



The 1st International Conference on Local Resource Exploitation

www.lorexp.org / info@lorexp.org
REF: LOREXP_2021_A1116 Pages: 787-800



Estimation des paramètres d'une cellule photovoltaïque par la méthode des faucons de Harris associée à l'évolution différentielle

Estimation of the parameters of a photovoltaic cell by the Harris hawk method associated with differential evolution

Ndi Francelin Edgar^{1,*}, S. Perabi Ngoffe^{1,3}, S. Ndjakomo Essiane^{1,4}, G. Abessolo Ondoua², G. Mengata Mengounou⁵

¹ Institut Universitaire de Technologie de Douala - Université de Douala, Cameroun

² Institut des Sciences Halieutiques à Yabassi - Université de Douala, Cameroun

³ Ecole Normale Supérieure de Bertoua - Université de Ngaoundéré, Cameroun

⁴ Ecole Normale Supérieure d'Enseignement Technique d'Ebolowa - Université de Yaoundé 1, Cameroun

⁵ Ecole Normale Supérieure d'Enseignement Technique de Douala - Université de Douala, Cameroun

* Auteur Correspondant : edgarfrancelin1307@gmail.com

RÉSUMÉ :

Pour évaluer la performance d'un panneau photovoltaïque, plusieurs paramètres doivent être estimés. Ces derniers sont d'une importance capitale tant sur le plan suivi de la maintenabilité, que sur celui de l'optimisation. Dans ce papier nous présentons la combinaison de deux algorithmes d'optimisation, afin d'estimer les paramètres intrinsèques d'une cellule photovoltaïque (PV), en utilisant un modèle mathématique de cellule PV à une diode. L'intérêt de l'étude réside sur l'introduction de l'algorithme d'Evolution Différentielle (DE) au niveau de la phase d'exploration de l'algorithme des Faucons de Harris (HHO). L'approche proposée est basée sur l'utilisation de caractéristiques courant-tension (I-V) déterminées expérimentalement. Les résultats obtenus par ces méthodes sont comparés à certains algorithmes présentés dans la littérature notamment l'optimiseur multi-vers (MVO), méthode de recherche de motifs (PS), la méthode des Essaims de Particules Modifiés (MPSO), l'algorithme de pollinisation des fleurs par les abeilles (BPFPA). Il en ressort que la méthode hybride des Faucons de Harris associée à l'évolution différentielle (HHODE) présentée dans ce papier, comparée à nombreuses autres méthodes, les surpasse en termes de minimisation de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) entre les valeurs I-V mesurées et estimées mais aussi de précision dans l'estimation des paramètres intrinsèques du modèle PV. Ce qui nous permet de valider les algorithmes présentés ici pour estimer les paramètres d'une cellule solaire PV.

Mots clés : Estimation, Paramètres, Cellule photovoltaïque, Méthode des faucons de Harris, Evolution différentielle.

ABSTRACT:

To evaluate the performance of a photovoltaic panel, several parameters must be estimated. These parameters are of paramount importance both in terms of maintainability and optimization. In this paper, we present the combination of two optimization algorithms, in order to estimate the intrinsic parameters of a photovoltaic (PV) cell, using a mathematical model of a single-diode PV cell. The interest of the study lies in the introduction of the Differential Evolution (DE) algorithm at the exploration phase of the Harris Hawks Optimization (HHO) algorithm. The proposed approach is based on the use of experimentally determined current-voltage (I-V) characteristics. The results obtained by these methods are compared with certain algorithms presented in the literature, notably the Multi-Verse Optimizer (MVO), Pattern Search method (PS), the Modified Particle Swarm Optimizer (MPSO), the Bee Pollinator Flower Pollination Algorithm (BPFPA). It appears that the Harris Hawks Optimization based on differential evolution (HHODE) presented in this paper, compared to many other methods, outperforms them in terms of minimizing the root mean square error (RMSE) between I-V values measured and estimated but also precision in estimating the intrinsic parameters of the PV model. This allows us to validate the algorithms presented here to estimate the parameters of a solar PV cell.

Keywords: Estimation, Parameters, Photovoltaic cell, Harris Hawks Optimization, Differential evolution.

1. INTRODUCTION

Le mode de vie, le boum démographique et l'évolution de la technologie, ont poussé l'homme à développer des dispositifs, équipements et systèmes de plus en plus grands et voraces en énergie. Avec cette demande d'électricité sans cesse croissante dans le monde, bien qu'à un rythme plus lent qu'au début des années 2000, il s'est avéré nécessaire et même impératif d'explorer de nouvelles sources d'énergie. Estimé à moins de 12 % en 2018, la production électrique à partir d'énergie solaire est l'une des alternatives les plus rentables actuellement explorées (Newell et al., 2019). On estime la production de cette forme d'énergie à au moins 42 % à l'horizon 2050 (Newell et al., 2019), avec une exploitation dans des divers domaines (Elsheikh et al., 2018). Les mesures gouvernementales d'une part et la chute du coût du module photovoltaïque de plus de 40 % d'autre part, ont participé à la vulgarisation dans le monde des systèmes solaires photovoltaïques (PV), dont l'élément central est le panneau (Charfi et al., 2018 ; Hosenuzzaman et al., 2015 ; Hafez et al., 2017 ; Nadia et al., 2018 ; Oliva et al., 2017). Un panneau photovoltaïque est un générateur qui transforme l'énergie solaire en énergie électrique (Veschetti, 2005). Il est constitué de plusieurs entités associées en série et en parallèle appelées cellules PV. L'énergie solaire a pour principal avantage qu'il possède un impact environnemental bien plus faible comparé aux énergies fossiles. Toutefois, celle-ci présente certaines limites parmi lesquelles le fort coût financier initial pour l'installation et le faible rendement (de l'ordre de 20 %) (Labouret & Villos, 2006) des panneaux photovoltaïques. De plus, certains modules PV souffrent de défaillance causée par les facteurs environnementaux et climatiques, et leur maintenance est également coûteuse (Bun, 2011 ; Han et al., 2017 ; Aouchiche, 2018).

Pour que le système photovoltaïque ait un rendement de conversion plus élevé sous différentes conditions et de la température (Yang et al., 2019), la simulation, l'optimisation et le contrôle du modèle PV correspondant sont essentiels et utiles. La caractéristique courant-tension d'une cellule PV est très souvent modélisée à l'aide d'un circuit électrique équivalent (Charles et al., 1981 ; Chan et al., 1986 ; Laplaze & Youm, 1985 ;). Dans la littérature, il existe divers modèles permettant de reproduire le comportement électrique d'une cellule solaire PV. Ceux-ci ont généralement comme élément central une diode. Ainsi, trois circuits sont principalement utilisés dans la modélisation électrique de la cellule PV : le modèle à une diode (SDM) (Xiao et al., 2004), le modèle à deux diodes (DDM) (Macabebe & Van Dyk, 2008) et plus récemment introduit pour des applications de type industrielles le modèle à trois diodes (TDM) (Khanna et al., 2015). Selon la structure du modèle à diodes choisi, il existe cinq, sept et neuf paramètres qui d'établir le modèle électrique de SDM, DDM et TDM.

