro-flou est défini comme étant un réseau neuronal multicouche avec des paramètres flous, ou comme Full-Size Camera-Ready (CR) Copy

un système flou mis en application sous une forme distribuée parallèle. Il a été notamment répertorié trois familles différentes [4] [5] [6] :

- Le modèle FALCON et le modèle GARIC
- Le modèle NEFCLASS
- Le modèle ANFIS

## III. STRUCTURE DE L'ANFIS (SYSTEME D'INFERENCE FLOU BASE SUR LES RESEAUX DE NEURONES ADAPTATIFS)

C'est une structure à 5 couches qui affine les règles floues déjà établies par des experts humains et réajuste le chevauchement entre les différents sous-ensembles flous.

ANFIS met en application un système d'inférence flou (SIF) du type Takagi Sugeno [4][7][8][9] et a une architecture composée de cinq couches comme représentée sur la figure 1:

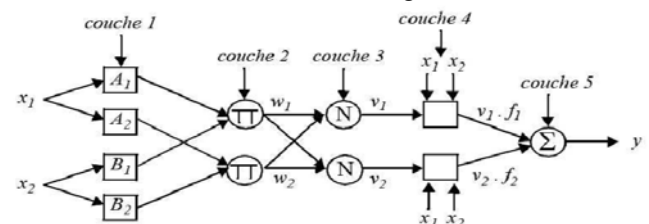


Figure 1: Architecture équivalente de l'ANFIS pour deux entrées à deux règles.

Le réseau adaptatif ANFIS est un réseau multicouche 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 noeuds circulaires (fixes) n'ont pas de paramètres.

**Couche1:** La première couche représente les fonctions d'appartenance floues. Chaque nœud de cette couche est un nœud carré avec une fonction:

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x) \quad (1)$$

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

**Couche 2 :** Chaque nœud  $i$  de cette couche est un nœud circulaire appelé  $\pi$  qui engendre en sortie le produit de ses entrées. Ce produit représente le degré d'activation d'une règle:

$$w_i = \mu_{A_i}(x_1) \cdot \mu_{B_i}(x_2), i=1, 2 \quad (2)$$

**Couche 3 :** Chaque nœud est un nœud circulaire appelé  $N$ . La sortie du nœud  $i$  est le degré d'activation normalisé de la règle  $i$ :

$$v_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad (3)$$

**Couche 4 :** La quatrième couche calcule les coefficients de l'équation du premier ordre d'une règle de type Takagi-Sugeno et cela pour chaque règle floue.

Chaque nœud de cette couche est un nœud carré avec une fonction réalisant le calcul:

$$O_i^4 = y_i f_i = v_i(a_i x + b_i x_2 + c_i) \quad (4)$$

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 :** La cinquième couche qui représente la couche de sortie, calcule la sortie globale Pesée (pondérée) du système. Le seul nœud de cette couche est un nœud circulaire qui effectue la somme des signaux provenant de la couche 4, c'est-à-dire,

$$O_i^5 = y = \sum_i v_i f_i \quad (5)$$

#### IV. MPPT PAR L'APPROCHE FLOUE [10] [11] [12]

##### A. Fuzzification

La tension et le courant actuels du générateur photovoltaïque sont mesurés instantanément et convertis par un convertisseur A/N. La puissance peut être ainsi calculée :

$$P(k) = i(k) \cdot v(k) \quad (6)$$

On suppose que le contrôle se fait par la satisfaction de deux critères relatifs à deux variables d'entrées du contrôleur flou proposé, qui sont:

- L'erreur ( $E$ ) et le changement de l'erreur ( $dE$ ) à des instants échantillonnés ( $k$ ).

$$E(k) = \frac{P_{ph}(k) - P_{ph}(k-1)}{V_{ph}(k) - V_{ph}(k-1)} \quad (7)$$

$$dE(k) = E(k) - E(k-1) \quad (8)$$

$P_{ph}(k)$  et  $V_{ph}(k)$  sont respectivement: la puissance et la tension du générateur photovoltaïque. (1)

- A partir de l'entrée  $E(k)$  on peut savoir si le point de fonctionnement de la charge est situé à gauche ou à droite du point de puissance maximale de la courbe puissance-tension.
- A partir de l'entrée  $dE(k)$  on peut déterminer la valeur de la variation de l'erreur de l'entrée du contrôleur flou qui représente la direction du point de fonctionnement.

