REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE YAHIA FARES DE MEDEA



Faculté de **T**echnologie

Mémoire de fin d'études de Master

Filière : Électrotechnique

Spécialité : Commande Electrique

Identification paramétrique d'une cellule photovoltaïque par des techniques d'optimisation métaheuristiques.

Présenté par :

M : BENGHERBIA Idris

Proposé et Dirigé par :

Dr : OULD CHERCHALI Noureddine

Dr : AMOKRANE Zouhir

Promotion 2020

Remerciements

Au terme de cette étude, je remercie tout d'abord « DIEU » qui m'a donné la santé, le courage, la patience et la volonté durant toutes les années de mes études et m'avoir permis la réalisation de ce présent travail.

Je souhaitant adresser mes remerciements les plus sincères aux personnes qui je suis apporté leur aide et qui ont contribué à l'élaboration de ce mémoire ainsi qu'à la réussite de cette formidable année universitaire. Ces remerciements vont tout d'abord à mes parents pour leur contribution, leur soutien et leur patience.

Je remercie très sincèrement Dr. OULD CHERCHALI Noureddine mon encadreur de ce Travail, pour ses conseils pertinents, et ses orientations judicieuses, sa patience et diligence, et par ses suggestions qui m'ont grandement facilité ce travail. Je tiens à lui exprimer mon grand respect et mon admiration pour sa personnalité, je le remercie pour sa contribution dans ma formation.

Je profite de l'occasion pour remercier Dr. AMOKRANE ZOUHIR le Co encadreur, pour le soutien qui m'a donné.

Enfin, j'adresse mes plus sincères remerciements à tous mes proches et mes amis qui toujours encouragé au cours de la réalisation de ce mémoire.

الملخص

تعتبر الخلايا الشمسية قاعدة التكوين للأنظمة الضوئية وكذألك للتحويل إلى الطاقة الشمسية وعلى هذا الأساس تتعلق دراستنا على استخراج الوسائط المميزة للخلية الشمسية وقد استعملنا النموذج الكهربائي احادي الصمام لخلية شمسية، ولقد استعملنا تقنية خوارزمية سرب الجسيمات (PSO)وخوارزمية الجينية (GA)انطلاقا من الخاصية تيار-كمون التجريبية وتتم مقارنة قيم المعلومات المثلى المستخرجة للنموذج أحادي الصمام بتلك الموجودة في العديد من التقنيات الأخرى المستندة إلى نفس البيانات.

الكلمات المفتاحية: النموذج الكهربائي احادي الصمام، خوارزمية سرب الجسيمات(PSO)، وخوارزمية الجينية (GA).

Résumé

Les cellules solaires sont les structures de base des systèmes photovoltaïques et de la conversion de l'énergie solaire. Cette étude concerne l'extraction des paramètres d'une cellule solaire et d'un module à diode unique qui comporte cinq paramètres, on a utilisé l'algorithme essaim de particules (PSO) et l'algorithme génétique (GA) pour identification de ces paramètres en se basant sur la caractéristique courant-tension. Les valeurs des paramètres trouvées sont comparées avec d'autres algorithmes basées sur les mémés données.

Mots-clés : modèle à diode unique, l'algorithme essaim de particules (PSO), l'algorithme génétique (GA)

Abstract :

Solar cells are the basic structures of photovoltaic systems and solar energy conversion. Our study concerns the extraction of the parameters of a solar cell where we also we used the particle swarm algorithm (PSO) and the genetic algorithm (GA) which are based on the current-voltage characteristic. The parameter values found are compared with the parameters of the other algorithms based on the same data.

Keywords : single diode model, the particle swarm algorithm(PSO), the genetic algorithm (GA)

Tableau des matières

Introduction générale.

Chapitre I : Modélisation de cellule et module photovoltaïques.

I.1 Introduction 3
I.2 Définition et Historique du photovoltaïque 3
I.3 la Cellule photovoltaïque 4
I.4 Le module (panneau) 4
I.5. Les différents types de cellules photovoltaïques 5
I.5.1 Cellules au silicium monocristallin 5
I.5.2 Cellules au silicium poly cristallin 5
I.5.3 Cellules au silicium amorphe 6
I.6 Modalisation du module photovoltaïque 6
I.6.1 Modèle a une diode 7
I.6.2 Modèle a deux diodes 7
I.7 Paramètres électrique du module photovoltaïque 9
I.7.1 le courant de court-circuit Icc 9
I.7.2 La tension en circuit ouvert Voc 9
I.7.3 Le facteur de forme FF 10
I.7.4 Le rendement de conversion d'énergie η 10
I.7.5 La puissance maximale Pmax 10
I.8 Influence des différents paramètres sur la caractéristique I (V) 11
I.8.1 influence de l'éclairement 11
I.8.2 Influence de la température 12
I.8.3 Influence de la résistance série et shunt 13
I.9 Association des cellules photovoltaïques 13
I.9.1 Association en série 13
I.9.2 Association en parallèle 14
I.9.3 Association série-parallèle 14
I.10 les avantages et les inconvénients de l'énergie solaire PV 15
I.10.1 Avantages 15
I.10.2 Inconvénients 16

I.11 Conclusion 16

Chapitre II : Identification et méthode d'optimisation:

II.1 Introduction 17
II.2 Définition de l'identification 17
II.2.1 Identification non-paramétrique 17
II.2.2 Identification paramétrique 18
II.2.3 Identification graphique 18
II.2.3.1 Réponse indicielle 19
II.2.3.2 Réponse impulsionnelle 19
II.2.3.3 Système du primaire ordre avec retard 20
II.2.4 Identification basée sur l'erreur de sortie 21
II.2.5 Identification basée sur l'erreur de prédiction 21
II.3 Les métaherestiques 22
II.3.1 Algorithme Par Essaims de Particule 22
II.3.1.1 Présentation 22
II.3.1.2 Définition 23
II.3.1.3 Mode de fonctionnement 24
II.3.1.4 Organigramme d'algorithme PSO 25
II.3.1.5 Les paramètre 26
II.3.1.5.1 La dimension de problème 26
II.3.1.5.2 Nombre de particules 26
II.3.1.5.3 Coefficients de confiance 26
II.3.1.5.4 Vitesse maximale et Coefficient de constriction 26
II.3.1.5.5 Facteur d'inertie 27
II.3.1.5.6 Initialisation de l'essaim 27
II.3.1.5.7 Topologie du voisinage 27
II.3.1.5.8 Critères d'arrêt 28
II.3.2 Algorithme Génétique 28
II.3.2.1 Présentation Générale 28
II.3.2.2 Organigramme d'un algorithme génétique 29
II.3.2.3 Description détaillé 30
II.3.2.3.1 Le codage 30
II.3.2.3.2 Le codage réel 30
II.3.2.4 Génération de la population initiale 30
II.3.2.5 Evaluation 30