Le choix des valeurs représentant la meilleure combinaison des paramètres pour une cellule solaire ou module PV est généralement traité comme un problème d'optimisation en définissant une fonction objectif à minimiser. Ce problème d'optimisation génère un espace de recherche complexe à plusieurs variables. De par sa forte non linéarité, les méthodes basées sur des gradients sont largement limitées (Allam et al., 2016). La solution consiste en des algorithmes métaheuristiques, qui sont de plus en plus dans la résolution des problèmes d'optimisation (Slowik, 2020 ; Singh et al., 2020 ; Shaheen et al., 2018 ; Gogna & Tayal, 2013 ; Nesmachnow, 2014 ; Gharravi & Farham, 2014 ; Bozejko et al., 2012 ; Mirjalili, 2016 ; Saremi et al., 2017 ; Jordehi et al., 2015 ; Jordehi, 2015). Ces méthodes ont connu récemment un progrès considérable dans l'estimation des paramètres des modèles PV.

Toutefois, force est de constater que ces algorithmes ne peuvent toujours pas obtenir des valeurs de paramètres très précis et ceci en un temps de calcul limité. Cet article développe une nouvelle approche hybride qui associe la synchronisation de la phase d'exploration et d'exploitation par l'énergie d'évasion de la méthode des Faucons de Harris (HHO), à la stratégie de mutation de l'Evolution Différentielle (DE) pour combler la limite principale de la méthode HHO, afin d'obtenir des paramètres plus précis.

Les autres sections du présent manuscrit sont organisées comme suit ; la section 2 présente et décrit la théorie liée au modèle électrique à une diode de la cellule PV. Dans la section 3, la méthode métaheuristique utilisée dans l'estimation des paramètres des modules PV sont brièvement examinées. Dans la section 4, nous présenterons les résultats de nos travaux et nous terminerons par une conclusion.

2. MODELES DE LA CELLULE PV

Afin de simuler la caractéristique courant-tension de la cellule PV, des modèles mathématiques sont nécessaires. Ceux-ci permettent d'estimer analytiquement les paramètres intrinsèques de la cellule.

2.1. Modèle à une diode de la cellule PV

La cellule PV est constituée de deux couches de semi-conducteurs dopés différemment, dont la jonction P-N est exposée à la lumière (Jordehi, 2016 ; Chin et al., 2015). Sans la présence d'un rayonnement solaire, la cellule PV fonctionne comme une diode à jonction P-N simple dont la courbe I-V est donnée par l'équation de Shockley. Lorsqu'il y a présence de l'irradiation, la jonction P-N absorbe du photon de la lumière incidente et produit une paire électron-trou. Cela crée ainsi une différence de potentiel à travers la jonction P-N (Kumari & Babu, 2012). Ce phénomène est appelé effet photovoltaïque et le courant issu de celui-ci photocourant (Mahmoud et al., 2011). L'association de ce courant avec l'équation de Shockley, permet d'établir une description élémentaire d'une cellule solaire PV. Le circuit résultant de cette association est connu dans la littérature sous l'appellation de modèle idéal d'une cellule solaire PV. Ce dernier ne tient pas compte des pertes dues à la résistance entre le silicium et la surface des électrodes, mais aussi celles dues au courant de fuite de la jonction P-N.

Toutefois, afin de matérialiser ces pertes et se rapprocher de la réalité, on intègre dans le modèle idéal une résistance série (R_s) et une résistance de shunt (R_{sh}) pour reproduire la caractéristique réelle de la cellule solaire PV (Townsend, 1989 ; Carrero et al., 2011 ; Ayang et al., 2019). Ainsi, on obtient un modèle à une diode (SDM). La diode, dans le circuit, fonctionne comme un redresseur, et un paramètre supplémentaire est utilisé pour tenir compte de son caractère idéal non physique (Humada et al., 2016 ; AIRashidi et al., 2011 ; Ma et al., 2016 ; Elsheikh et al., 2019). Ce modèle est simple à mettre en œuvre dans plusieurs expériences d'optimisation. Cependant, le problème avec ce modèle est qu'il possède des paramètres et qu'une configuration optimale doit être estimée pour minimiser son erreur moyenne.

Le modèle SDM est très utilisé dans plusieurs études car se rapprochant de la réalité (Arani et al., 2013). La Figure 1 illustre le circuit d'un modèle à une diode (SDM) d'une cellule solaire PV.

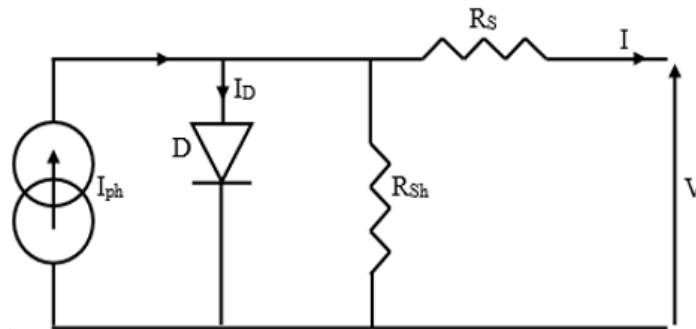


Figure 1 : Modèle à une diode d'une cellule PV

Ce modèle plus proche de la réalité que le modèle idéal, requiert la connaissance de cinq paramètres importants à savoir le photocourant (I_{ph}), le facteur d'idéalité (a), le courant de saturation de la diode (I_0), la résistance série (R_s) et la résistance de shunt (R_{sh}). Ainsi, l'équation issue de ce dernier est présentée comme suit :

$$I = I_{ph} - I_0 \left(e^{\frac{-q(V+IR_s)}{aKT}} - 1 \right) - \frac{(V+IR_s)}{R_{sh}} \quad (1)$$

Le modèle à une diode est considéré comme un bon modèle pour les cellules PV. Cependant, malgré l'amélioration des performances, des études précédentes ont signalé que sa précision se détériore aux faibles irradiations, en particulier à proximité de V_{co} (Salam et al., 2010 ; Parida et al., 2011 ; Sheikh et al., 2011 ; Javed et al., 2019).

2.2. Fonction-objectif

L'équation du modèle électrique cité plus haut, peut être traitée comme un problème d'optimisation. Pour ce faire, il est nécessaire de disposer d'un ensemble de données (constructeurs ou expérimentales). La fonction objectif permet de vérifier le résultat produit par un ensemble des paramètres proche des valeurs requises.

