

Développement de deux modèles neuro-flous pour la poursuite du MPPT des modules photovoltaïques UDTS-50 Application au site d'Adrar

A. Mehdaoui^{1*}, A. Chaker², M. Zerikat² et L. Messikh¹

¹ Unité de Recherche en Energies Renouvelables en Milieu Saharien, 'URERMS'

B.P. 478, Route de Reggane, Adrar, Algérie

² Département Génie Electrique, Ecole Nationale

Supérieure de l'Enseignement Technique, 'ENSET'

B.P. 1523, El M'Naouar, Oran, Algérie

(reçu le 24 Janvier 2009 – accepté le 21 Juin 2009)

Résumé - Dans cet article, nous développons deux modèles neuro-flous pour l'estimation du MPPT, à partir de la connaissance du courant de court-circuit et de la tension de circuit ouvert. La base de données d'apprentissage utilise des données réelles issues des tests de caractérisation 'out door' d'un ensemble de modules photovoltaïques, type UDTS-50. Les résultats obtenus montrent qu'il est possible d'estimer le courant optimal comme une fonction linéaire du courant de court-circuit. Ces résultats montrent aussi que l'estimation de la tension optimale est le problème qui pose le plus de difficultés.

Abstract - In this article, we developed two models of Fuzzy-logic for the estimate of the MPPT starting from the knowledge of the current of the short circuit and the voltage opening circuit. The data base of training uses real data resulting from the tests of characterization 'out door' of a whole of standard photovoltaic modules statement UDTS-50. The results obtained show that it is possible to consider the current optimal like a linear function of the current of short circuit. These results also show that the estimate of the optimal voltage is the problem which raises the most difficulties.

Mots clés: Intelligence Artificielle - MPPT - Système photovoltaïque - Optimisation - Identification - Milieu Saharien.

1. INTRODUCTION

Le Sahara algérien recèle d'importants gisements énergétiques renouvelables, caractérisé par un potentiel solaire fort appréciable et une population répartie d'une manière très éparse. L'installation des systèmes photovoltaïques sert à exploiter une partie de ce gisement. Ces systèmes comportent entre autres, un générateur photovoltaïque (GPV), dont le fonctionnement dépend plus particulièrement de l'éclairement Φ et de la température ambiante T_a .

En faisant une poursuite du point de puissance maximale 'MPPT' d'un tel générateur photovoltaïque, 'GPV', il est alors possible de satisfaire de façon plus en moins importante les besoins de puissance et les contraintes économiques imposées aux systèmes PV [2, 3, 6]. La poursuite des points de puissance maximale MPPT pose un certain nombre de problèmes, en raison des caractéristiques non linéaires et dépendantes des conditions radio métriques de l'éclairement et de la température, de la courbe courant-tension des modules photovoltaïques.

* mehdaoui_ahmed@ yahoo.fr

Elle se fait habituellement par des méthodes de gradient de puissance coûteuses en temps de calcul, par des modèles simplifiés qui ne tiennent pas compte des caractéristiques spécifiques du générateur PV, ou encore par des méthodes faisant appel aux mesures de l'éclairement Φ et de la température ambiante T_a [2, 3, 7, 8].

Dans notre travail, nous avons opté pour cette dernière. Pour cela, nous avons utilisé des données réelles issues de la caractérisation 'out door' de 31 modules PV types UDTS-50 pour développer deux modèles neuro-flous liant I_{opt} et V_{opt} à I_{cc} et V_{co} .

Cette méthode présente d'être générale et rapide en temps de calcul, qui est développé en trois parties. Dans la première, nous présentons l'approche classique de la modélisation du module photovoltaïque. La deuxième partie est consacrée à une présentation de la problématique de la poursuite du MPPT. La troisième partie est consacrée à la présentation du modèle ANFIS (Adaptative Network Fuzzy Inference System) et décrit la synthèse des modèles neuro-flous du point MPPT.

En dernier, nous présentons et discutons les résultats de la simulation. Et enfin nous terminerons par une conclusion.

2. PROBLEMATIQUE

La configuration générale de tels systèmes est représentée par le schéma synoptique de la figure 1. Ils sont composés d'un champ photovoltaïque (association de plusieurs modules photovoltaïques), d'un régulateur de charge, d'une batterie d'accumulateurs, d'un convertisseur DC/AC et des charges diverses (DC, AC) [3, 5, 6].