II.3.2.6 Sélection 31
II.3.2.6.1 La roulette 31
II.3.2.6.2 Le tournoi 32
II.3.2.7 Croisement 32
II.3.2.8 le Mutation 33
II.3.2.9 Elitisme 33
II.3.2.10 Le critère d'arrêt 34
II.4 Conclusion 34

Chapitre III : Résultats et comparaisons :

III.1 Introduction 35
III.2 Estimation de paramétré 35
III.3 Fonction objectif 35
III.4 Identification le modèle de cellule solaire 36
III.4 .1 Les résultats obtenus par Algorithme PSO 37
III.4 .2 Les résultats obtenus par Algorithme GA 41
III.5 Identification le modèle de panneau PV 46
III.5.1 Les résultats obtenus par algorithme PSO 47
III.5.2 Les résultats obtenus par Algorithme GA 50
III.4 Conclusion 55

Conclusion générale 56
Bibliographie

Liste Des Figures

Chapitre I

Figure I.1 : Schéma d'une cellule photovoltaïque....4
Figure I.2 : La cellule PV monocristallin 5
Figure I.3 : La cellule PV poly cristallines....6
Figure I.4 : La cellule PV amorphe 6
Figure I.5 : Schéma équivalent d'une cellule PV, modèle à une diode 7
Figure I.6 : Schéma équivalent d'une cellule PV, modèle à deux diodes 8
Figure I.7 : Courbe I(V) à T=25 et un éclairement de 1000W/m^2 9
Figure I.8 : Courbe P(V) à T=25 et un éclairement de 1000W/m^2 10
Figure I.9 : Courbes courant-tension pour différentes éclairement....11
Figure I.10 : Courbes puissance-tension pour différentes éclairements....11
Figure I.11 : Courbes courant-tension pour différentes Température....12
Figure I.12 : Courbes puissance-tension pour différentes Température 12
Figure I.13 : Influence de la résistance Série et de la résistance Shunt sur la caractéristique I-V d'une cellule PV....13
Figure I.14 : Caractéristique résultante d'un groupement de n_s cellules en série 14
Figure I.15 : Caractéristique résultante d'un groupement de n_p cellules en parallèle....14
Figure I.16 : Association des cellules PV mixtes (série-parallèle) 15

Chapitre II

Figure II.1 : La réponse indicielle du premier ordre à un échelon 19
Figure II.2 : La réponse d'un système du 1 er ordre à une impulsion Dirac 19
Figure II.3 : Système de premier ordre avec retard....20
Figure II.4 : Schéma de principe de l'identification basée sur l'erreur de sortie 21
Figure II.5 : Principe d'identification foncée sur l'erreur de prédiction 21
Figure II.6 : Le déplacement d'une particule 23
Figure II.7 : L'organigramme d'algorithme PSO 25
Figure II.8 : Topologie du voisinage (a) anneau (n = 2), (b) rayon, (c) étoile 27
Figure II.9 : Organigramme d'un algorithme génétique. 29
Figure II.10 : Illustration schématique des codages binaires et réels 30
Figure II.11 : La roulette 31
Figure II.12 : Le tournoi entre deux individus avec rééligibilité 32
Figure II.13 : Cross-over avec un seul point de croisement. 32

Figure II.14 : Cross-over avec deux points de croisement. 33
Figure II.15 : Exemple d'une mutation uni-point (a) et d'une mutation bipoints (b) 33

Chapitre III

Figure III.1 : Variation de meilleur cout (fitness) en fonction des itérations par PSO cas de cellule solaire 37
Figure III.2 Variation de meilleur I_{ph} par rapport nombre des itérations. 38
Figure III.3 Variation de meilleur I_0 par rapport nombre des itérations.....38
Figure III.4 Variation de meilleur R_s par rapport nombre des itérations.....39
Figure III.5 Variation de meilleur R_{sh} par rapport nombre des itérations. 39
Figure III.6 Variation de meilleur n par rapport nombre des itérations. 40
Figure III.7 Résultats de comparaison entre le courant mesuré et calculé le cas de cellule par PSO 40
Figure III.8 Variation de meilleur cout (fitness) en fonction des itérations par GA cas de cellule solaire ...41
Figure III.9 Variation de meilleur I_{ph} par rapport nombre des itérations. 41
Figure III.10 Variation de meilleur I_0 par rapport nombre des itérations.....42
Figure III.11 Variation de meilleur R_s par rapport nombre des itérations. 42
Figure III.12 Variation de meilleur R_{sh} par rapport nombre des itérations. 43
Figure III.13 Variation de meilleur n par rapport nombre des itérations. 43
Figure III.14 Résultats de comparaison entre le courant mesuré et calculé le cas de cellule par GA 44
Figure III.15 Profils EAI pour différents algorithmes d'estimation.....46
Figure III.16 variation de meilleur cout (fitness) en fonction des itérations par PSO cas de module.....47
Figure III.17 Variation de meilleur I_{ph} par rapport nombre des itérations. 47
Figure III.18 Variation de meilleur I_0 par rapport nombre des itérations.....48
Figure III.19 Variation de meilleur R_s par rapport nombre des itérations. 48
Figure III.20 Variation de meilleur R_{sh} par rapport nombre des itérations. 49
Figure III.21 Variation de meilleur n par rapport nombre des itérations. 49
Figure III.22 Résultats de comparaison entre le courant mesuré et calculé le cas de module par PSO.....50
Figure III.23 Variation de meilleur cout (fitness) en fonction des itérations par GA du module. 50
Figure III.24 Variation de meilleur I_{ph} par rapport nombre des itérations. 51
Figure III.25 Variation de meilleur I_0 par rapport nombre des itérations.....51
Figure III.26 Variation de meilleur R_s par rapport nombre des itérations. 52
Figure III.27 Variation de meilleur R_{sh} par rapport nombre des itérations. 52
Figure III.28 Variation de meilleur n par rapport nombre des itérations. 53
Figure III.29 Résultats de comparaison entre le courant mesuré et calculé le cas de module par GA 53
Figure III.30 Profils EAI pour différents algorithmes d'estimation.....55

Liste Des Tableaux

Chapitre I

Chapitre II

Chapitre III

Tableau III.1 : Gamme supérieur et inférieure des paramètres des cellules solaires 38
Tableau III.2 : Gamme supérieur et inférieure des paramètres du panneau PV..... 38
Tableau III.3 : Comparaison entre déférentes extractions de paramètres. 39
Tableau III.4: Ajustement courbe des paramètres estimés de la cellule solaire..... 47
Tableau III.5 : Paramètres estimés du modèle de module PV en utilisant différentes méthodes 48
Tableau III.6 : Ajustement courbe des paramètres estimés du module PV..... 56

PV : PhotoVoltaïque.