La fonction d'erreur pour le SDM est déterminée comme (Jordehi, 2016) :

$$F(V, I) = I - I_{ph} + I_0 \left(e^{\frac{-q(V+IR_s)}{aKT}} - 1 \right) + \frac{(V+IR_s)}{R_{sh}} \quad (2)$$

Ici, le problème d'optimisation est généralement décrit comme la localisation des paramètres du vecteur solution $[I_{ph} I_0 R_s R_{sh} a]$ qui minimisent l'erreur moyenne entre le courant estimé par le modèle et le courant mesuré. Ainsi, pour un ensemble de M échantillons utilisé, l'erreur quadratique moyenne (RMSE) est donnée par :

$$\text{Min}(F(V, I)) = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^M |I_m(j) - I_e(j)|^2}{M}} \quad (3)$$

Où j est une variable de sélection, $I_e(j)$ est le courant estimé à partir du modèle choisi et $I_m(j)$ le courant mesuré obtenu auprès du fabricant ou de manière expérimentale par plusieurs mesures.

$$\text{Min}(F(V, I)) = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^M \left[I_{j,mes} - I_{ph} + I_0 \left(e^{\frac{q(V_{j,mes} + I_{j,mes} R_s)}{a_1 k T}} - 1 \right) + \frac{V_{j,mes} + I_{j,mes} R_s}{R_{sh}} \right]^2}{M}} \quad (4)$$

3. ALGORITHMES D'OPTIMISATION

3.1. Algorithme des Faucons de Harris (HHO)

La méthode des faucons de Harris en abrégé HHO, est un algorithme qui tire son inspiration principale du comportement coopératif et le style de chasse des faucons de Harris dans la nature (Heidari et al., 2019). La stratégie vise à attaquer une proie, généralement un lapin, par plusieurs faucons venant de différentes directions, afin de surprendre celle-ci. Le HHO est modélisé sur la base de l'attaque surprise des faucons de Harris ceci en s'appuyant sur deux étapes à savoir l'exploration et l'exploitation.

La méthode HHO peut être décomposée en deux stades, que l'on peut modéliser au travers d'équations mathématiques qui présentent et simulent le processus. Ainsi, nous avons :

La phase 1, qui est une phase d'exploration durant laquelle les faucons de Harris se perchent toujours sur la branche afin d'observer et détecter sa proie. Ainsi le modèle mathématique de ce dernier est :

$$X_{t+1} = \begin{cases} X_{rand} - r_1 \cdot |X_{rand} - 2r_2 \cdot X_t| & q_1 \geq 0.5 \\ X_{rabbit} - X_{mean} - r_3 (LB + r_4 (UB - LB)) & q_1 < 0.5 \end{cases} \quad (5)$$

Où q_1 est un nombre aléatoire pris entre $[0, 1]$, X_t et X_{t+1} sont respectivement la position actuelle et suivante du faucon de Harris, X_{rand} une position aléatoire prise par les faucons d'Harris, X_{mean} la moyenne de toutes les positions prises par les faucons de Harris, X_{rabbit} la position du lapin, LB et UB sont respectivement la limite inférieure et supérieure, t est l'itération en cours d'exécution et r_1, r_2, r_3, r_4 sont des valeurs aléatoires prises entre $[0, 1]$. L'énergie de fuite est importante dans la méthode HHO car éléments de transition entre la phase 1 et la phase 2. Cette énergie diminue progressivement au cours de la fuite et est donnée par :

$$E = 2E_0 \left(1 - \frac{t}{T_{iter}} \right) \quad (6)$$

Où E représente l'énergie de fuite qui varie dans l'intervalle $[-2, 2]$, E_0 L'énergie initiale qui varie aléatoirement entre $[-1, 1]$, T_{iter} est le nombre maximal d'itération et t est l'itération en cours. Si cette énergie est grande ($|E| \geq 1$) alors les faucons de Harris sont à la recherche de la proie en fuite : c'est la phase d'exploration. Si cette énergie est petite ($|E| < 1$), alors les faucons de Harris essaient de chasser les lapins fatigués en fuite : c'est la phase d'exploitation qui correspond à la deuxième phase.

La phase 2, qui est une phase d'exploitation durant laquelle les faucons de Harris usent d'attaque surprise afin de chasser les lapins en fuite encerclés. La technique utilisée à ce niveau dépend du niveau d'énergie restant aux lapins en fuite et du siège des faucons de Harris. Cette énergie de fuite peut être symbolisée par une valeur aléatoire r, comprise entre $[0, 1]$. Ainsi, le type de

siège dépendra ici de l'énergie restante des lapins en fuite r et de l'énergie de fuite E .

- Si $|E| \geq 0.5$ et $r \geq 0.5$, alors cela signifie que les lapins possèdent encore assez d'énergie pour fuir. Les faucons de Harris les entourent doucement pour les épuiser puis les attaquent soudainement. Ici le siège s'effectue en douceur et est modélisé par :

$$X_{t+1} = X_{\text{rabbit}} - X_t - E|JX_{\text{rabbit}} - X_t| \quad (7)$$

Où $J = 2(1 - r_5)$ et r_5 un nombre aléatoire pris entre $[0, 1]$

- Si $|E| \geq 0.5$ et $r < 0.5$, alors le siège s'effectue en douceur avec des plongées rapides et progressives. Cela signifie que les lapins ont assez d'énergie et que les faucons de Harris font preuve de techniques intelligentes pour chasser les lapins en fuite.

$$\begin{aligned} Y &= X_{\text{rabbit}} - E|JX_{\text{rabbit}} - X_t| \\ Z &= Y + SxLF(D) \\ X_{t+1} &= \begin{cases} Y & \text{si } F(Y) < F(X_t) \\ Z & \text{si } F(Z) < F(X_t) \end{cases} \end{aligned} \quad (8)$$

- Si $|E| < 0.5$ et $r \geq 0.5$, alors le siège est difficile. Cela signifie que les lapins sont épuisés et que les faucons de Harris les entourent fortement et font une attaque surprise. La tactique est modélisée ici par :

$$X_{t+1} = X_{\text{rabbit}} - E|X_{\text{rabbit}} - X_t| \quad (9)$$

- Si $|E| < 0.5$ et $r < 0.5$, alors le siège est difficile avec des plongées rapides et progressives. Cela signifie que les lapins sont fatigués et que les faucons de Harris entourent à peine les lapins en fuite, mais utilisent une attaque surprise pour tuer la proie.

$$\begin{aligned} Y &= X_{\text{rabbit}} - E|JX_{\text{rabbit}} - X_{\text{mean}}| \\ Z &= Y + SxLF(D) \\ X_{t+1} &= \begin{cases} Y & \text{si } F(Y) < F(X_t) \\ Z & \text{si } F(Z) < F(X_t) \end{cases} \end{aligned} \quad (10)$$

3.2. Evolution différentielle (DE)

L'algorithme de l'évolution différentielle (DE), est une méthode d'optimisation stochastique puissante mais également simple de par sa structure. Celui-ci est basé principalement sur le processus de mutation (Das & Suganthan, 2010), qui est un élément clé pour explorer les zones de l'espace de recherche. Le DE s'appuie sur les différences entre des paires de vecteurs objectifs sélectionnés au hasard. C'est ce processus qui le rend performant et plus puissant.

Il affine la population des solutions candidates aléatoires à travers les générations de mutation, de croisement et de sélection opérations. Ainsi, il se présente généralement comme suit :

- Initialisation

La procédure d'initialisation consiste à la génération $t=1$, de générer de manière aléatoire la population $\{x_i^t = (x_{i,1}^t, x_{i,2}^t, \dots, x_{i,D}^t) | i = 1, 2, \dots, N\}$ avec D étant la dimension de la variable de décision et N la taille de population. Après initialisation, il se suit tour à tour une mutation, puis croisement et enfin la sélection.

