

La Recherche du Point Optimum de Fonctionnement d'un Générateur Photovoltaïque en Utilisant les Réseaux NEURO-FLOUS

D.K. Mohamed, A. Midoun et F. Safia

Département d'Electronique, Université Mohamed Boudiaf (USTO), B.P. 1505 El-M'Naouar, 31000 Oran

Résumé - La puissance de sortie du générateur photovoltaïque (GPV) dépend de plusieurs facteurs climatiques, tels que l'ensoleillement et la température. Cependant, une poursuite en temps réel du point optimal de fonctionnement (MPP : Maximum Power Point) est nécessaire pour optimiser le rendement du système. Dans ce présent article, on présente une application des réseaux Neuro-flous pour l'identification et la poursuite de ce point. Les caractéristiques du GPV ont été prélevées sous différentes conditions climatiques pour en déduire la base de données nécessaire à l'apprentissage du réseau. Une base de règles sous forme linguistique décrivant le processus de poursuite est ainsi générée. La sortie du réseau est utilisée comme référence pour un contrôleur flou placé en aval. Les résultats obtenus avec cette méthode montrent une très bonne estimation de la puissance maximale du GPV.

Mots clés: MPPT - GPV - Réseaux Neuro-Flous.

1. INTRODUCTION

La technologie des systèmes photovoltaïques a connu un développement rapide et a joué un rôle très important dans le domaine de l'électronique de puissance proposant ainsi des alimentations électriques sans pollution. Les GPV sont constitués de plusieurs modules configurés suivant le besoin. Le schéma équivalent d'un module est donné par la figure 1.

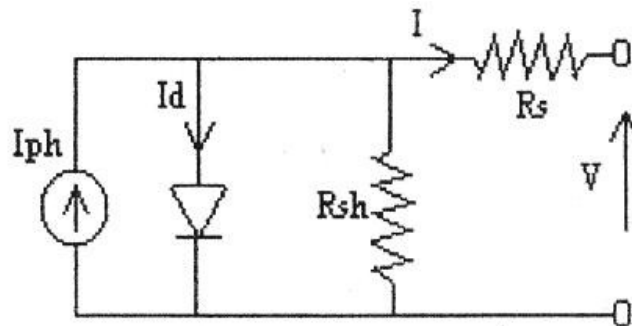


Fig. 1: Schéma équivalent d'un module

Les GPV sont par nature des sources non linéaires (figure 2) qui nécessitent une meilleure estimation du point optimal de fonctionnement pour un contrôle en temps réel. Cette puissance varie en fonction des facteurs climatiques tel que la température et l'ensoleillement. Cependant, le point de fonctionnement varie largement dans le temps. Plusieurs méthodes ont été utilisées pour identifier le point optimal dans lequel la puissance de sortie du GPV est maximale [1-6]. Ce présent travail présente l'utilisation des réseaux Neuro-Flous dans l'identification du point optimal de puissance fournie par un GPV alimentant une machine asynchrone [7]. Le réseau Neuro-Flou proposé est un ANFIS (Adaptive Network Fuzzy Inference System) [7-9], qui a comme entrées le courant de court-circuit (I_{cc}) et la tension de circuit ouvert (V_{oc}) et en sortie le courant optimal (I_{opt}) correspondant à la puissance optimale fournie par le GPV.