PSO : Particule Swarm Optimization.

OEP : optimisation par essaim particulaire.

AG : Algorithme Génétique.

GA : Génétique Algorithm.

FA : Firefly Algorithm.

EAI : Erreur Aboule Individuelle.

Nomenclature

I : courant (A)

V : tension (V)

P : puissance (W)

I_{max} : courant maximale (A)

V_{max} : tension maximale (V)

P_{max} : puissance maximale (W)

I_{ph} : photo-courant (A)

I_p : le courant délivre par la résistance parallèle (A)

I_d : le courant de la diode (A)

V_{co} : tension de court-circuit

I_{cc} : courant de court-circuit (A)

I_{pv} : courant délivre par la cellule PV (A)

V_{pv} : tension délivre par la cellule PV (V)

V_d : tension de la diode (V)

V_t : tension thermique (V)

T : température absolue (K)

T_c : température de la cellule (K)

I_{sh} : courant shunt (A)

R_s : résistance série (Ω)

R_p : résistance parallèle (shunt) (Ω)

N_p : nombre de modules dans le panneau en parallèle

Ns : nombre de modules dans le panneau en série

q : Charge de l'électron 1.602 x 10^{-19} C.

K : Constante de Boltzmann 1.381 x 10^{-23} J/K

n : Facteur d'idéalité de la jonction ($1 \leq n \leq 1.5$).

ff : Le facteur de forme.

η : Le rendement

P : population.

N : nombre de particule.

P_{Best} : la meilleure position locale.

G_{best} : la meilleure position globale.

v_i : la vitesse de particule.

ω : est la coefficient d'inertie.

ω_{max} : poids initial

ω_{min} : poids final

c : constantes d'accélération

r : variables aléatoires uniformes

Xi : déplacement.

iter : le numéro d'itération actuelle.

ρ : Coefficients de confiance

K : Coefficient de constriction.

f : fonction objective.

I_m : courant mesuré.

I_{cal} : courant calcule.

Introduction Général

Dans le monde, la production d'énergie électrique est faite principalement à base d'énergies fossiles et de combustible d'origine nucléaire. Un recours systématique aux carburants fossiles, tels que le pétrole, le charbon ou le gaz naturel, permet d'avoir de faibles coûts de production mais conduit à un dégagement massif de gaz polluant et de gaz à effet de serre. Étant donné le danger que représentent les énergies fossiles, trouver une solution économique et peu polluante pour la production d'énergie est devenu primordial, à ce sujet, les énergies renouvelables qui sont des énergies illimitées contrairement aux énergies fossiles. Les énergies renouvelables regroupent un certain nombre de filières technologiques selon la source d'énergie valorisée et l'énergie utile obtenue [1]. Parmi les énergies, il existe une source importante d'énergie renouvelable, c'est l'énergie solaire photovoltaïque.

L'énergie solaire photovoltaïque désigne l'électricité produite par transformation d'une partie du rayonnement solaire avec une cellule photovoltaïque. Plusieurs cellules sont reliées entre elles sur un module solaire photovoltaïque plusieurs modules sont regroupées pour former une installation solaire dans une centrale solaire photovoltaïque, qui alimente un réseau de distribution électrique [2].

La modélisation des cellules photovoltaïques passe nécessairement par un choix judicieux des circuits électriques équivalents. Pour développer un circuit équivalent précis pour une cellule PV, il est nécessaire de comprendre la configuration physique des éléments de la cellule aussi bien que les caractéristiques électriques de chaque élément, plusieurs modèles mathématiques sont développés pour représenter un comportement fortement non-linéaire, résultant de celui des jonctions semi-conductrices qui sont à la base de leurs réalisations. Ces modèles se différencient entre eux par les procédures mathématiques et le nombre de paramètres intervenant dans le calcul de la tension et du courant du module photovoltaïque. On présentera deux modèles de la cellule PV utilisés dans la pratique : le modèle à une diode unique et le modèle à deux diodes. Le modèle à deux diodes contient sept paramétrés inconnus, et le

modèle à une diode à cinq paramètres inconnus. En fait, les modèles à une ou deux diodes nécessitent la connaissance de tous les paramètres inconnus, qui ne sont généralement pas fournis par les fabricants. L'identification ou l'extraction de ces paramètres s'avère très importante pour mieux comprendre les mécanismes physiques agissant à l'intérieur de la cellule solaire, non seulement pour pouvoir simuler son comportement et optimiser ses différentes caractéristiques mais aussi pour l'augmentation du rendement. Ces paramètres sont : le photo-courant, le courant de saturation, la résistance série et parallèle et le facteur d'idéalité de la diode [3].

Des méthodes et des techniques d'étude et d'extraction de ses différents paramètres ont été développées auparavant. Notre travail sera porté sur l'application d'une méthode basée sur le modèle à une seule diode, capable d'extraire les cinq paramètres électriques. Dans ce mémoire une approche basée sur les métaheuristiques, l'algorithme GA et l'algorithme PSO seront développées afin de modéliser et d'optimiser les données simulées d'une cellule solaire.

Ce mémoire sera divisé en quatre chapitres suivants :

- Le premier chapitre, il sera consacré à l'étude de la conversion PV. On donnera quelques généralités sur les cellules photovoltaïques, la modélisation, les différents types de cellules solaires et leurs principes de fonctionnement.
- Le deuxième chapitre une étude générale sur quelque méthode d'identification des systèmes et l'étude de l'algorithme PSO et l'algorithme GA. Leur mode de fonctionnement et leurs paramètres.
- Dans le dernier chapitre contient les résultats de notre travail et la comparaison avec d'autres méthodes d'identification.

Chapitre I

Modélisation de cellule et module Photovoltaïque

Chapitre I Modélisation de cellule et module photovoltaïques

I.1 Introduction :

L'énergie solaire est une source d'énergie qui dépend du soleil. Cette énergie permet de produit de l'électricité à partir de panneaux photovoltaïques ou des centrales solaires thermiques, grâce à la lumière du soleil capté par des panneaux solaires.

L'énergie solaire est propre, n'émet aucun gaz à effet de serre et sa matière première, le soleil bien que distant de plus de 150 millions de kilomètres de nous, est gratuite, inépuisable et disponible partout dans le monde.

I.2 Définition et Historique du photovoltaïque :

Le terme « photovoltaïque », souvent abrégé par les lettres PV, a été formé à partir des mots « photo », un mot grec signifiant lumière, et « Volta », le nom du physicien italien Alessandro Volta, qui a inventé la pile électrochimique en 1800. L'effet photovoltaïque, c'est la conversion directe de l'énergie solaire en électricité. Les cellules solaires photovoltaïques sont des semi-conducteurs capables de convertir directement la lumière en électricité, cette conversion, appelée effet photovoltaïque [4].