- Mutation

A la génération t , l'algorithme crée un vecteur mutant $\{v_i^t = (v_{i,1}^t, v_{i,2}^t, \dots, v_{i,D}^t) | i = 1, 2, \dots, N\}$ pour chaque vecteur x_i^t par opération de mutation. Selon la manière dont le vecteur v_i^t est généré, il existe cinq stratégies de mutation fréquemment utilisées, parmi lesquelles :

$$\text{DE / rand / 1: } v_i^t = x_{r1}^t + F \cdot (x_{r2}^t - x_{r3}^t)$$

$$\text{DE / best / 1: } v_i^t = x_{\text{best}}^t + F \cdot (x_{r1}^t - x_{r2}^t)$$

$$\text{DE / current - best / 1: } v_i^t = x_i^t + F \cdot (x_{\text{best}}^t - x_i^t) + F \cdot (x_{r1}^t - x_{r2}^t)$$

$$\text{DE / best / 2: } v_i^t = x_{\text{best}}^t + F \cdot (x_{r1}^t - x_{r2}^t) + F \cdot (x_{r3}^t - x_{r4}^t)$$

$$\text{DE / rand / 2: } v_i^t = x_{r1}^t + F \cdot (x_{r2}^t - x_{r3}^t) + F \cdot (x_{r4}^t - x_{r5}^t)$$

Où r_1, r_2, r_3, r_4 et r_5 représente des grandeurs aléatoires prises dans l'ensemble $\{1, 2, \dots, N\}$, x_{best}^t désigne le meilleur individu d'une population à la génération t . Le facteur d'échelle F est un paramètre positif utilisé pour amplifier les vecteurs de différence.

- Croisement

Après la mutation, l'algorithme DE procède au croisement qui consiste à générer un vecteur d'essai $\{u_i^t = (u_{i,1}^t, u_{i,2}^t, \dots, u_{i,D}^t)\}$ issu de v_i^t et x_i^t . La méthode de croisement binomial est celle la plus utilisée dans les travaux de recherche (Gui et al., 2019). Cette méthode de croisement est définie par l'équation (11) :

$$u_{i,j}^t = \begin{cases} v_{i,j}^t & \text{rand}_j(0, 1) \leq CR \text{ où } j = j_{\text{rand}} \\ x_{i,j}^t & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (11)$$

Où rand_j est une grandeur aléatoire prise entre $[0, 1]$, CR le taux de croisement qui est la probabilité que $u_{i,j}^t$ copie $x_{i,j}^t$ ou $v_{i,j}^t$, et j_{rand} une grandeur entière prise de manière aléatoire dans l'intervalle $[1, D]$.

3.3. Algorithme d'optimisation hybride faucons de Harris associé à l'évolution différentielle (HHODE)

Durant la phase d'exploration, le faucon de Harris scrute et trouve sa proie, dans un environnement de chasse grâce à sa vision aiguisée. Ce n'est généralement pas si facile car pouvant durer plusieurs minutes voire des heures. En raison de cette situation, les opérateurs de mutation DE sont introduits dans la phase d'exploration. À ce stade de la HHO, chaque faucon est placé dans une position aléatoire et attend de détecter la proie en fonction de deux situations. Ainsi, l'algorithme hybride HHODE gère une population globale partagé entre le HHO et le DE.

Algorithme Code de HHODE

Initialisation des paramètres N, le nombre d'itération (T_{iter});

Localisation du lapin (valeurs de sortie)

Définir la position X_{rabbit}

Définir les limites inférieures et supérieures LB, UB ;

Tant que ($t \leq T_{iter}$)

Pour $i < \text{longueur}(X_{rabbit})$ **faire** :

Définir l'énergie de départ ($E_0=2\text{rand}()-1$) et la force du saut ($J=2(1-\text{rand}())$)

Mise à jour de E ($E = 2E_0(1-t/T)$)

Si ($|E| \geq 1$) // Phase de l'exploration avec l'algorithme DE

Si ($q_1 \geq 0.5$)

$$X_{t+1} = \begin{cases} x_{r1}^t + F \cdot (x_{r2}^t - x_{r3}^t) \\ x_{best}^t + F \cdot (x_{r1}^t - x_{r2}^t) \\ x_i^t + F \cdot (x_{best}^t - x_i^t) + F \cdot (x_{r1}^t - x_{r2}^t) \\ x_{best}^t + F \cdot (x_{r1}^t - x_{r2}^t) + F \cdot (x_{r3}^t - x_{r4}^t) \\ x_{r1}^t + F \cdot (x_{r2}^t - x_{r3}^t) + F \cdot (x_{r4}^t - x_{r5}^t) \end{cases}$$

Si non ($q_1 < 0.5$)

$$X_{t+1} = X_{rabbit} - X_{mean} - r_3 (LB + r_4(UB - LB))$$

Fin Si

Si ($|E| < 1$) // Phase de l'exploitation

Si $|E| \geq 0.5$ et $r \geq 0.5$,

$$X_{t+1} = X_{rabbit} - X_t - E |JX_{rabbit} - X_t|$$

Si non si $|E| < 0.5$ et $r \geq 0.5$,

$$X_{t+1} = X_{rabbit} - E |X_{rabbit} - X_t|$$

Si non si $|E| \geq 0.5$ et $r < 0.5$,

$$\begin{aligned} Y &= X_{rabbit} - E |JX_{rabbit} - X_t| \\ Z &= Y + SxLF(D) \\ X_{t+1} &= \begin{cases} Y & \text{si } F(Y) < F(X_t) \\ Z & \text{si } F(Z) < F(X_t) \end{cases} \end{aligned}$$

Si non si $|E| < 0.5$ et $r < 0.5$,

$$\begin{aligned} Y &= X_{rabbit} - E |JX_{rabbit} - X_{mean}| \\ Z &= Y + SxLF(D) \\ X_{t+1} &= \begin{cases} Y & \text{si } F(Y) < F(X_t) \\ Z & \text{si } F(Z) < F(X_t) \end{cases} \end{aligned}$$

Fin Si

Fin Pour

Fin tant que

Afficher X_{rabbit} ;

4. RÉSULTATS

Dans cette section, nous présentons les différents résultats obtenus en utilisant dans un premier temps la méthode des faucons d'Harris (HHO) pour estimer les paramètres intrinsèques d'un modèle SDM d'une cellule solaire PV, ensuite les résultats obtenus en utilisant la méthode hybride faucons d'Harris basée sur l'évolution différentielle (HHODE) et nous comparerons les résultats obtenus à d'autres travaux afin d'évaluer l'efficacité de cette méthode. L'outil logiciel utilisé pour estimer les paramètres intrinsèques de la cellule PV est Matlab 2013a.

4.1. Résultats de la méthode HHO

Un modèle à une diode a été mis en œuvre, pour estimer les paramètres de la cellule R.T.C France. Ce test se fait à une irradiance de 1000W/m² et à une température de 33 °C. Les limites inférieures et supérieures sont données dans le tableau 1.