En utilisant les bases des sous ensembles flous on peut exprimer les variables d'entrées et de sortie en termes de variables linguistiques, ces dernières sont étiquetées comme suit:

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

Les figures 2 et 3 montrent les fonctions d'appartenance des 5 sous-ensembles flous des variables d'entrées ainsi que de la variable de sortie.

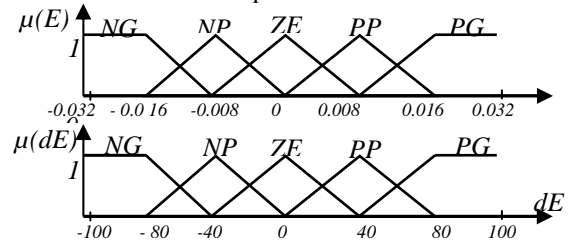


Figure 2 : fonctions d'appartenance des variables d'entrées E et dE

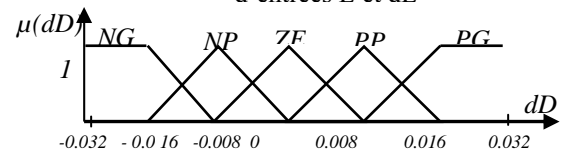


Figure 3 : fonctions d'appartenance de variable de sortie dD

##### B. Méthode d'inférence

La table 1 montre la table de règles du contrôleur flou où les entrées de la matrice sont les ensembles flous de l'erreur ( $E$ ) et le changement de l'erreur ( $dE$ ). La sortie de cette table de règles est le changement du rapport cyclique ( $dD$ ).

E	dE	NP	NG	ZE	PP	PG
NP		ZE	ZE	PG	PG	PG
NG		ZE	ZE	PP	PP	PP
ZE		PP	ZE	ZE	ZE	NP
PP		NP	NP	NP	ZE	ZE
PG		NG	NG	NG	ZE	ZE

Tableau 1: Table d'inférence floue.

### C. défuzzification

$$dD_0 = \frac{\sum_{j=1}^n \mu(D_j) - D_j}{\sum_{j=1}^n \mu(D_j)} \quad (9)$$

### V. MPPT PAR L'APPROCHE NEURO-FLOUE

Notre contrôleur neuro-flou 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 générateur photovoltaïque.

Le contrôleur neuro-flou est un contrôleur **ANFIS** à une architecture composée de cinq couches comme représentée sur la figure 4. Ce contrôleur permet une génération automatique de règles floues basées sur le modèle d'inférence de Sugeno :

Si E est A<sub>1</sub> et dE est B<sub>1</sub> Alors d<sub>1</sub>=f(E, dE)  
Si E est A<sub>2</sub> et dE est B<sub>2</sub> Alors d<sub>2</sub>=f(E, dE)

Si E est A<sub>25</sub> et dE est B<sub>25</sub> Alors d<sub>25</sub>=f(E, dE)

Où E, dE, sont des variables d'entrée et A<sub>1</sub>, A<sub>2</sub>, ..., A<sub>5</sub> et B<sub>1</sub>, B<sub>2</sub>, ..., B<sub>5</sub> sont des ensembles flous.

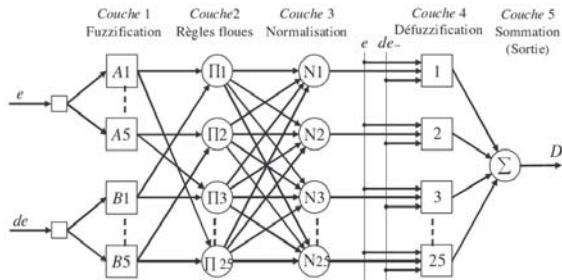


Figure 4: Architecture du modèle ANFIS proposé.