Quelques dates de l'histoire du photovoltaïque :

- 1839 : le physicien français Edmond Becquerel découvre le processus de l'utilisation de l'ensoleillement pour produire du courant électrique dans un matériau solide. C'est l'effet photovoltaïque.
- 1875 : Werner Von Siemens expose devant l'Académie des Sciences de Berlin un article sur l'effet photovoltaïque dans les semi-conducteurs. Mais jusqu'à la Seconde Guerre Mondiale, le phénomène reste encore une curiosité de laboratoire.
- 1954 : Trois chercheurs américains, Chapin, Pearson et Prince, mettent au point une cellule photovoltaïque à haut rendement au moment où l'industrie spatiale naissante cherche des solutions nouvelles pour alimenter ses satellites.
- 1958 : une cellule avec un rendement de 9 % est mise au point. Les premiers satellites alimentés par des cellules solaires sont envoyés dans l'espace.
- 1973 : la première maison alimentée par des cellules photovoltaïques est construite à l'université de Delaware.
- 1983 : la première voiture alimentée par énergie photovoltaïque parcourt une distance de 4 000 km en Australie.

La première cellule photovoltaïque (ou photopile) a été développée aux États Unis en 1954 par les chercheurs des laboratoires Bell, qui ont découvert que la photosensibilité du silicium

pouvait être augmentée en ajoutant des "impuretés". C'est une technique appelée le "dopage" qui est utilisé pour tous les semi-conducteurs. Mais en dépit de l'intérêt des scientifiques au cours des années, ce n'est que lors de la course vers l'espace que les cellules ont quitté les laboratoires. En effet, les photopiles représentent la solution idéale pour satisfaire les besoins en électricité à bord des satellites, ainsi que dans tout site isolé [5].

I.3 la Cellule photovoltaïque :

La cellule PV, aussi appelée cellule solaire, constitue l'élément de base de la conversion photovoltaïque. Il s'agit d'un dispositif semi-conducteur qui transforme en énergie électrique l'énergie lumineuse fournie par une source d'énergie inépuisable, le soleil. Elle exploite les propriétés des matériaux semi-conducteurs. La figure (I.1) illustre une cellule PV typique. Elle montre clairement sa constitution détaillée. Une cellule PV est réalisée à partir de deux couches de silicium, une dopée P (dopée au bore) et l'autre couche dopée N (dopée au phosphore) créant ainsi une jonction PN avec une barrière de potentiel. Lorsque les photons sont absorbés par le semi-conducteur, ils transmettent leur énergie aux atomes de la jonction PN de telle sorte que les électrons de ces atomes se libèrent et créent des électrons (charges N) et des trous (charges P). Ceci crée alors une différence de potentiel entre les deux couches. Cette différence de potentiel est mesurable (varier entre 0.3 V et 0.7 V en fonction du matériau utilisé) entre les connexions des bornes positives et négatives de la cellule [6].

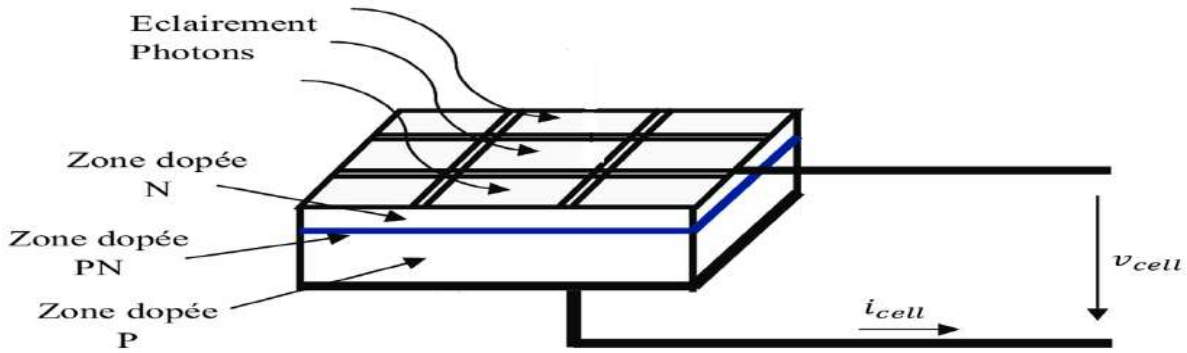


Figure I.1 : Schéma d'une cellule photovoltaïque.

I.4 Le module (panneau) :

Pour produire plus de puissance, plusieurs cellules sont assemblées pour former un module. Les cellules individuelles sont généralement connectées dans une chaîne en série (typiquement 36 ou 72) pour atteindre la tension de sortie désirée. La puissance crête obtenue sous un éclairage maximal sera proportionnelle à la surface du module. La rigidité de la face

avant (vitre) et l'étanchéité sous vide offert par la face arrière soudée sous vide confèrent à l'ensemble de sa durabilité. [6]

I.5. Les différents types de cellules photovoltaïques

Comme on l'a vu, un panneau solaire est un assemblage de cellules photovoltaïques. Ce sont ces cellules qui convertissent le rayonnement du soleil en électricité. Le panneau se contentant, lui, d'additionner les courants crées pour arriver à un niveau exploitable. Il existe plusieurs types de cellules qui se différencient par les matériaux utilisés pour les construire. En dehors du prix, le choix d'un type de cellule n'a que peu de conséquences pour l'utilisateur, la principale différence sera la surface qui, à puissance égale, pourra varier du simple au double [7].

I.5.1 Cellules au silicium monocristallin :

Les cellules au silicium monocristallin offrent le meilleur rendement parmi les panneaux solaires disponibles dans le commerce : entre 13 à 17%. Il faudra donc moins de cellules pour atteindre la puissance désirée, mais comme le silicium monocristallin est aussi le plus cher, son seul avantage est finalement d'utiliser une surface réduite : il faut environ 7m² pour obtenir 1 kilowatt Crète.

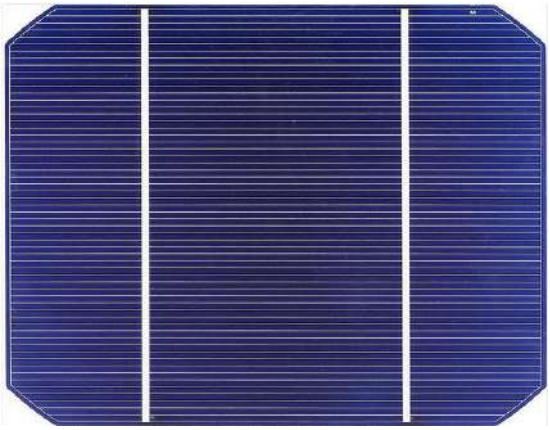


Figure I.2 : la cellule PV monocristallin.