Tableau 1 : Limites inférieures et supérieures

Paramètres	Limites inférieures	Limites supérieures
I_{ph} (A)	0	1
I_0 (μA)	0	10^{-6}
R_s (Ω)	0	0,5
R_{sh} (Ω)	0	100
a	1	2

Les résultats obtenus par la méthode HHO pour un modèle à une diode de la cellule R.T.C France dans les conditions ci-dessus mentionnées, ainsi que ceux issus de précédents travaux dans les mêmes conditions de test, sont présentés dans le tableau 2.

Tableau 2: Comparaison entre les différents outils d'estimation pour une cellule PV R.T.C France

Algorithmes	Année	I_{ph} (A)	I_0 (μA)	R_s (Ω)	R_{sh} (Ω)	a	RMSE
HHO		0.760888	0.381654	0.0366243	65.3815	1.49796	1.8106e-3
HCLPSO (Gnetchejo et al., 2019)	2019	0.76079	0.31062	0.036548	52.885	1.4771	1.12009e-3
OBWOA (Abd Elaziz & Oliva, 2018)	2018	0.76077	0.3232	0.0363	53.6836	1.5208	1.1417e-3
MPSO-A (Yousri et al., 2019)	2018	0.760787	0.310683	0.036546	52.88971	1.475262	7.33007e-3
ER-WCA (Kler et al., 2017)	2017	0.760776	0.322699	0.036381	53.69100	1.481080	9.8609e-4
MSSO (Lin et al., 2017)	2017	0.760777	0.323564	0.036370	53.742465	1.481244	1.0599e-3
BPFPA (Gnetchejo et al., 2019)	2017	0.7600	0.3106	0.0366	57.7151	1.4774	1.2536e-3
ICA (Fathy & Rezk, 2017)	2017	0.7603	0.14650	0.0389	41.1577	1.4421	1.1582e-1
TONG (Tong & Pora, 2016)	2016	0.7610	0.3635	0.03660	62.574	1.4935	2.3859e-3
MABC (Jamadi et al., 2016)	2016	0.760779	0.321323	0.036389	53.39999	1.481385	2.7619e-3
MVO (Ali et al., 2016)	2016	0.7616	0.32094	0.0365	59.5884	1.5252	1.2680e-1
DET (Chellaswamy & Ramesh, 2016)	2016	0.751	0.315	0.036	54.532	1.487	2.4481e-2
TVACPSO (Jordehi, 2016)	2016	0.760809	0.312244	0.036551	52.8405	1.47578	7.2723e-3
CARO (Yuan et al., 2015)	2015	0.76079	0.31724	0.03644	53.0893	1.48168	8.1969e-3
PS (AlHajri et al., 2012)	2012	0.7617	0.9980	0.0313	64.10236	1.6000	1.4936e-2

Tableau 3 : Valeurs expérimentales de la tension et du courant de sortie d'une cellule RTC France

Rang	Données mesurées	
	V _{mesurée} (V)	I _{mesuré} (A)
1	-0.2057	0.764
2	-0.1291	0.762
3	-0.0588	0.7605
4	0.0057	0.7605
5	0.0646	0.76
6	0.1185	0.759
7	0.1678	0.757
8	0.2132	0.757
9	0.2545	0.7555
10	0.2924	0.754
11	0.3269	0.7505
12	0.3585	0.7465
13	0.3873	0.7385
14	0.4137	0.728
15	0.4373	0.7065
16	0.459	0.6755
17	0.4784	0.632
18	0.496	0.573
19	0.5119	0.499
20	0.5265	0.413
21	0.5398	0.3165
22	0.5521	0.212
23	0.5633	0.1035
24	0.5736	-0.01
25	0.5833	-0.123
26	0.59	-0.21

Après 20 exécutions du programme, la meilleure RMSE obtenu par la méthode HHO est de 1,8106e-3. Nous comparons ce résultat obtenu à ceux présenté dans la littérature. Il en ressort que la méthode HHO présente des résultats plus précis qu'un bon nombre de techniques d'optimisation à l'instar de la méthode de la recherche de motifs (PS), la méthode des Essaims de Particules Modifiés (MPSO), l'algorithme de pollinisation des fleurs par les abeilles (BPFPA), l'optimiseur multi-vers (MVO) pour ne citer que ces derniers. La méthode HHO présente ainsi sa supériorité face à ces autres méthodes grâce aux avantages liés à cette méthode notamment la synchronisation de la phase d'exploration et d'exploitation par l'énergie d'évasion. Néanmoins, ces

résultats obtenus sont moins précis les paramètres obtenus à partir d'autres algorithmes notamment l'algorithme du cycle de l'eau basé sur l'évaporation (ER-WCA), l'optimiseur à essais particulaires à apprentissage complet hétérogène (HCLPSO), l'algorithme modifié d'optimisation en essaim simplifié (MSSO) ou encore de l'algorithme amélioré d'optimisation en baleine basé sur l'opposition (OBWOA).

La Figure 2 montre la caractéristique P-V de la cellule photovoltaïque, issue des données mesurées (courbe bleu) et des paramètres intrinsèques estimés de la cellule (courbe en rouge) sous les conditions test ci-dessus mentionnées. La Figure 3 quant à elle, présente la convergence de la méthode vers la solution optimale après 2000 itérations.

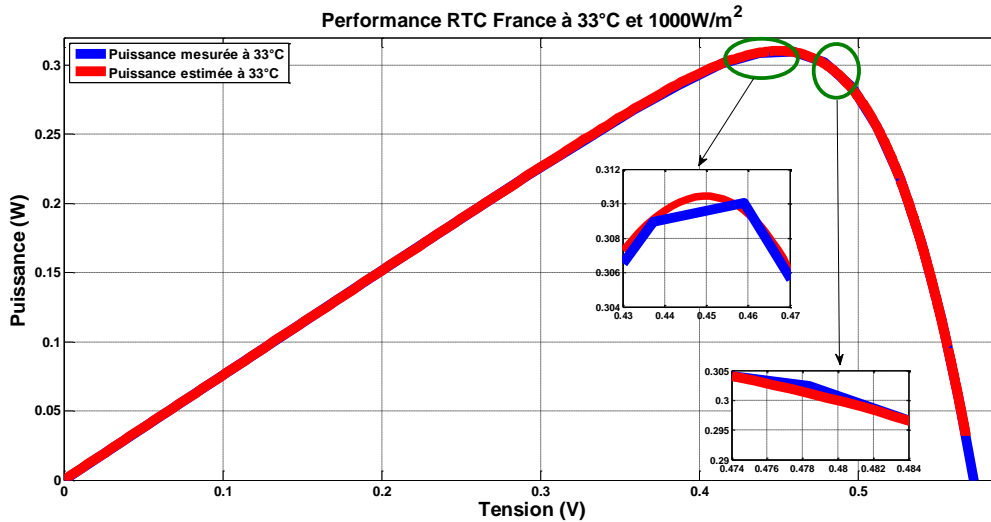


Figure 2 : Caractéristique P-V à une irradiance de 1000W/m² et une température de 33 °C d'une cellule RTC France