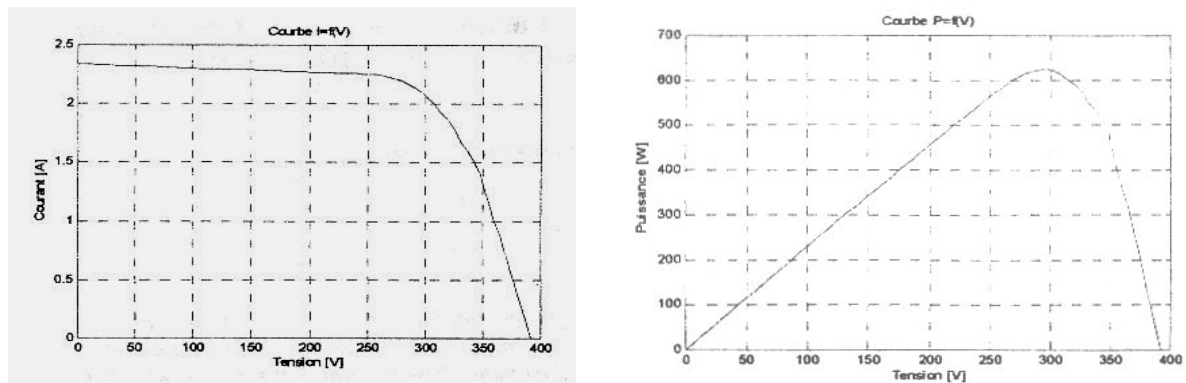


Fig. 2: Courbes Courant, Puissance en fonction de la Tension

2. DESCRIPTION ET MODELISATION DU SYSTEME

Le système proposé est composé des éléments suivants : un générateur photovoltaïque (GPV), d'un onduleur (convertisseur DC-AC), d'un moteur à induction chargé et d'un dispositif de poursuite composé de deux régulateurs en cascade. L'onduleur convertit la puissance continue fournie par le GPV en courant alternatif triphasé assurant l'alimentation de l'ensemble moteur-charge. Pour la modélisation de notre système, nous avons utilisé des hypothèses simplificatrices pour dériver les équations des différents composants. Le moteur est représenté dans un référentiel lié au stator [11].

Le dispositif de poursuite qui représente le coeur du travail, est constitué d'un réseau neuro-flou qui fournit le point optimal de puissance en cascade avec un régulateur flou PI assurant ainsi la génération de l'indice de modulation optimal.

3. CONTROLE DU GPV

Le schéma de principe du contrôle est donné dans la figure 3. Le système doit faire l'acquisition des grandeurs I_{cc} , I_{pv} et V_{oc} , le point optimal de puissance ainsi identifié par le réseau Neuro-Flou attaquera un régulateur qui va délivrer un signal de contrôle pour ajuster les ondes PWM (Pulse Width Modulated Waves) de façon à ce que le moteur opère en ce point.

La valeur I_{pv} du courant actuel du GPV est mesurée et sera comparée à I_{opt} . Cette comparaison fera l'objet d'entrée d'un régulateur qui produit un signal de contrôle pour modifier la largeur des impulsions de l'onduleur afin d'amener I_{pv} à I_{opt} avec un régime transitoire plus rapide. Les grandeurs V_{oc} et I_{cc} sont mesurées par des cellules pilotes de même type que le GPV ou après un étalonnage adéquat.

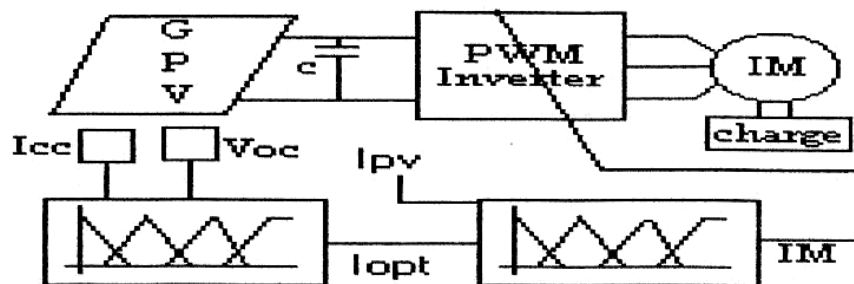


Fig. 3: Schéma de principe du système proposé

4. SPECIFICATIONS DU GPV UTILISE

Le groupe photovoltaïque GPV utilisé est composé de cellules solaires au silicium polycristallin. Ses modules sont fixés avec une inclinaison de 35° vers le sud.

Table 1: Spécification d'un module du GPV

Puissance maximale P_{\max}	51.0 W
Courant de court-circuit I_{cc}	3.25 A
Tension de circuit ouvert V_{oc}	31.2 V
Courant de fonctionnement optimal I_{opt}	3.02 A
Tension de fonctionnement optimale V_{opt}	16.9 V

(AM 1,5, 1 kW/m², 25 °C)

4. DONNEES NECESSAIRES POUR L'IDENTIFICATION DU POINT OPTIMAL

La puissance maximale délivrée par le GPV dépend essentiellement de l'ensoleillement (cette dépendance sera vue d'une façon très claire après l'opération de l'apprentissage). L'ensoleillement est mesuré par le courant de court-circuit I_{cc} (I_{cc} est proportionnel à l'ensoleillement E_s). D'autre part, pour mesurer la température, nous avons utilisé la tension de circuit ouvert qui donne une image de la température. Des courbes $I_{pv} = f(V_{pv})$ ont été prises expérimentalement afin de construire la base de données nécessaire à l'apprentissage du réseau.