I.5.2 Cellules au silicium polycristallin :

Les modules utilisant des cellules au silicium polycristallin ont en général un rendement compris entre 12 et 15%. Il faut environ 8m² de cellules pour obtenir 1 kWc. Ces cellules sont plus simples à fabriquer et moins chères que les cellules au silicium monocristallin. Les cellules polycristallines sont reconnaissables aux formes irrégulières des cristaux qui apparaissent nettement à l'œil nu.

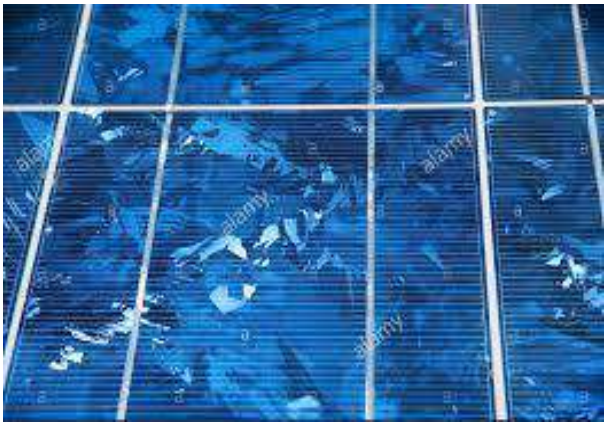


Figure I.3 : la cellule PV polycristallin

I.5.3 Cellules au silicium amorphe :

Les cellules au silicium amorphe sont des cellules à couche mince, c'est-à-dire qu'elles sont fabriquées en déposant une fine couche de silicium sur un support (ou "substrat"), par exemple du verre. L'épaisseur de silicium utilisée est beaucoup plus faible que pour les cellules mono ou poly cristallines qui sont réalisées à partir de tranches de silicium. Ce type de cellule est donc moins cher et plus facile à fabriquer. Sa faible épaisseur permet, par exemple, de les utiliser pour créer des panneaux solaires souples. Cependant ces cellules ont des rendements limités (de l'ordre de 5 à 7 %, soit environ 15 m² pour obtenir 1 kWc) et sont donc réservées à des applications nécessitant peu de puissance. Les cellules aux siliciums amorphes sont beaucoup utilisées pour l'alimentation de petits appareils solaires (montre, calculatrice...) [7]



Figure I.4 : la cellule PV amorphe [7]

I.6 Modalisation du module photovoltaïque :

Pour simuler les caractéristiques d'une cellule photovoltaïque. Deux modèles principalement sont utilisés : le modèle à une diode et le modèle à deux diodes.

I.6.1 Modèle a une diode :

Ce modèle consiste en un générateur de courant I_{ph} monté en parallèle avec une diode, une résistance série R_s et une résistance parallèle (résistance shunt) R_{sh}. Il est représenté par le circuit équivalent de la figure I.5. Ce circuit peut être utilisé pour une seule cellule, de même que pour un module constitué de plusieurs cellules ou pour un champ constitué de plusieurs modules. Le courant généré par un module photovoltaïque constitué de Ns cellules en série en utilisant les équations ci-dessus, on peut déduire l'expression du courant délivre par la cellule photovoltaïque :

$$I = I_{ph} - I_d - I_{sh} \Longrightarrow \quad I = I_{ph} - I_0 \left[\exp\left(\frac{V+Rs\,I}{n\,V_t} - 1\right)\right] - \frac{V+Rs\,I}{R_{sh}} \qquad (I.1)$$

Avec:

I_{ph} : Photo-courant du module.

I_0 : Courant de saturation inverse de la diode.

n : Facteur d'idéalité de la jonction ($1 \leq n \leq 2$).

V_t : $\frac{KT}{q}$ la tension thermique.

q : Charge de l'électron 1.602 x 10^{-19} C.

K : Constante de Boltzmann 1.381 x 10^{-23} J/K.

T : Température absolue en kelvin (K).

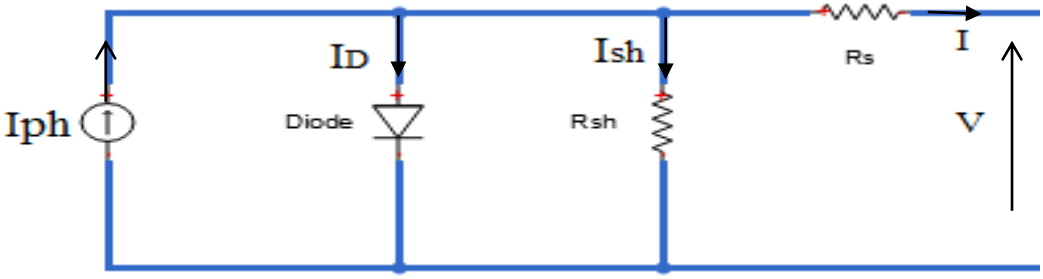


Figure I.5 : Schéma équivalent d'une cellule PV, modèle à une diode

I.6.2 Modèle a deux diodes :

Dans ce cas, deux diodes ont été utilisées pour représenter les phénomènes de polarisation de la jonction PN. Ces diodes symbolisent la recombinaison des porteurs minoritaires, d'une part en surface du matériau et d'autre part dans le volume du matériau. Le schéma du générateur photovoltaïque devient dans le cas de la figure I.6 [8].

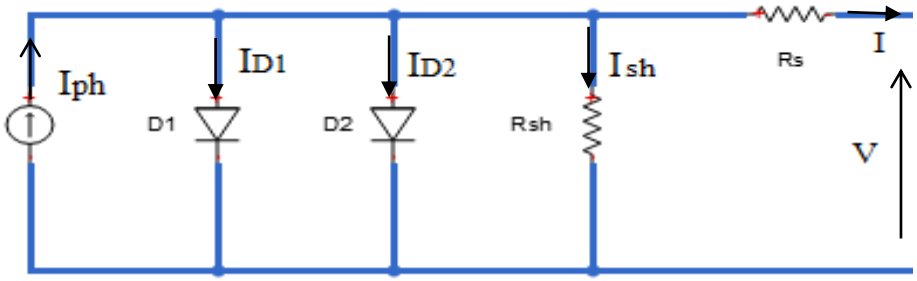


Figure I.6 : Schéma équivalent d'une cellule PV, modèle à deux diodes

Le courant fourni par la cellule I à partir de loi des nœuds est donne par :

$$I = I_{ph} - I_{d1} - I_{d2} - I_{Rsh} \quad (I.2)$$

Les courants des diodes sont donnés par :

$$I_{D1} = I_{s1}\left[e^{(q\frac{V+Rs\,I}{n.K.T})} - 1\right] \quad (I.3)$$

$$I_{D2} = I_{s2}\left[e^{(q\frac{V+Rs\,I}{n.K.T})} - 1\right] \quad (I.4)$$

Le courant délivre par la résistance de shunt donnés par :

$$I_{sh} = \frac{V+I\,Rs}{R_{sh}} \quad (I.5)$$

Donc sous un éclairement donné, l'expression de la caractéristique courant-tension s'écrit :

$$I = I_{ph} - I_{s1}\left[e^{(q\frac{V+Rs\,I}{n.K.T})} - 1\right] - I_{s2}\left[e^{(q\frac{V+Rs\,I}{n.K.T})} - 1\right] - \frac{V+Rs\,I}{R_{sh}} \quad (I.6)$$

Avec:

I : le courant délivré par la cellule.