Les fonctions d'appartenance, sous forme triangulaire,  $\mu(E)$  et  $\mu(dE)$  créées par ANFIS sont représentées sur la figure 5.

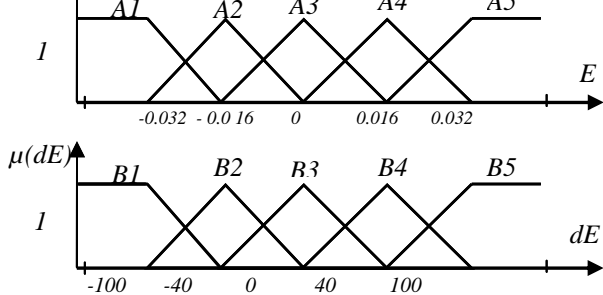


Figure 5: Illustration de l'algorithme de fuzzification

E	dE	B1	B2	B3	B4	B5
↙ A1 →		d1	d2	d3	d4	d5
A2		d6	d7	d8	d9	d10
A3		d11	d12	d13	d14	d15
A4		d16	d17	d18	d19	d20
A5		d21	d22	d23	d24	d25

Tableau 2 : Table des règles générées par ANFIS.

La formule du rapport cyclique D est donnée par

$$D = \frac{w_1 d_1 + w_2 d_2 + \dots + w_{25} d_{25}}{w_1 + w_2 + \dots + w_{25}} \quad (10)$$

### VI. APPLICATION, RESULTATS ET

#### DISCUSSION

#### VI.1. Environnement de test des deux contrôleurs en vue d'implémentation sur la carte FPGA

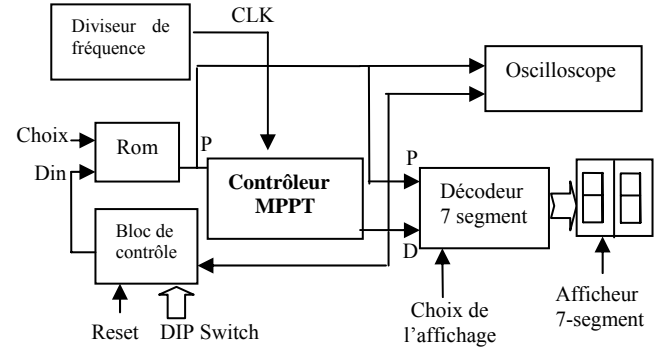


Figure 6: Schéma synoptique détaillé de l'environnement de test

#### VI.2. Implémentation du contrôleur flou et neuro-flou sur la carte FPGA

##### VI.2.1. Simulation

Cette opération nous permet de valider le projet à chaque étape du développement. C'est donc dans cette partie qu'on va pouvoir visualiser les résultats obtenus par les deux méthodes et comparer leurs performances. Dans la première étape, on compare les performances des deux contrôleurs dans la recherche du point MPP. Dans la seconde étape, on agit sur la caractéristique puissance-tension en basculant d'une courbe de puissance à l'autre, qui est mémorisée dans le bloc ROM sous forme des tableaux, (changement brusque des conditions atmosphériques), on peut alors comparer la vitesse de poursuite du point MPP pour les deux contrôleurs.

##### VI.2.1.1. Recherche et poursuite du point de puissance maximale par le contrôleur MPPT flou

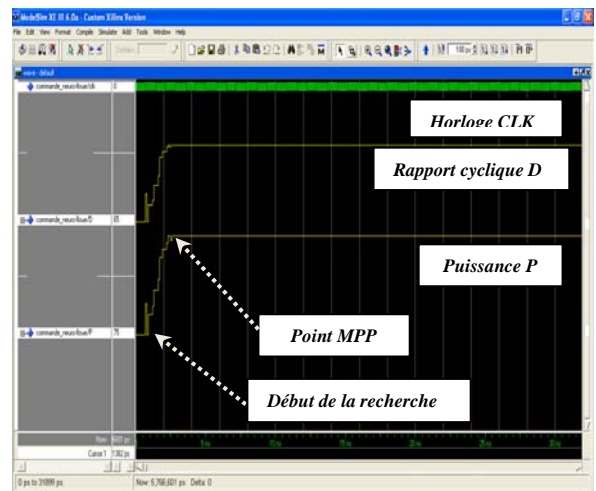


Figure 7: Simulation de la recherche du point MPP par le contrôleur "MPPT flou".