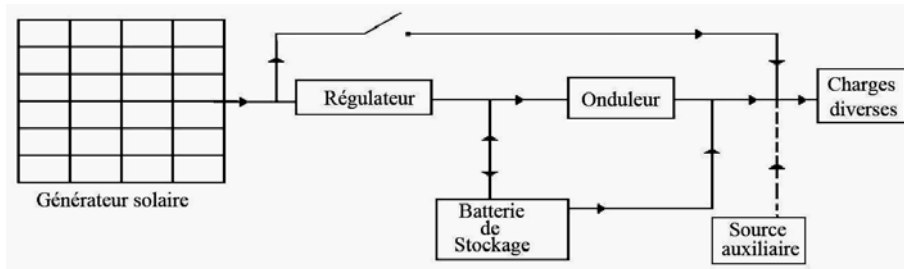


Fig. 1: Schéma synoptique d'un système PV

2.1 Modélisation classique des modules PV et analyse

Plusieurs modèles ont été élaborés pour décrire le fonctionnement et le comportement d'un générateur photovoltaïque [2, 3, 6]. Le courant généré par le module PV est donné par l'expression (1) suivante:

$$I = I_{cc} - I_0 \cdot \left[\exp\left(\frac{q \cdot V_j}{A \cdot k \cdot T}\right) - 1 \right] - \frac{V_j}{R_{sh}} \quad (1)$$

Où: $V_j = V + R_s \cdot I$

Le modèle explicite le plus utilisé est celui de Rauchenbach qui nécessite la connaissance de quatre paramètres [2, 3, 5, 7] à savoir: I_{cc} , V_{co} , I_{opt} et V_{opt} , est donné par l'expression (2).

$$I = I_{cc} \left\{ 1 - C_1 \left[\exp\left(\frac{V}{C_2 \cdot V_{oc}}\right) - 1 \right] \right\} \quad (2)$$

Avec:

$$C_1 = \left(1 - \frac{I_m}{I_{cc}} \right) \times \exp\left(\frac{-V_m}{C_2 \cdot V_{co}}\right), \quad C_2 = \frac{\frac{V_m}{V_0} - 1}{\ln\left(1 - \frac{I_m}{I_{cc}}\right)}$$

Il peut être utilisé pour avoir une idée sur l'influence de l'éclairement Φ et de la température T_a sur les performances des modules PV (Fig. 2 et 3).

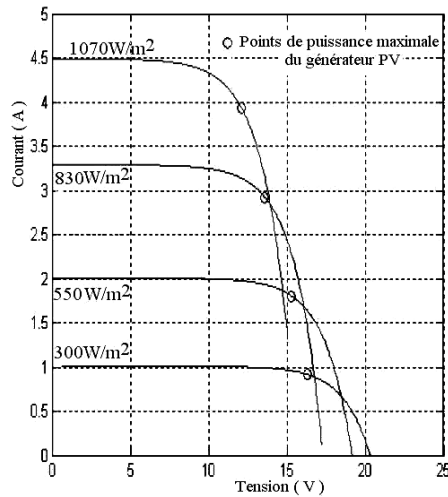


Fig. 2: Variation de la caractéristique (I, V) pour différents niveaux d'éclairements Φ

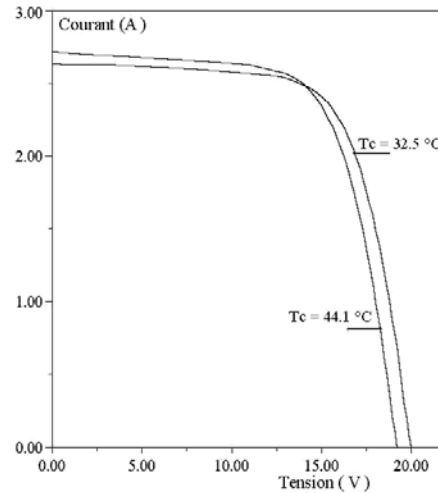


Fig. 3: Variation de la caractéristique (I, V) pour différents niveaux de températures T_a

On peut facilement constater la forte dépendance du courant et la puissance du générateur photovoltaïque en fonction de l'intensité. Le point de puissance maximale prend différentes coordonnées pour différentes valeurs de l'intensité (Fig. 2).

Par contre pour des températures variables, le courant correspondant à la puissance maximale reste pratiquement constant (Fig. 3), ce qui limite le travail de la recherche du point de puissance maximale MPP à la variation de l'éclairement Φ . Comme Φ est proportionnel à I_{cc} , donc l'étude du MPPT revient à une étude sur I_{cc} .

La variation de la puissance maximale estimée par le modèle de Rauchenbach au site d'Adrar, le 13/05/2006, est donnée à la figure 4. Elle présente bien un maximum de puissance de 52 watts à 13 h et les points de puissance maximale MPPT varient dans la fourchette de tension {13 – 16} Volts [3, 5].