Ces données sont prises pour un GPV caractérisé par $I_{cc\max} = 3.25$ A et $V_{oc\max} = 392$ V.

Les réseaux Neuro-Flous [8-10] ont été utilisés pour les deux principales causes :

- La relation fortement non linéaire entre la puissance optimale et les autres paramètres.
- Il n'existe pas un modèle mathématique décrivant la variation de la puissance maximale en fonction des deux variables I_{cc} et V_{oc} .

5. IDENTIFICATION DU POINT DE FONCTIONNEMENT OPTIMAL

La configuration du réseau proposé est donnée en figure 4.

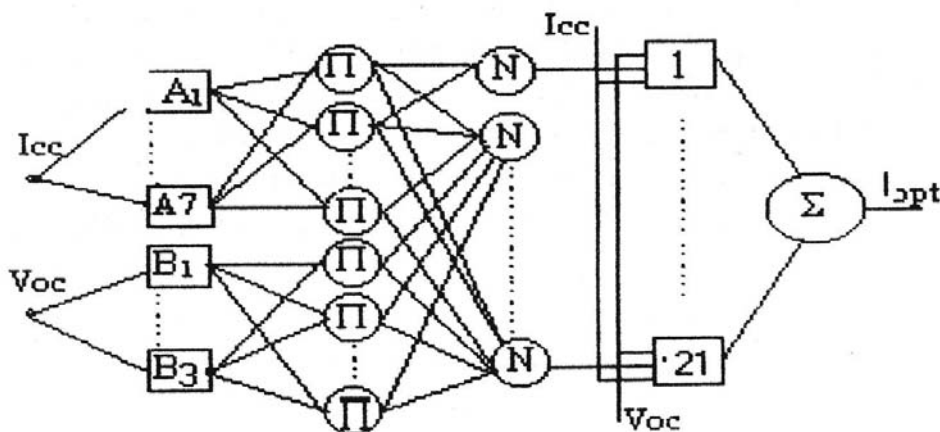


Fig. 4: Architecture du réseau Neuro-Flou

Le réseau a été entraîné en utilisant la technique hybride [8-9] (méthode du gradient et la méthode LSE Least Square Estimate). Les figures 5 indiquent les fonctions d'appartenance avant et après l'opération d'apprentissage.