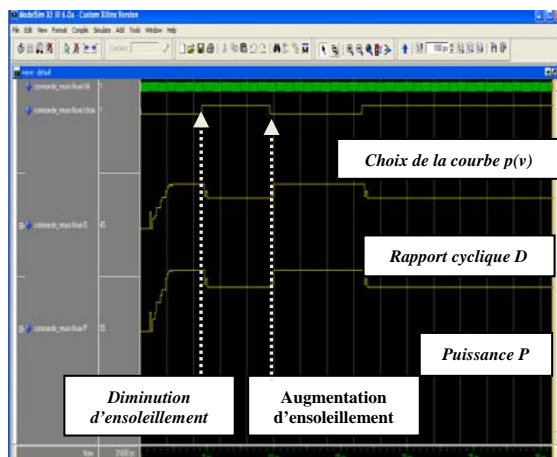


Figure8: Simulation de la poursuite du point MPP par le contrôleur "MPPT fluu" pour des changements brusques des conditions météorologiques

#### VI.2.1.2. Recherche et poursuite du point de puissance maximale par le contrôleur MPPT neuro-flou

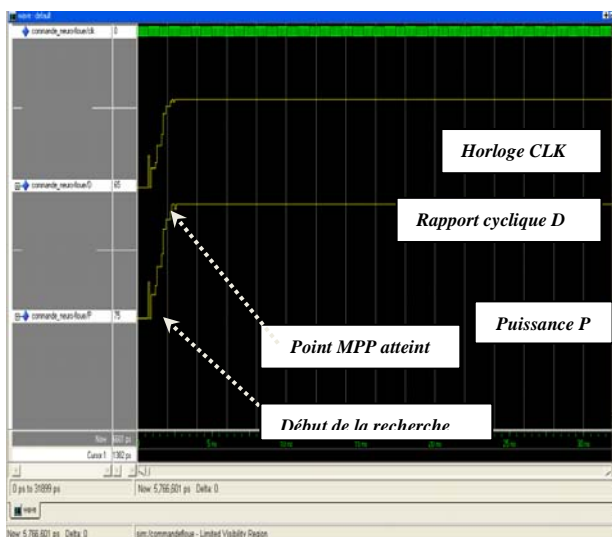


Figure9: Simulation de la recherche du point MPP par le contrôleur "MPPT neuro fluu".

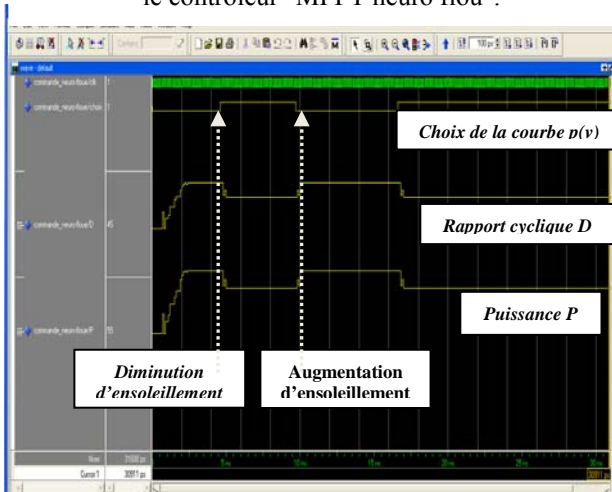


Figure10: Simulation de la poursuite du point MPP par le contrôleur "MPPT neuro-flou" pour des changements brusques des conditions Météorologiques