2.2 Relaxation des hypothèses des modèles classiques

Le modèle de Rauchenbach impose certainement des contraintes qui peuvent ne pas être réalistes et représentatives pour les modules photovoltaïques, comme ceux de l'UDTS.

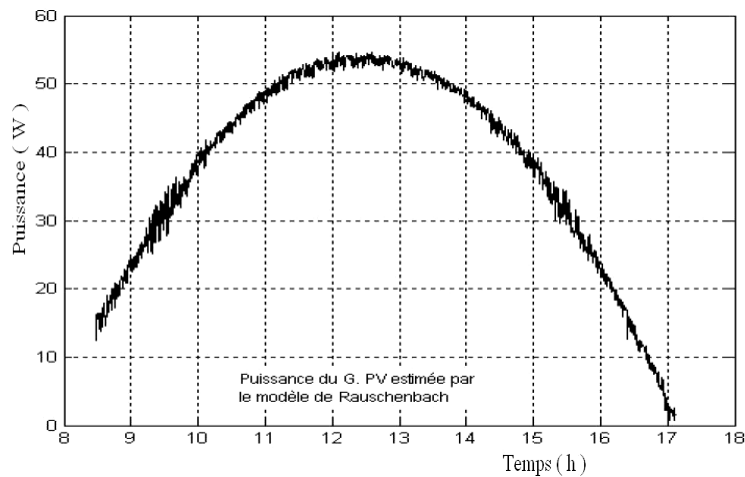


Fig. 4: Variation de la puissance optimale en fonction du temps

Pour une utilisation optimale des modules PV, il faut réaliser les tests de caractérisation 'out door' et dans les conditions variables d'éclairement Φ et de températures T_a , sans faire appel aux modèles classiques.

A cet effet, un banc d'essai spécialisé a été mis en place pour faire le relevé expérimentalement des caractéristiques (I, V) des modules PV [3, 5-7]. Une vue de ce banc d'essai est donnée en figure 6. Nous illustrons aussi l'installation d'un générateur PV formé par l'association série/parallèle des modules photovoltaïques (Fig. 5).



Fig. 5: Vue générale d'un générateur photovoltaïque



Fig. 6: Vue générale du banc d'essai d'expérimentation et de test des modules photovoltaïques

Son schéma synoptique également est décrit par la figure 7. Nous illustrons ainsi un exemple de caractérisation d'un module photovoltaïque [4] type UDTS-50 en figure 8.

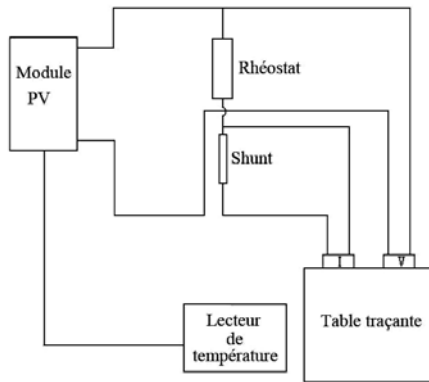


Fig. 7: Banc d'essai de caractérisation d'un module photovoltaïque

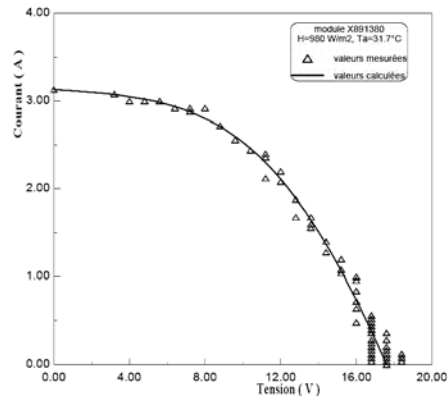


Fig. 8: Exemple de caractéristiques électriques fournies par le scopemètre

2.3 Position du problème

L'optimisation d'un générateur photovoltaïque pendant son fonctionnement consiste à réaliser une poursuite du point de puissance maximale, 'MPPT'. A cet effet, on recense dans la littérature plusieurs méthodes qui ont été développés pour la poursuite de ce point [1, 7, 8].

- 1 Recherche extrême- C'est la recherche analytique de l'optimum. La recherche de l'optimum est faite par le gradient de la puissance, c'est une méthode largement utilisée, mais le temps de calcul est largement influencé par les conditions initiales;
- 2 Recherche avec la cellule pilote- On mesure I_{cc} et V_{co} , et on suppose que le V_{opt} est proportionnel à V_{co} , donc $V_{opt} = M_v \times V_{co}$; de même I_{opt} est également proportionnel à I_{cc} , donc $I_{opt} = M_c \times I_{cc}$.