$I_{ph} = I_{cc}(\frac{G}{1000})$: le photo-courant dépendant de l'éclairement (G) ce courant correspond également au courant de court-circuit.

$I_{sh} = \frac{V+Rs\,I}{R_{sh}}$ le courant délivré par la résistance parallèle.

R_s : Résistance en série, modélisation les pertes ohmiques du matériau et des contacts.

q : Charge de l'électron 1.602 x 10^{-19} C.

k : Constante de Boltzmann 1.381 x 10^{-23} J/K

n : Facteur d'idéalité de la jonction ($1 \leq n \leq 2$).

T : la température absolue en kelvin.

$V_t = \frac{KT}{q}$ la tension thermique.

I.7 Paramètres électrique du module photovoltaïque :

Il y a Cinq grandeurs caractéristiques principales du fonctionnement des cellules solaires :

- Le courant de court-circuit I_{cc}
- La tension en circuit ouvert V_{oc}.
- La puissance maximale P_{max}
- Le facteur de forme *ff* ;
- Le rendement de conversion d'énergie η.

I.7.1 le courant de court-circuit I_{cc} :

Il s'agit du courant obtenu en court-circuitant les bornes de la cellule (en prenant V=0). Il croît linéairement avec l'intensité d'illumination de la cellule et dépend de la cellule éclairée, de la longueur d'onde du rayonnement, de la mobilité des porteurs et de la température [9].

$$I_{cc}\,(V=0) = I_{ph} \tag{I.7}$$

I.7.2 La tension en circuit ouvert V_{oc} :

La tension à circuit ouvert est obtenue quand le courant qui traverse la cellule est nul. Elle dépend de la barrière d'énergie et de la résistance shunt. Elle décroît avec la température et varie peu avec l'intensité lumineuse. [9]

$$V_{co}\,(I=0) = nV_tLn\,(\frac{I_{ph}}{Is} + 1) \tag{I.8}$$

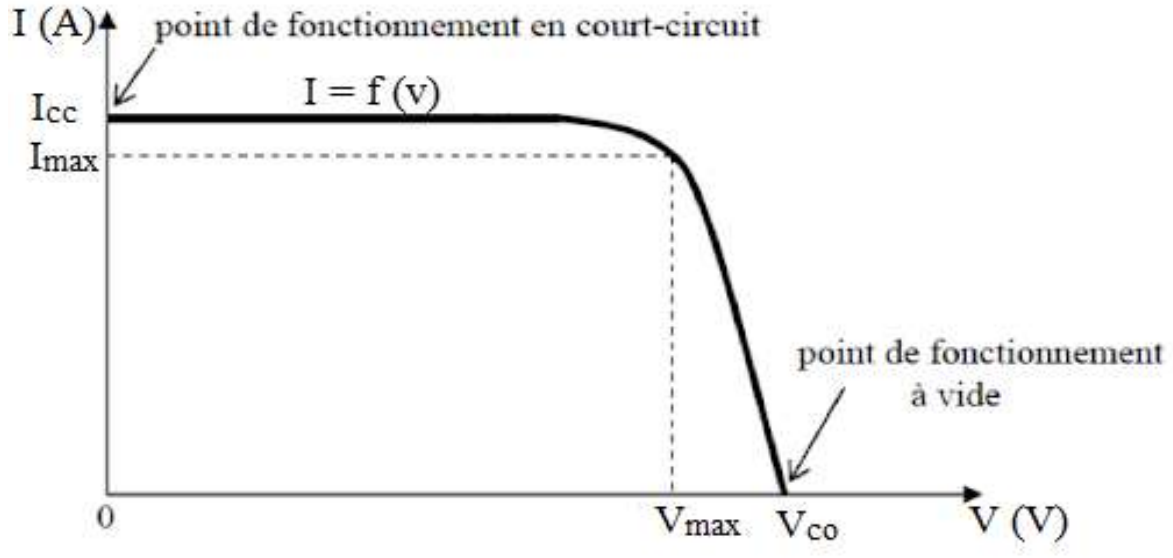


Figure I.7 : Courbe I(V) à T=25 et un éclairement de 1000W/m^2

I.7.3 Le facteur de forme FF :

Le facteur de forme est le rapport entre la puissance optimale Pm et puissance maximale que peut avoir la cellule, il est défini par la relation suivante :

$$FF = \frac{Pmax}{Voc.Icc} = \frac{Imax.Vmax}{Voc.Icc} \quad (I.10)$$

I.7.4 Le rendement de conversion d'énergie η :

Le rendement η, des cellules PV désigne le rendement de conversion en puissance. Il est défini comme étant le rapport entre la puissance maximale délivrée par la cellule et la puissance lumineuse incidente [9].

$$\eta = \frac{Pmax}{Pin} = \frac{Imax.Vmax}{Pin} = \frac{FF.Icc.Vco}{Pin} \quad (I.11)$$

Ce rendement peut être amélioré en augmentant le facteur de forme, le courant-circuit et la tension à circuit ouvert [9].

I.7.5 La puissance maximale P_{max} :

La puissance maximale d'une cellule photovoltaïque éclairée est la grandeur essentielle pour évaluer sa performance ; elle est donnée par la relation :

$$P_{max} = V_{max} * I_{max} \quad (I.9)$$

Elle traduit sur la caractéristique I-V le point du fonctionnement P_{max} qui est situé au coude de la caractéristique I-V et dit point de puissance maximale où les valeurs de tension V_{max} et du courant I_{max} appelé également tension et courant maximums respectivement [10].