#### VI.2.2. Routage du circuit FPGA pour les programmes du contrôleur "MPPT fluu" et "MPPT neuro-flou"

#### VI.2.3. Aperçu de l'outil d'affectation des broches d'entrées/sorties

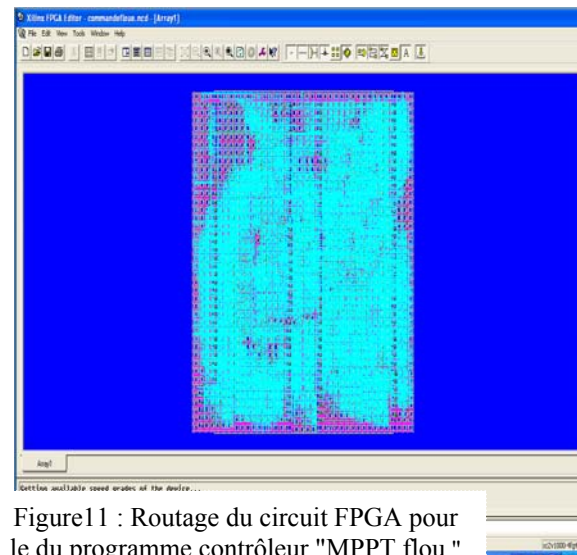


Figure11 : Routage du circuit FPGA pour le du programme contrôleur "MPPT fluu "

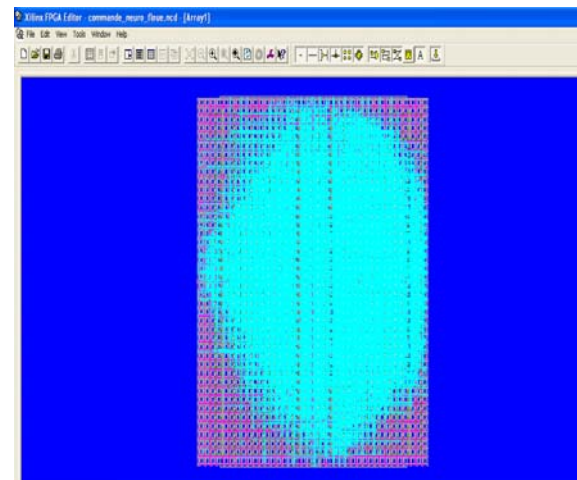


Figure12: Routage du circuit FPGA pour le programme du contrôleur "MPPT neuro-

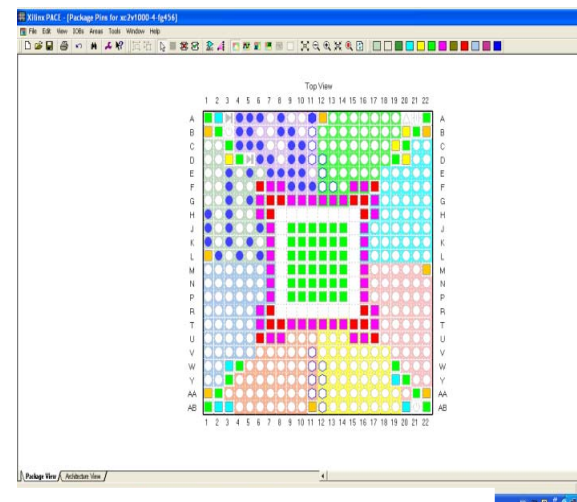


Figure13 : Aperçu de l'outil d'affectation des broches d'entrées/sorties pour les deux programmes du contrôleur "MPPT fluu" et





Figure14: Le rapport cyclique D généré par le contrôleur MPPT sous forme PWM sous des conditions climatiques constantes

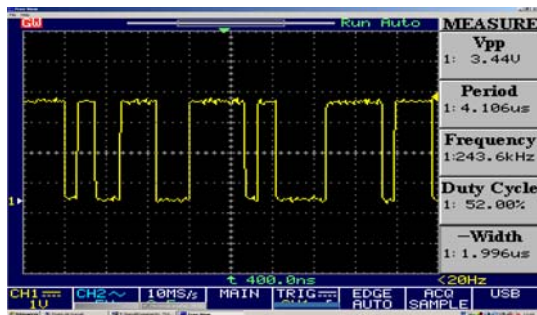


Figure15: Le rapport cyclique D généré par le contrôleur MPPT sous forme PWM sous des conditions climatiques variables

## VII. CONCLUSION GENERALE

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 dernièrement à savoir : la logique floue, les réseaux de neurones....etc.