Cette méthode simple donne des résultats acceptables, mais en réalité les coefficients M_c et M_v ne sont pas constants, vue la non linéarité du modèle du générateur photovoltaïque;

- 3 Recherche microprogrammée- Comme l'algorithme escalade de montagne (Hill Climbing) et le contrôle double boucle (Double Loop Control), ces méthodes consistent en la sauvegarde dans la mémoire d'un microcontrôleur, les différents points de puissance maximale du GPV pour différents Φ et T_a .

Dans notre cas, nous développons deux modèles Neuro-Flou pour la poursuite du point de puissance maximale, 'MPPT' en utilisant une base de données expérimentales associée à plusieurs modules PV UDTS-50 [1, 3-5].

L'apprentissage des modèles non linéaires, à partir de données, présente plusieurs difficultés, à savoir:

- Le problème d'apprentissage est un problème mal posé du moment qu'il présente une infinité de solutions possibles pour décrire les données;
- Le bruit, la taille limitée de la base d'apprentissage pose des limitations sur les performances de généralisation des modèles synthétisés;
- Nous devons sélectionner un mode non linéaire avec une structure de capacité juste suffisante pour pouvoir approximer la fonction recherche et réduire les effets du phénomène de surentraînements;
- Nous devons choisir convenablement les variables d'entrée du modèle pour espérer réussir convenablement une opération de modélisation;
- Nous avons aussi besoin des techniques pour estimer les modèles sélectionnés à partir des données d'apprentissage.

3. LE MODELE ANFIS

Le cycle classique de développement d'un modèle neuro-flou ANFIS peut être séparé en sept étapes:

1. la collecte des données,
2. l'analyse des données,
3. la séparation des bases de données,
4. le choix d'un réseau de neurones,
5. la mise en forme des données,
6. l'apprentissage,
7. la validation.

Une architecture typique d'un réseau neuro-flou est donnée à la figure 9. Elle comporte entre autre une seule variable d'entrée et 5 fonctions d'appartenance [3, 4].

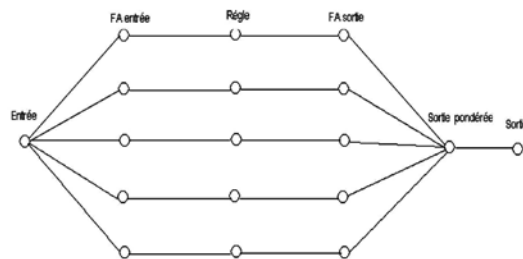


Fig. 9: Structure du modèle ANFIS

4. SYNTHÈSE DES MODELES NEURO-FLOU

Les variables, courant de court-circuit (I_{cc}) et tension de circuit ouvert (V_{co}), contribuent de façon significative à l'établissement de la courbe caractéristique (I, V) du générateur photovoltaïque [1, 3, 4].

En l'absence d'une expression analytique pour le calcul du point de puissance maximale (Maximum power point tracking) MPPT du générateur PV, on le détermine

directement à partir de I_{cc} et V_{co} comme variables d'entrées. En exploitant la base de données expérimentale comportant les variables d'entrées I_{cc} , V_{co} et les variables de sortie I_{opt} , V_{opt} . Dans cet article, ces données sont utilisées comme base d'apprentissage du modèle ANFIS.

4.1 Analyse de la base d'apprentissage

La base d'apprentissage comporte les données I_{cc} , V_{co} , I_{opt} , V_{opt} , issue des tests de caractérisation 'out-door' d'un ensemble de 31 modules photovoltaïques, type UDTS-50 (**Tableau 1**) [3, 5].

Tableau 1: Identification de l'ensemble de modules photovoltaïques utilisés comme base d'apprentissage

X910305	X910312	X910366	X910344
X910317	X910357	X910306	X910313
X910345	X891380	X910307	X910314
X910360	X910340	X910346	X910384
X910315	X910351	X910363	X910023
X910308	X910342	X910355	X910309
X910343	X910303	X910316	X910365
X910311	X910356	X910304	

Chaque groupe de variables I_{cc} , V_{co} , I_{opt} , V_{opt} , ont été obtenu après un traitement approprié de lissage des données expérimentales correspondantes (Fig. 10).