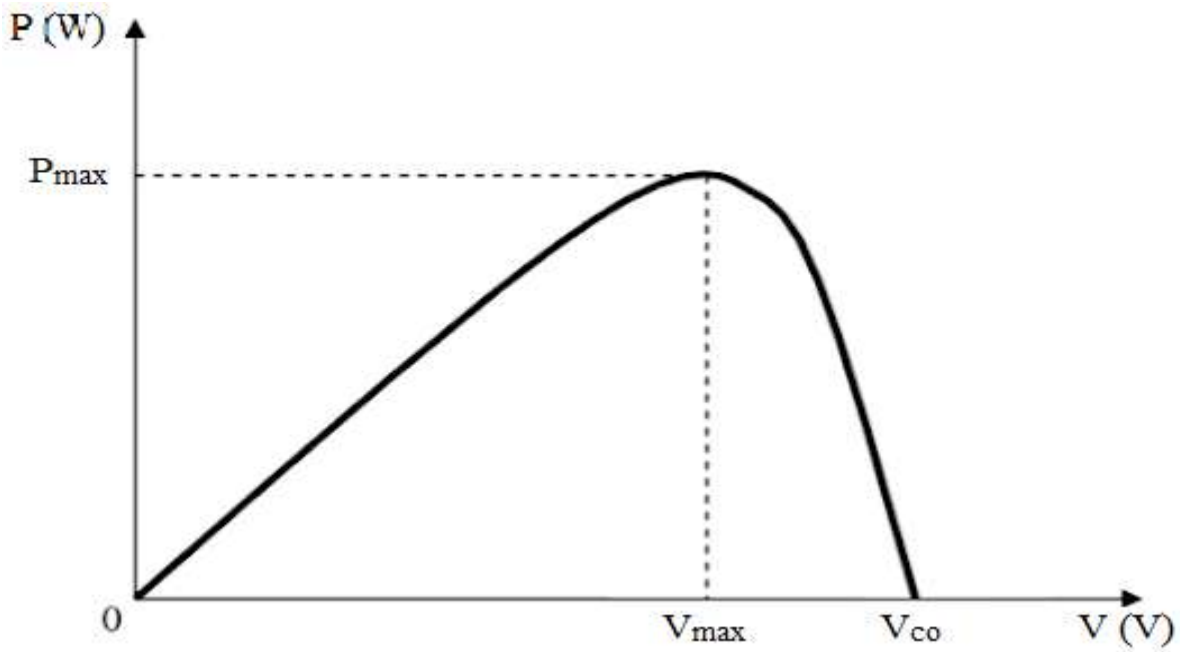


Figure I.8 : Courbe P(V) à T=25 et un éclairement de 1000W/m^2

I.8 Influence des différents paramètres sur la caractéristique I (V) :

I.8.1 influence de l'éclairement :

Dans la figure (I.9, I.10), nous représentons les résultats concernant les caractéristiques I(V) et P(V) du panneau à 25° C obtenus pour diverses valeurs de l'éclairement.

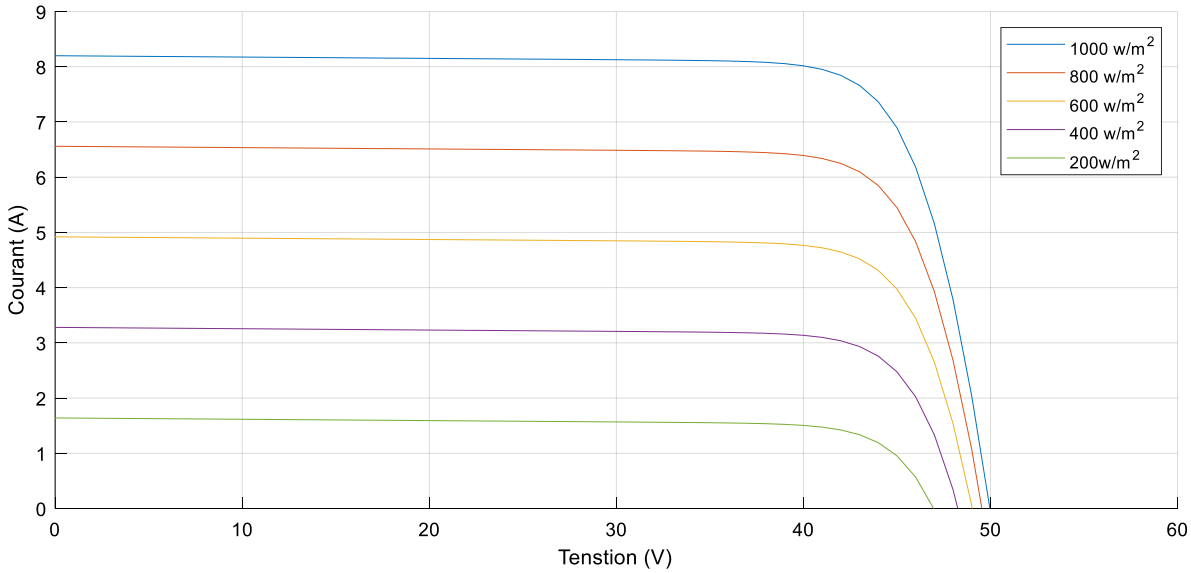


Figure I.9 : courbes courant-tension pour différentes éclairement.

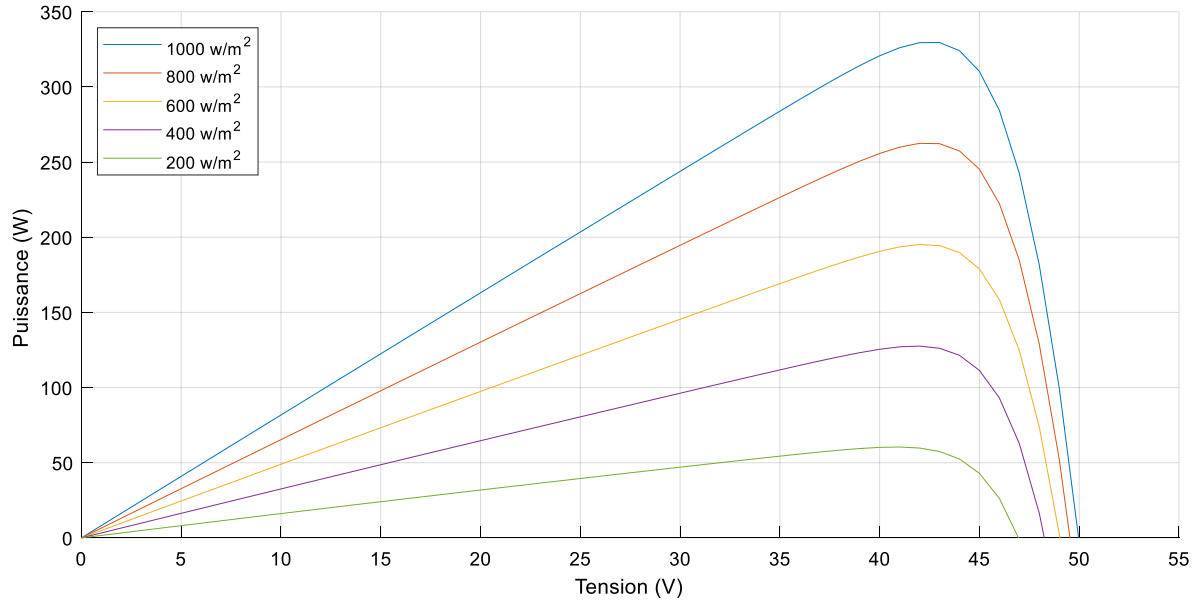


Figure I.10 : courbes puissance-tension pour différentes éclairements.