Dans ce travail, on a développé et implémenté sur le circuit "FPGA Virtex II de Xilinx, deux méthodes MPPT différentes utilisées dans les systèmes photovoltaïques: la méthode du contrôleur flou, et une autre plus complexe ; contrôleur neuro-flou, on a tenté d'explorer et d'exploiter au maximum les ressources offertes par ces FPGA. La simulation nous a permis de valider les programmes des deux méthodes avant de les charger sur le circuit FPGA. Elle nous a également aidé à comparer les performances des deux méthodes pour différentes conditions de travail.

Si nous devons faire un choix entre ces deux méthodes, les deux paramètres à prendre en considération sont la complexité de l'implémentation et les performances de la méthode. Si on privilégie la simplicité de l'implémentation, le choix, relativement, sera porté sur la méthode floue. Si on estime par contre que les performances de la méthode MPPT doivent être optimales, même pour une implémentation plus complexe, le choix, relativement

aussi, sera porté sur la méthode neuro-floue mais on peut conclure que les deux contrôleurs donnent des bons résultats et montrent leur efficacité non seulement pour la poursuite du point de puissance maximale mais aussi pour le temps de réponse et la stabilité. On peut conclure aussi que la sortie des signaux qui sont obtenus et visualisés sur oscilloscope démontre la faisabilité des commandes MPPT.

Ce travail se veut une initiation au développement des projets sur circuits FPGA dans le domaine des énergies renouvelables. On espère qu'il pourra contribuer à aider les personnes qui s'intéressent à ce domaine de la technologie dans l'élaboration de leurs travaux.

## VIII. REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] T. Eser, P.L. Chapman, Comparison of photovoltaic array maximum power point tracking methods, IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol. 22, No. 2, June 2007.
- [2] V. Salas, E. Olias, A. Barrado, A. Lazaro, Review of the maximum power point tracking algorithms for stand-alone photovoltaic systems, Solar Energy Materials & Solar Cells 90, pp 1555–1578, 2006.
- [3] K. SOBIAHI, Etude et réalisation d'un hacheur MPPT à contre réaction de tension, Mémoire de Magister, ENP, Algérie, Décembre 2003.
- [4] D. Ould Abdeslam, Techniques neuromimétiques pour la commande dans les systèmes électriques: application au filtrage actif parallèle dans les réseaux électriques basse tension, Thèse de doctorat, Université de Haute-Alsace, décembre 2005.
- [5] E. Gauthier, Gestion d'une flotte de véhicules autonomes à l'intérieur d'un parking haute densité, Rapport d'étude, Institut National Polytechnique de Grenoble DEA Informatique Option Robotique Vision Image, juin 1995.
- [6] E. Gauthier, Utilisation des réseaux de neurones artificiels pour la commande d'un Véhicule autonome, Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, Janvier 1999.
- [7] M. Geethanjali, S. Mary Raja Slochanal, M. Geethanjali, A combined adaptive network and fuzzy inference system (ANFIS) approach for over current relay system, Department of Electrical and Electronics Engineering, College of Engineering, Madurai-625 015, Tamilnadu, India, 2007
- [8] Ying-Ming Wang, Taha M.S, An adaptive neuro-fuzzy inference system for bridge risk assessment, Institute of Soft Science, Fuzhou University, Fuzhou 350002, PR China School of Mechanical, Aerospace and Civil Engineering, The University of Manchester, P.O. Box 88, Manchester M60 1QD, UK