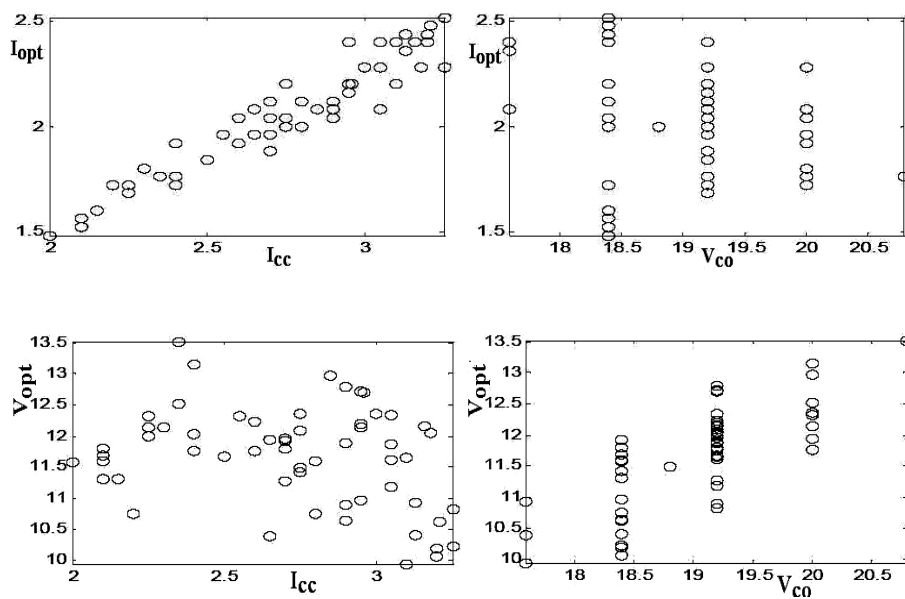


Fig. 10: Relation entre les différentes variables de la base d'apprentissage

L'analyse graphique des données de la base d'apprentissage (Fig. 10) révèle deux principales remarques. D'une part, il semble que la seule connaissance de la valeur du courant I_{CC} permet de prédire celle du courant I_{Opt} , la relation entre ces deux grandeurs n'est pas forcément linéaire. D'autre part, il est facile de constater que la connaissance de V_{CO} à elle seule ne permet de déduire celle de V_{Opt} ; l'estimation de V_{Opt} en fonction de V_{CO} et I_{CC} semble plus prometteuse.

En l'absence d'un modèle mathématique analytique pouvant relier correctement les variables d'entrée (I_{CC} et V_{CO}) aux variables de sortie (I_{Opt} et V_{Opt}), nous avons alors opté pour le modèle ANFIS comme un moyen possible d'estimation des deux paramètres I_{Opt} et V_{Opt} [1, 3, 4]

4.2 Apprentissage du modèle de I_{Opt}

Nous avons utilisé un modèle neuro-flou avec 05 fonctions d'appartenance (FA) pour la modélisation de la relation I_{Opt} et I_{CC} . Une erreur commise sur la base de l'apprentissage est de 0.0713. La figure 11 représente le courant optimal de la base de données en fonction du courant optimal prédit. Une parfaite prédiction du courant place les points obtenus sur la ligne de pente de 45° .

Ainsi une déviation de cette ligne représente une erreur de prédiction. Il est facile de constater que le modèle choisi présente une bonne performance dans la base d'apprentissage. Les allures des FA obtenues après apprentissage sont représentées à la figure 12.

La figure 13 montre l'évolution du courant I_{Opt} en fonction du courant I_{CC} . Il apparaît que la relation entre ces deux courants tend à être linéaire pour les types de modules photovoltaïques utilisés.