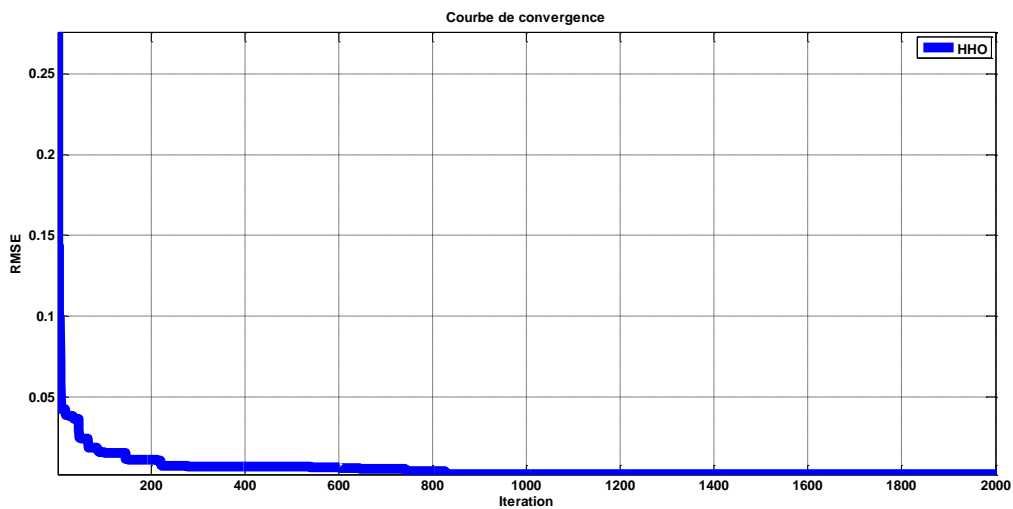


Figure 3 : Convergence de la méthode HHO vers la solution optimale

Toutefois, cette méthode présente certaines limites à l'instar de son grand nombre de coefficients choisis aléatoirement qui conduisent très souvent à sauter des régions de solutions optimales, mais aussi de l'énergie qui s'échappant peut changer rapidement la convergence vers les solutions optimales.

4.2. Résultats de la méthode HHODE

Afin de résorber les limites observées lors de l'implémentation de la méthode HHO, une version hybride, intégrant les avantages de l'évolution différentielle, est implémentée afin d'estimer les cinq paramètres intrinsèques de la cellule solaire R.T.C France. Les conditions d'exécution de cette méthode (irradiance, température, et limites) restent les mêmes que dans la méthode HHO. Les résultats obtenus par la méthode HHODE pour un modèle à une diode de la cellule R.T.C France dans les conditions ci-dessus mentionnées, ainsi que ceux issus de précédents travaux sont présentés dans le tableau 2. Les résultats présentés montrent

que, le HHODE avec un RMSE $1,4664e-3$, offre des caractéristiques solaires plus proches des caractéristiques mesurées mais surtout plus précises que la méthode HHO. Toutefois, ces résultats sont sur la base du RMSE, moins précis et moins stables que des paramètres obtenus grâce à des algorithmes tel que l’algorithme du cycle de l’eau basé sur l’évaporation (ER-WCA), l’optimiseur à essais particuliers à apprentissage complet hétérogène (HCLPSO), l’algorithme modifié d’optimisation en essaim simplifié (MSSO) ou encore de l’algorithme amélioré d’optimisation en baleine basé sur l’opposition (OBWOA).

Tableau 4 : Comparaison entre la méthode hybride HHODE et la méthode HHO pour l’estimation des paramètres du modèle à une diode d’une cellule solaire R.T.C France

Algorithme	Année	I_{ph} (A)	I_0 (μ A)	R_s (Ω)	R_{sh} (Ω)	A	RMSE
HHODE		0.760678	0.565462	0.0340193	71.8144	1.48174	1.4664e-3
HHO		0.760888	0.381654	0.0366243	65.3815	1.49796	1.8106e-3

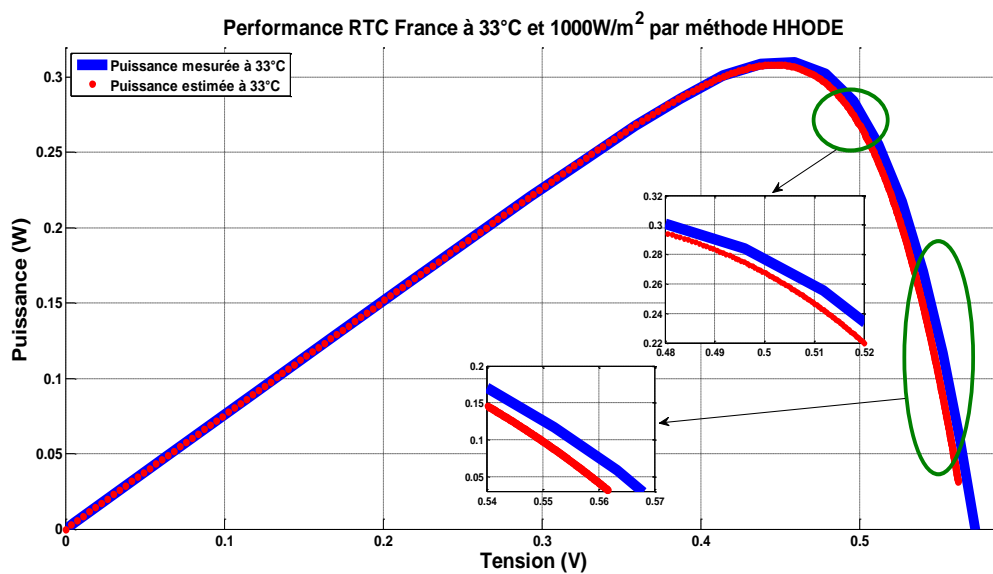


Figure 4 : Performance de la cellule R.T.C France à une irradiance de $1000w/m^2$ et une température de $33\text{ }^\circ\text{C}$ obtenue par méthode HHODE

La Figure 4 montre la caractéristique P-V de la cellule photovoltaïque, issue des données mesurées (courbe bleue) et des paramètres intrinsèques estimés de la cellule (courbe en rouge) sous les conditions identiques au 4.1, en utilisant la méthode hybride HHODE. On peut constater un très bon accord entre les courbes des données mesurées et celle obtenue à partir des paramètres estimés.