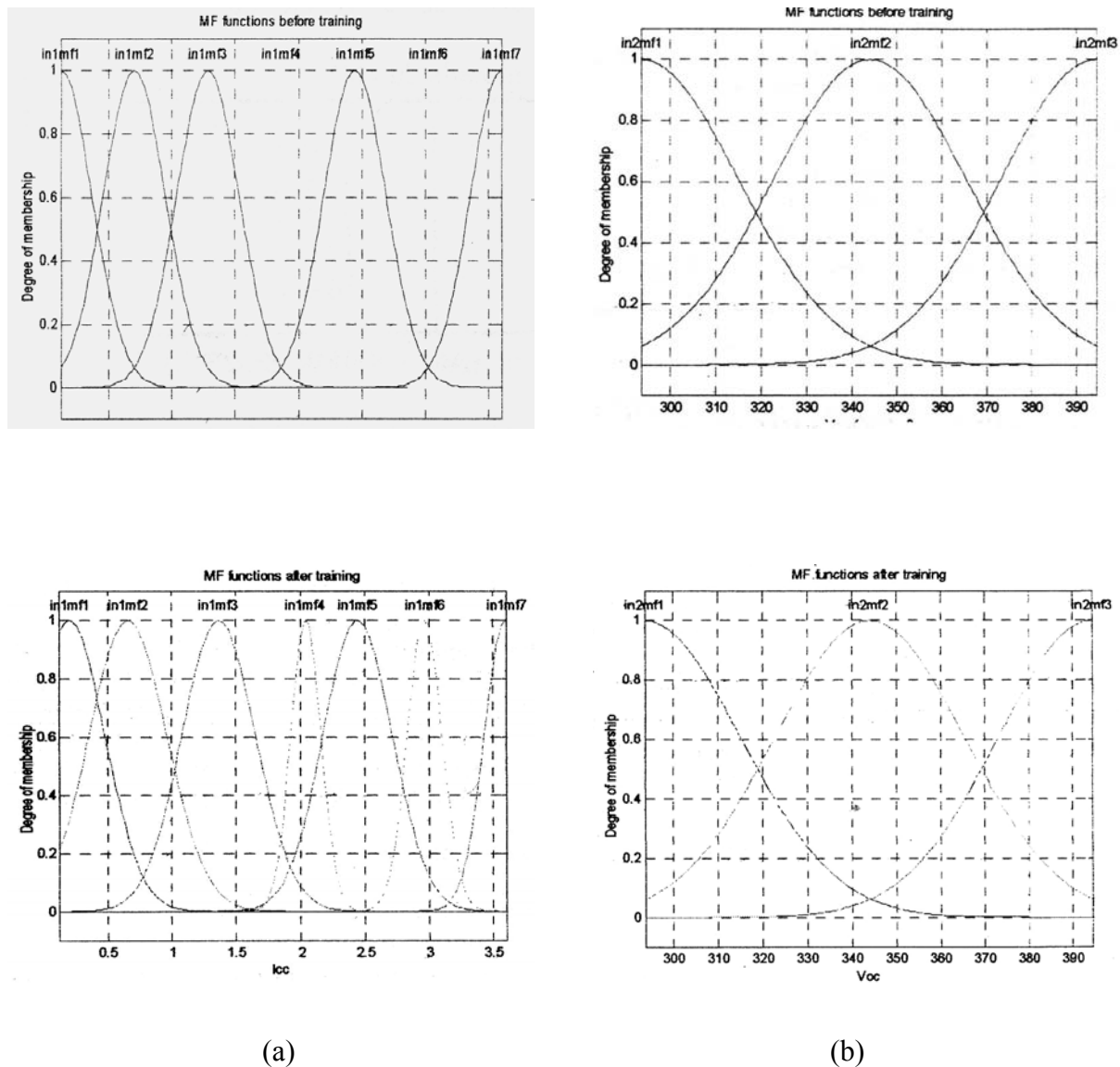


Fig. 5: Fonctions d'appartenance (a) avant et (b) après l'apprentissage

Après l'opération de l'apprentissage, le réseau Neuro-Flou contient dans ces neurones adaptatifs les paramètres des fonctions d'appartenance et des règles qui vérifient le critère de l'optimisation. Le système final (dispositif de contrôle) se réduit à un système d'inférence flou (FIS) possédant ainsi une base de connaissance qui peut servir d'expert pour exprimer en termes linguistiques les règles qui régissent le fonctionnement du système.

Notre régulateur suivi d'un autre régulateur (figure 3) permettent de générer les signaux PWM optimaux pour que le moteur fonctionne au point optimum (figure 6) (adaptation du moteur et GPV).