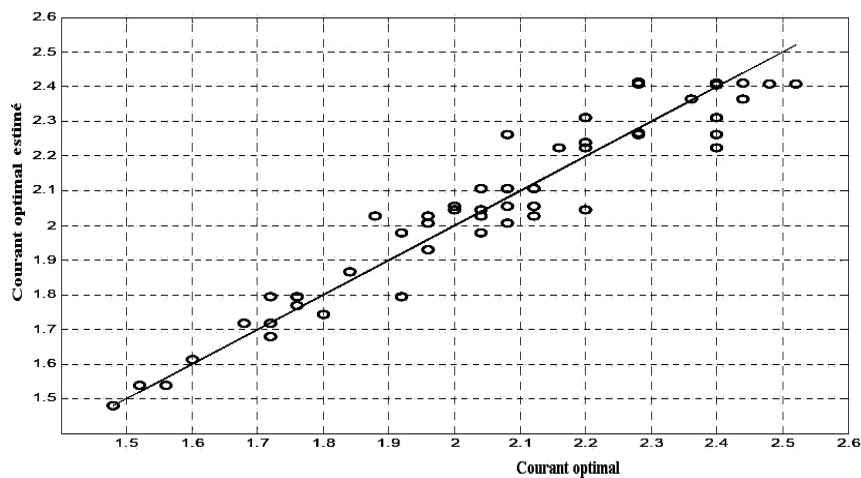


Fig. 11: Courant optimal estimé en fonction du courant optimal

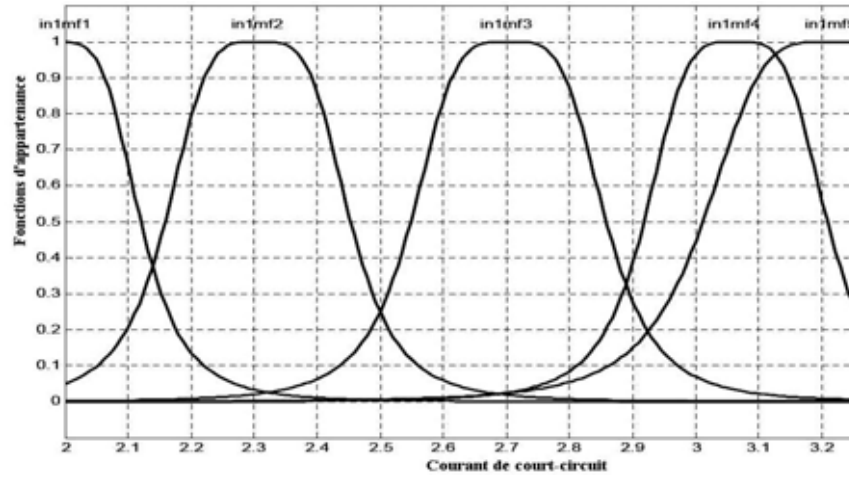


Fig. 12: Fonctions d'appartenance pour le courant optimal

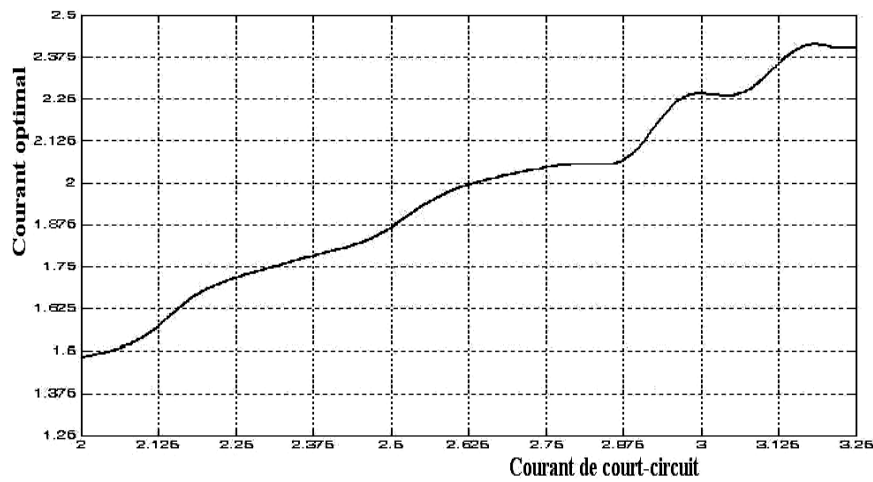


Fig. 13: Courant optimal en fonction du courant de court-circuit

4.3 Apprentissage du modèle de la tension optimale V_{opt}

Nous avons utilisé un modèle neuro-flou avec 05 (FA) pour la modélisation de la relation V_{opt} avec I_{cc} et 03 (FA) pour la modélisation de la relation V_{opt} avec V_{co} . Une erreur commise sur la base de l'apprentissage est de 0.25970.

La figure 14 représente la tension optimale de la base de données en fonction de la tension optimale prédite.

Il est facile de constater que le modèle choisi présente une bonne performance dans la base d'apprentissage. L'allure des fonctions d'appartenance relative respectivement à I_{cc} et V_{co} sont représentées dans les figures 15 et 16.