5. CONCLUSION

L’estimation des paramètres intrinsèques d’une cellule solaire PV est une orientation de recherche qui est soutenue par de nombreuses contributions scientifiques. La méthode hybride des Faucons de Harris associée à l’Evolution Différentielle (HHODE) est proposée dans ce manuscrit afin d’estimer les différents paramètres du modèle à une diode (SDM) d’une cellule PV. Dans cet algorithme, une nouvelle approche combinant les stratégies de mutation de l’Evolution Différentielle (DE) à la capacité de synchronisation de la phase d’exploration et d’exploitation de la méthode des Faucons de Harris (HHO) dans le but de combler la limite principale de la méthode HHO. Des expériences sont menées sur une cellule PV RTC France. Les résultats obtenus montrent la supériorité de cette méthode comparativement à certaines autres méthodes à l’instar de l’optimiseur multi-vers (MVO), méthode de recherche de motifs (PS), la méthode des Essaims de Particules Modifiés (MPSO), l’algorithme de pollinisation des fleurs par les abeilles (BPFPA). Toutefois, les résultats présentés dans ce manuscrit sont moins précis et moins stables que des paramètres obtenus au travers d’autres algorithmes notamment l’algorithme du cycle de l’eau basé sur

l'évaporation (ER-WCA), l'optimiseur à essais particuliers à apprentissage complet hétérogène (HCLPSO), l'algorithme modifié d'optimisation en essaim simplifié (MSSO) ou encore de l'algorithme amélioré d'optimisation en baleine basé sur l'opposition (OBWOA). Dans les études futures, nous appliquerons la fonction de Lambert à la méthode hybride HHODE afin de résoudre ces problèmes d'optimisation complexes avec des paramètres plus précis et stables.

6. DÉCLARATION DE CONFLIT D'INTÉRÊTS

Les auteurs déclarent qu'ils n'ont pas d'intérêts financiers concurrents connus ou de relations personnelles qui auraient pu sembler influencer le travail rapporté dans cet article.

7. RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Abd Elaziz M. and Oliva D., 2018. Parameter estimation of solar cells diode models by an improved opposition-based whale optimization algorithm. *Energy conversion management*, **171**, 1843–1859.
- AlHajri M., El-Naggar K., AlRashidi M., and Al-Othman A., 2012. Optimal extraction of solar cell parameters using pattern search. *Renewable Energy*, **44**, 238–245.
- Ali E., El-Hameed M., El-Fergany A. and El-Arini M., 2016. Parameter extraction of photovoltaic generating units using multi-verse optimizer. *Sustainable Energy Technologies Assessments*, **17**, 68–76.
- Allam D., Yousri D., Eteiba M. J. E. C., 2016. Parameters extraction of the three diode model for the multi-crystalline solar cell/module using Moth-Flame Optimization Algorithm. *Energy Conversion and Management*, **123**, 535–548.
- AlRashidi M., AlHajri M., El-Naggar K. and Al-Othman A., 2011. A new estimation approach for determining the I–V characteristics of solar cells. *Solar Energy*, **85**, 1543–1550.
- Aouchiche N., 2018. Défauts liés aux systèmes photovoltaïques autonomes et techniques de diagnostic-Etat de l'art. *Revue des Energies Renouvelables*, **21**, 247–265.
- Arani B.O., Mirzabeygi P. and Panahi M.S., 2013. An improved PSO algorithm with a territorial diversity-preserving scheme and enhanced exploration–exploitation balance. *Swarm Evolutionary Computation*, **11**, 1–15.
- Ayang A., Wamkeue R., Ouhrouche M., Djongyang N., Salomé N. E., Pombe J. K., et Ekemb G., 2019. Maximum likelihood parameters estimation of single-diode model of photovoltaic generator. *Renewable energy*, **130**, 111–121.
- Bożejko W., Hejducki Z. and Wodecki M., 2012. Applying metaheuristic strategies in construction projects management. *International Journal of Metaheuristics*, **18**, 621–630.
- Bun L., 2011. Détection et Localisation de Défauts pour un Système PV, Thèse, Génie Electrique, Université de Grenoble, France.
- Carrero C., Ramírez D., Rodríguez J. and Platero C., 2011. Accurate and fast convergence method for parameter estimation of PV generators based on three main points of the I–V curve. *Renewable Energy*, **36**, 2972–2977.
- Chan D., Phillips J. and Phang J., 1986. A comparative study of extraction methods for solar cell model parameters. *Solid-State Electronics*, **29**, 329–337.
- Charfi W., Chaabane M., Mhiri H. and Bournot P., 2018. Performance evaluation of a solar photovoltaic system. *Energy reports*, **4**, 400–406.
- Charles J., Abdelkrim M., Muoy Y. and Mialhe P., 1981. A practical method of analysis of the current-voltage characteristics of solar cells. *Solar cells*, **4**, 169–178.
- Chellaswamy C. and Ramesh R., 2016. Parameter extraction of solar cell models based on adaptive differential evolution algorithm. *Renewable energy*, **97**, 823–837.
- Chin V.J., Salam Z. and Ishaque K., 2015. Cell modelling and model parameters estimation techniques for photovoltaic simulator application: A review. *Applied Energy*, **154**, 500–519.
- Das S. and Suganthan P.N., 2010. Differential evolution: A survey of the state-of-the-art. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, **15**, 4–31.
- Elsheikh A., Sharshir S., Mostafa M.E., Essa F. and Ali M.K.A., 2018. Applications of nanofluids in solar energy: a review of recent advances. *Renewable Sustainable Energy Reviews*, **82**, 3483–3502.
- Elsheikh A.H., Sharshir S. W., Abd Elaziz M., Kabeel A., Guilan W. and Haiou Z., 2019. Modeling of solar energy systems using artificial neural network: A comprehensive review. *Solar Energy*, **180**, 622–639.