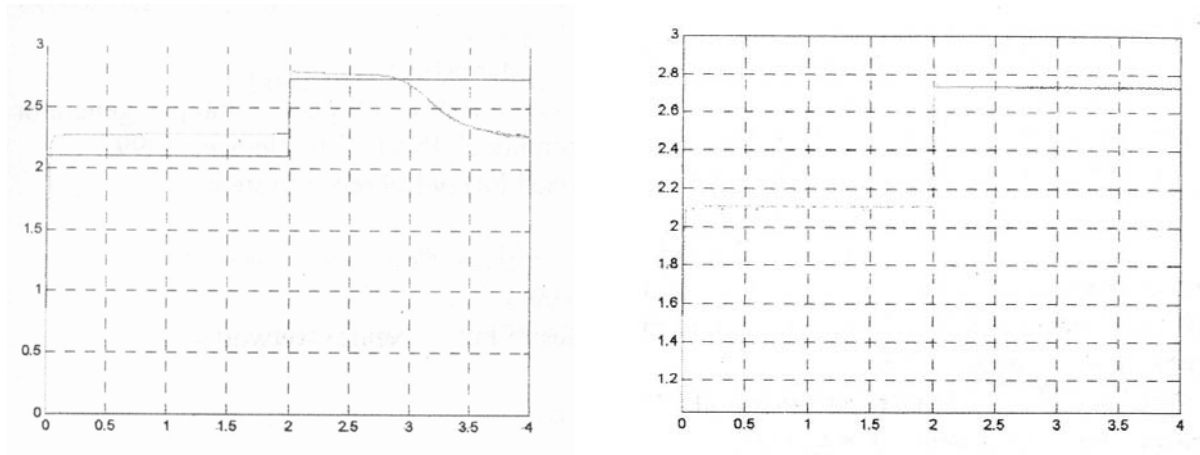


Fig. 6: Poursuite du MPP avec un changement d'ensoleillement de 65 % à 80 %

6. RESULTATS ET INTERPRETATIONS

Après la phase d'apprentissage, on voit bien sur la figure 5 que les fonctions d'appartenance représentant le courant de court-circuit ont changé de formes (paramètres des neurones adaptatifs représentant les fonctions d'appartenance disposées en première couche ont changé) indiquant que la puissance optimale a une très forte dépendance du courant de court-circuit. Les fonctions d'appartenance de la tension de circuit ouvert demeurent quasi-constantes. En changeant l'ensoleillement de 65,6 % à 80 % le système de rotation proposé force le générateur de fournir un courant égal au courant optimal correspondant à la puissance optimale.

7. CONCLUSION

L'efficacité du réseau proposé a été démontrée et donne une meilleure estimation de la puissance maximale d'un GPV. L'utilisation des réseaux Neuro-Flous a servi de fournir une description linguistique du comportement du système (base de règles) qui était strictement non linéaire et difficilement interprétable. Les résultats de la simulation montrent une très bonne opération de poursuite sur un système à moteur à induction chargé.

REFERENCES

- [1] A. Midoun, F.Z. Zerhouni, 'Contrôle d'un MPPT par Microprocesseur', Conf. Physique Energétique, SIPE3, Béchar, 1996.
- [2] T. Hiyama, S. Kouzuma and T. Imakubo, 'Identification of Optimal Operating Point of PV Modules Using Neural Network for Real Time Maximum Power Tracking Control', IEEE Trans. On Energy Conversion, Vol. 10, N°2, June 1995.
- [3] T. Hiyama, S. Kouzuma and T. Imakubo, 'Evaluation of Neural-Network Based Real Time Maximum Power Tracking Controller For PV Systems', IEEE Trans. On Energy Conversion, Vol. 10, N°3, Sept 1995.

- [4] Y. Yao, P. Bustamante and R.S. Ramshow, '*Improvement of Induction Motor Drive Systems Supplied by PV Array With Frequency Control*', IEEE Trans. On Energy Conversion, Vol. 9, N°2, June 1994.
- [5] E. Muljadi, '*PV Water Pumping with Peak Power Tracker Using a Simple Six Step Square Inverter*', IEEE Trans. On Industry Applications, Vol. 33, N°3, May/June 1997.
- [6] O. Ojo, '*Analysis of Current Source Induction Motor Drive Fed Front Photovoltaic Energy Source*', IEEE Trans. On Energy Conversion, Vol. 6, N°1, March 1991.
- [7] D.K. Mohamed, A. Midoun and F. Safia, '*Optimisation of Photovoltaic Generator Supplying an Induction Motor Using Neuro-Fuzzy Technique*', JNVER'99, Tlemcen 1999.
- [8] J.S.R. Jang, '*ANFIS : Adaptive-Network Based Fuzzy Inference System*', IEEE Trans. On SMC, Vol. 23, N°3, 1993.
- [9] J.S.R. Jang and C.T. Sun, '*Neuro-Fuzzy Modeling and Control*', Proceedings of the IEEE, Vol. 83, N°3, March 1995.
- [10] M.M.Gupta and D.H. Rao, '*On the Principles of Fuzzy-Neural Networks*', Fuzzy Sets & Systems, 1994.
- [11] B.K. Bose, '*Power Electronics and AC Drives*', Prentice Hall, New Jersey, USA, 1986.