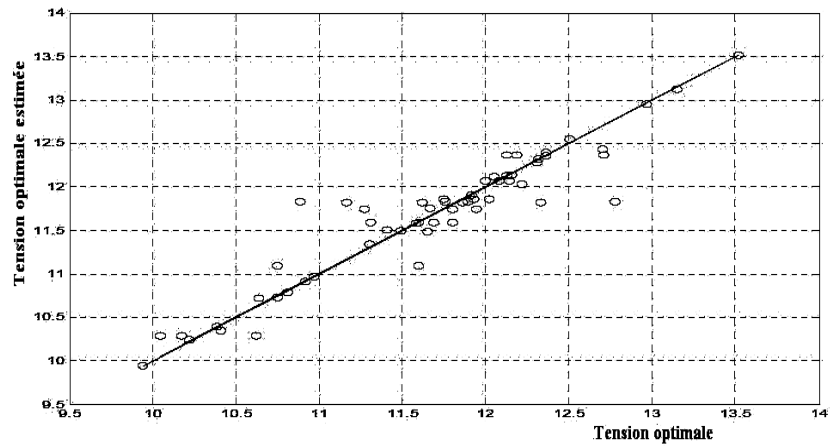


Fig. 14: Tension optimale estimée en fonction de la tension optimale

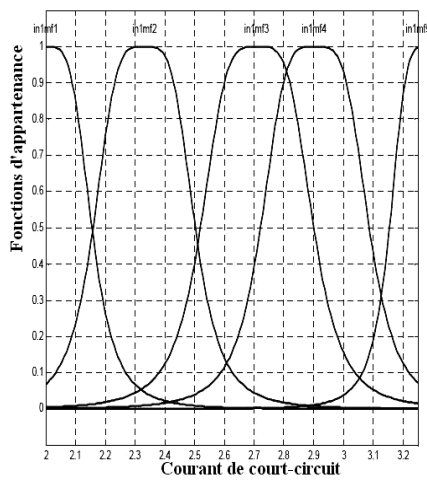


Fig. 15: Allure des FA pour la tension optimale et relative à I_{CC}

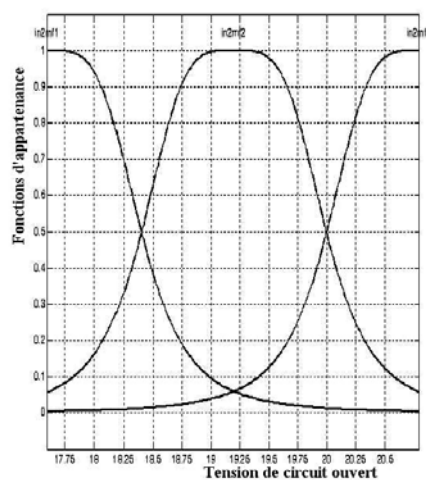


Fig. 16: Allure des FA pour la tension optimale et relative à V_{CO}

La réponse du modèle ANFIS de la tension V_{Opt} en fonction de I_{CC} et V_{CO} est représentée à la figure 17. Par ailleurs, la puissance maximale estimée est représentée à la figure 18. Il est à noter que le modèle de V_{Opt} présente certaines difficultés pour les valeurs estimées de I_{CC} et V_{CO} .

Ceci est dû au fait que la base des données d'apprentissage ne dispose pas de telles situations et l'algorithme d'apprentissage utilisés n'est pas capable de résoudre un tel problème.

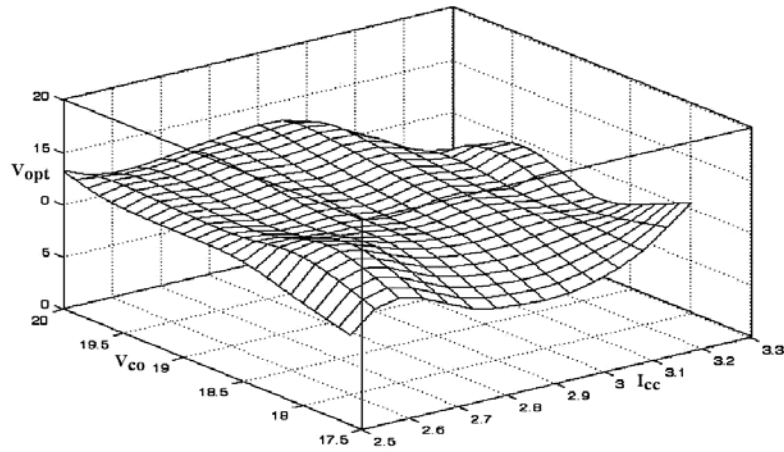


Fig. 17: Estimation de la tension optimale en fonction du courant de court-circuit et de la tension de circuit ouvert