- Fathy A. and Rezk H., 2017. Parameter estimation of photovoltaic system using imperialist competitive algorithm. *Renewable Energy*, **111**, 307–320.
- Gharraoui H.G. and Farham M.S., 2014. Applying metaheuristic approaches on the single facility location problem with polygonal barriers. *International Journal of Metaheuristics*, **3**, 348–370.
- Gnetchejo P.J., Essiane S. N., Ele P., Wamkeue R., Wapet D.M. and Ngoffe S.P., 2019. Important notes on parameter estimation of solar photovoltaic cell. *Energy Conversion Management*, **197**, p. 111870.
- Gogna A. and Tayal A., 2013. Metaheuristics: review and application. *Journal of Experimental Theoretical Artificial Intelligence*, **25**, 503–526.
- Gui L., Xia X., Yu F., Wu H., Wu R., Wei B., Zhang Y., Li X., and He G., 2019. A multi-role based differential evolution. *Swarm Evolutionary Computation*, **50**, p. 100508.
- Hafez A., Soliman A., El-Metwally K. and Ismail I., 2017. Tilt and azimuth angles in solar energy applications—A review. *Renewable Sustainable Energy Reviews*, **77**, 147–168.
- Han J., Jeong J.-D., Lee I. and Kim S.-H., 2017. Low-cost monitoring of photovoltaic systems at panel level in residential homes based on power line communication. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, **63**, 435–441.
- Heidari A.A., Mirjalili S., Faris H., Aljarah I., Mafarja M. and Chen H., 2019. Harris hawks optimization: Algorithm and applications. *Future Generation Computer Systems*, **97**, 849–872.
- Hosenuzzaman M., Rahim N., Selvaraj J., Hasanuzzaman M., Malek A.A. and Nahar A., 2015. Global prospects, progress, policies, and environmental impact of solar photovoltaic power generation. *Renewable Sustainable Energy Reviews*, **41**, 284–297.
- Humada A.M., Hojabri M., Mekhilef S. and M. Hamada H., 2016. Solar cell parameters extraction based on single and double-diode models: A review. *Renewable Sustainable Energy Reviews*, **56**, 494–509.
- Ishaque K., Salam Z. and Taheri H., 2011. Simple, fast and accurate two-diode model for photovoltaic modules. *Solar energy materials solar cells*, **95**, 586–594.
- Jamadi M., Merrikh-Bayat F. and Bigdeli M., 2016. Very accurate parameter estimation of single-and double-diode solar cell models using a modified artificial bee colony algorithm. *International Journal of Energy Environmental Engineering*, **7**, 13–25.
- Javed M. Y., Mirza A. F., Hasan A., Rizvi S. T. H., Ling Q., Gulzar M. M., Muhammad Umair Safder and Majad Mansoor, 2019. A comprehensive review on a PV based system to harvest maximum power. *Electronics*, **8**, p. 1480.
- Jordehi A. R., 2016. Time varying acceleration coefficients particle swarm optimisation (TVACPSO): A new optimisation algorithm for estimating parameters of PV cells and modules. *Energy Conversion Management*, **129**, 262–274.
- Jordehi A.R., 2015. Optimal setting of TCSCs in power systems using teaching–learning-based optimisation algorithm. *Neural Computing Applications*, **26**, 1249–1256.
- Jordehi A.R., 2016. Parameter estimation of solar photovoltaic (PV) cells: A review. *Renewable Sustainable Energy Reviews*, **61**, 354–371.
- Jordehi A.R., Jasni J., Abd Wahab N., Kadir M. and Javadi M., 2015. Enhanced leader PSO (ELPSO): a new algorithm for allocating distributed TCSC's in power systems. *International Journal of Electrical Power Energy Systems*, **64**, 771–784.
- Khanna V., Das B., Bisht D. and Singh P., 2015. A three diode model for industrial solar cells and estimation of solar cell parameters using PSO algorithm. *Renewable Energy*, **78**, 105–113.
- Kler D., Sharma P., Banerjee A., Rana K. and Kumar V., 2017. PV cell and module efficient parameters estimation using Evaporation Rate based Water Cycle Algorithm. *Swarm evolutionary computation*, **35**, 93–110.
- Kumari J. and Babu C. S., 2012. Mathematical modeling and simulation of photovoltaic cell using matlab-simulink environment. *International Journal of Electrical Computer Engineering*, **2**, p. 26.
- Labouret A. and Viloz M., 2006. Energie solaire photovoltaïque, **4**, Dunod.
- Laplaze D. and Youm I., 1985. Modélisation d'une cellule photovoltaïque I: Détermination des paramètres à partir de la caractéristique courant-tension sous éclairage. *Solar cells*, **14**, 167–177.
- Lin P., Cheng S., Yeh W., Chen Z. and Wu L., 2017. Parameters extraction of solar cell models using a modified simplified swarm optimization algorithm. *Solar Energy*, **144**, 594–603.
- Ma J., Bi Z., Ting T.O., Hao S. and Hao W., 2016. Comparative performance on photovoltaic model parameter identification via bio-inspired algorithms. *Solar Energy*, **132**, 606–616.
- Macabebe E. Q. and Van Dyk E. E., 2008. Parameter extraction from dark current-voltage characteristics of solar cells. *South African Journal of Science*, **104**, 401–404.

- Mahmoud Y., Xiao W. and Zeineldin H., 2011. A simple approach to modeling and simulation of photovoltaic modules. *IEEE transactions on Sustainable Energy*, **3**, 185–186.
- Mirjalili S., 2016. SCA: a sine cosine algorithm for solving optimization problems," *Knowledge-based systems*, **96**, 120–133.
- Nadia A.-R., Isa N. A.M. and Desa M.K.M., 2018. Advances in solar photovoltaic tracking systems: A review. *Renewable sustainable energy reviews*, **82**, 2548–2569.
- Nesmachnow S., 2014. An overview of metaheuristics: accurate and efficient methods for optimization. *International Journal of Metaheuristics*, **3**, 320–347.
- Newell R., Raimi D. and Aldana G., 2019. Global Energy Outlook 2019: The Next Generation of Energy. *Resources for the Future*, 8–19.
- Oliva D., Abd El Aziz M. and Hassanien A.E., 2017. Parameter estimation of photovoltaic cells using an improved chaotic whale optimization algorithm. *Applied Energy*, **200**, 141–154.
- Parida B., Iniyan S. and Goic R., 2011. A review of solar photovoltaic technologies. *Renewable sustainable energy reviews*, **15**, 1625–1636.
- Salam Z., Ishaque K. and Taheri H., 2010. An improved two-diode photovoltaic (PV) model for PV system. *2010 Joint International Conference on Power Electronics, Drives and Energy Systems (PEDES) & 2010 Power India*, 1–5.
- Saremi S., Mirjalili S. and Lewis A., 2017. Grasshopper optimisation algorithm: theory and application. *Advances in Engineering Software*, **105**, 30–47.
- Shaheen A.M., Spea S.R., Farrag S. M. and Abido M.A., 2018. A review of meta-heuristic algorithms for reactive power planning problem. *Ain Shams Engineering Journal*, **9**, 215–231.
- Sheikh N., Daim T. and Kocaoglu D. F., 2011. Use of multiple perspectives and decision modeling for PV technology assessment. *2011 Proceedings of PICMET'11: Technology Management in the Energy Smart World (PICMET)*, 1–21.
- Singh P., Meena N. K., Yang J. and Slowik A.J.S.I.A., 2020. *Swarm Intelligence Algorithms: A Tutorial*, 1st Edition, CRC Press, 1–15.
- Slowik A., 2020. *Swarm Intelligence Algorithms: Modifications and Applications*, 1st Edition, CRC Press.
- Tong N. T. and Pora W., 2016. A parameter extraction technique exploiting intrinsic properties of solar cells. *Applied energy*, **176**, 104–115.
- Townsend T.U., 1989. A method for estimating the long-term performance of direct-coupled photovoltaic systems, M.S. Thesis, Mechanical Engineering, University of Wisconsin-Madison, Madison.
- Veschetti Y., 2005. Modélisation, caractérisation et réalisation de nouvelles structures photovoltaïques sur substrat de silicium mince, Thèse, Physique des semi-conducteurs, Université Louis Pasteur, Strasbourg I.
- Xiao W., Dunford W.G. and Capel A., 2004. A novel modeling method for photovoltaic cells. *2004 IEEE 35th Annual Power Electronics Specialists Conference* (IEEE Cat. No. 04CH37551), 1950–1956.
- Yang B., Zhong L., Zhang X., Shu H., Yu T., Li H. Jiang L. and Sun L., 2019. Novel bio-inspired memetic salp swarm algorithm and application to MPPT for PV systems considering partial shading condition. *Journal of cleaner production*, **215**, 1203–1222.
- Yousri D., Allam D., Eteiba M. and Suganthan P.N., 2019. Static and dynamic photovoltaic models' parameters identification using Chaotic Heterogeneous Comprehensive Learning Particle Swarm Optimizer variants. *Energy conversion management*, **182**, 546–563.
- Yuan X., He Y. and Liu L., 2015. Parameter extraction of solar cell models using chaotic asexual reproduction optimization. *Neural Computing Applications*, **26**, 1227–1239.