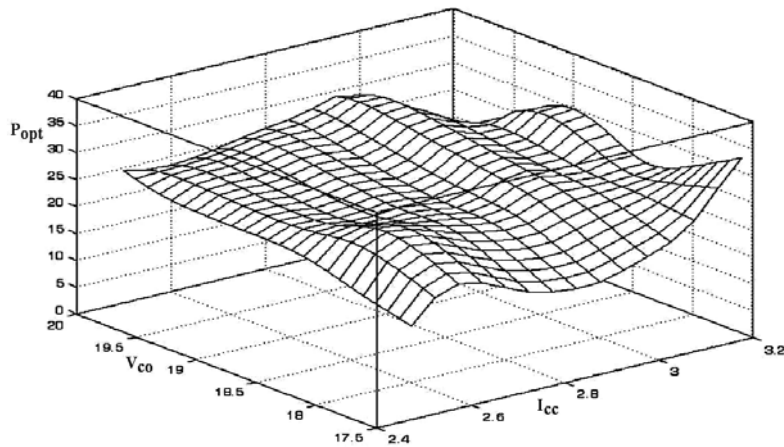


Fig. 18: Variation de la puissance du générateur photovoltaïque estimée par le modèle neuro-flou en fonction du courant de court-circuit et de la tension de circuit ouvert

5. CONCLUSION

Deux modèles neuro-flous ont été développés pour la poursuite du point de puissance maximale, 'MPPT' d'un ensemble de modules photovoltaïques de type UDTS, en utilisant une base de données expérimentale.

Les résultats obtenus montrent que le courant optimal I_{opt} est lié linéairement au courant de court-circuit I_{cc} , par contre la tension V_{opt} est liée de façon non linéaire aux paramètres I_{cc} et V_{co} .

Nos travaux futurs iront vers l'augmentation de la base de données et vers la caractérisation et la modélisation d'autres types de modules photovoltaïques.

NOMENCLATURE

MPPT: Maximum Power Point Tracking Point de Puissance Maximale	ANFIS: Adaptative Network Fuzzy Inference System
FA : Fonction d'appartenance	Phi : Eclairement, W/m^2
I_{cc} : Courant de court-circuit	I_{opt} : Courant optimal
V_{co} : Tension de circuit ouvert	V_{opt} : Tension optimale
I_o : Courant de saturation	T_a : Température ambiante
R_s : Résistance série	R_{sh} : Résistance shunt
DC/DC: Continu / Alternatif	GPV: Générateur photovoltaïque
PV: Photovoltaïque _ UDTS: Unité de Développement de la technologie du Si.	

REFERENCES

- [1] S. Hadji et F. Krim, 'Développement et Implémentation d'un Algorithme de Poursuite du Point de Puissance Maximal d'un Système Photovoltaïque à Base d'Algorithmes Génétiques', Actes CNESOL, Conférence Nationale sur les Energies Solaires, Université de Béjaïa, 2006.
- [2] A. Mehdaoui et A. Chaker, 'Identification par Rauschenbach et par Neuro-Flou du Point de Puissance Maximal du Générateur Photovoltaïque d'un Système Solaire En Milieu Saharien', Journées Nationales sur l'Electrotechnique et l'Automatique JNEA'2006, ENSET Oran, Algérie, 18-19 décembre 2006.
- [3] A. Mehdaoui, 'Identification par Rauschenbach et par Neuro-Flou du Point de Puissance Maximal du Générateur Photovoltaïque d'un Système Solaire En Milieu Saharien', Mémoire de Magister, Ecole Nationale Supérieure de l'Enseignement Technique, Oran, Juin 2007.
- [4] S. Dahmani, 'Application des Techniques Neuro-Flou pour la Prédiction du Rayonnement Solaire Global', Mémoire de Magister, Université Hassiba Benbouali, Chlef, 2005.
- [5] Document, 'Rapport d'Activité 2001-2005', Unité de Recherche des Energies Renouvelables en Milieu Saharien, 'URERMS', Adrar.
- [6] S. Labed, B. Yaici, A Mehdaoui, M.Sadok and E. Lorenzo, 'Monitoring of Five PV Systems in the South of Algeria, Early Results', Sixteenth European Photovoltaic Solar Energy Conference. Proceedings of the International Conference Held in Glasgow, United Kingdom, 1-5 May 2000.
- [7] Hadj Mohammed et Hadj Arab, 'Modélisation et Caractérisation du Générateur PV', Actes CNESOL, Conférence Nationale sur les Energies Solaires, Université de Béjaïa, 2006.
- [8] A. Ricaud, 'Photopiles Solaires, De la Physique de la Conversion Photovoltaïque aux Filières, Matériaux et Procédés', Presses Polytechniques et Universitaires Romandes', Lausanne, 1997.