La figure I.10 présente un exemple des courbes, puissance-tension pour différents niveaux de rayonnements. On peut remarquer sur la figure I.10 que l'augmentation de l'éclairement traduit aussi par une augmentation de la puissance maximale disponible.

I.8.2 Influence de la température :

La température est un paramètre très important dans le comportement des cellules PV. La figure (I.11, I.12) décrit le comportement du module sous un éclairement fixe de 1000 W/m^2, et à des températures comprises entre 0 °C et 75 °C. Nous remarquons que le courant augmente avec la température ; par contre la tension de circuit ouvert diminue. Ceci entraîne une diminution de la puissance maximale disponible.

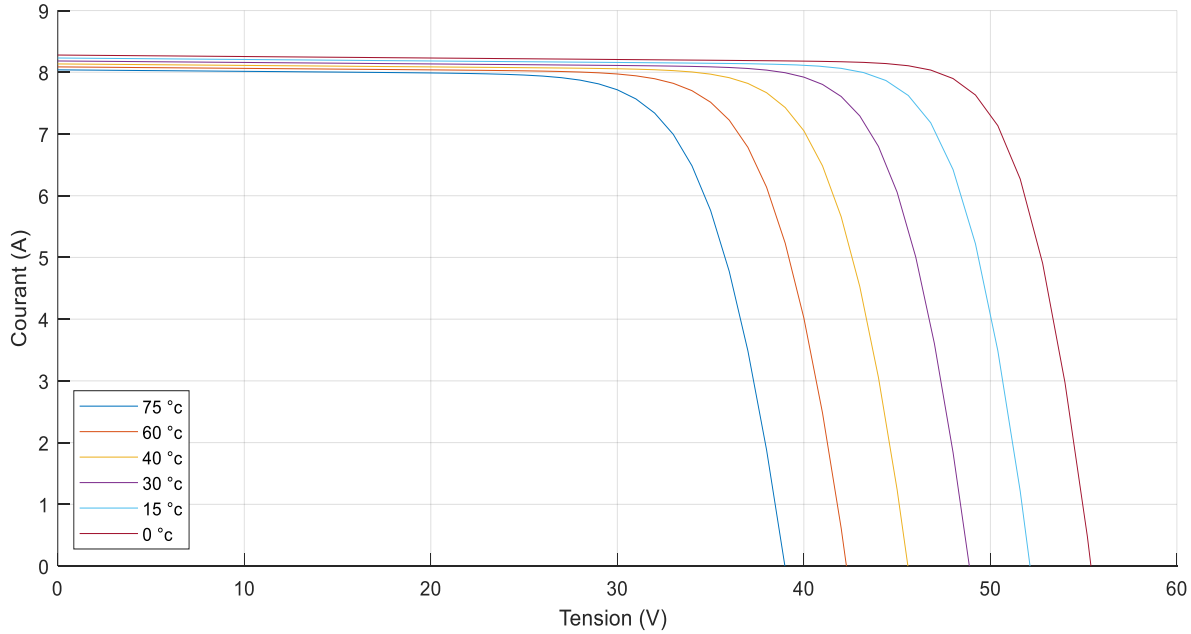


Figure I.11 : courbes courant-tension pour différentes Température

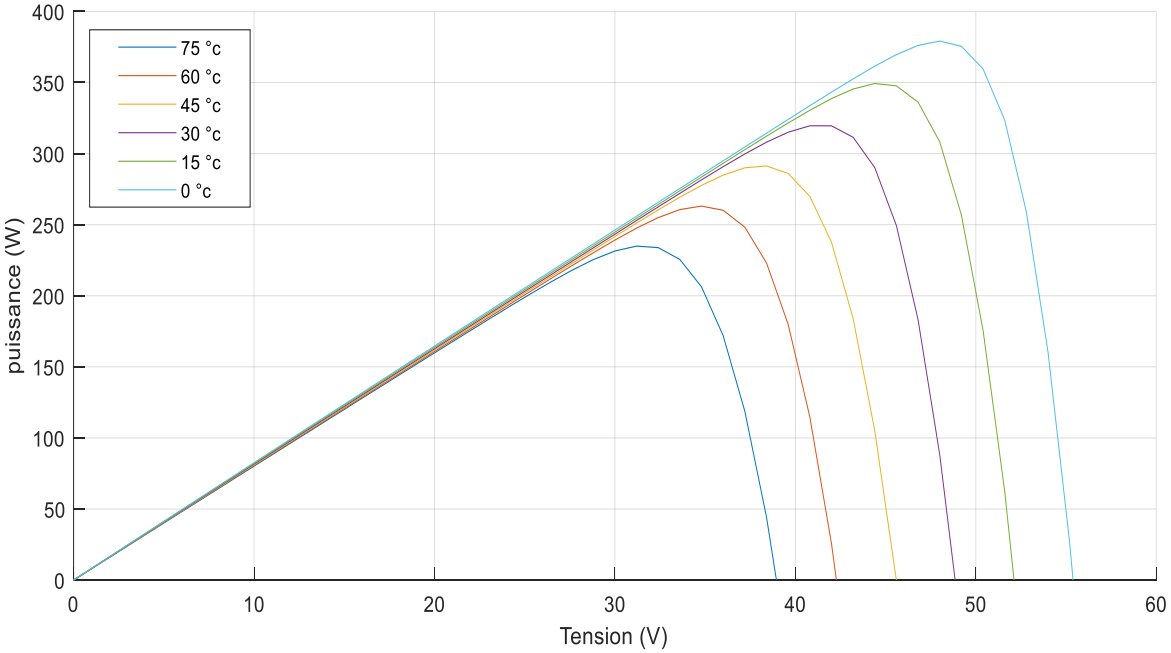


Figure I.12 : courbes puissance-tension pour différentes Température

I.8.3 Influence de la résistance série et shunt :

La résistance série agi sur la partie de la courbe où la cellule fonctionne en générateur de tension. La tension de circuit ouvert n'est pas modifiée mais la caractéristique se déforme rapidement lorsque la résistance série augmenté. La tension de circuit ouvert diminue avec la diminution de la résistance shunt et la zone basse tension présente une pente. Il y a lieu de noter que ces résistances série et shunt sont liés à la technologie d'élaboration des jonctions et des électrodes où il faut minimiser r_s et faire en sorte que r_{sh} ne soit pas trop faible. [11]

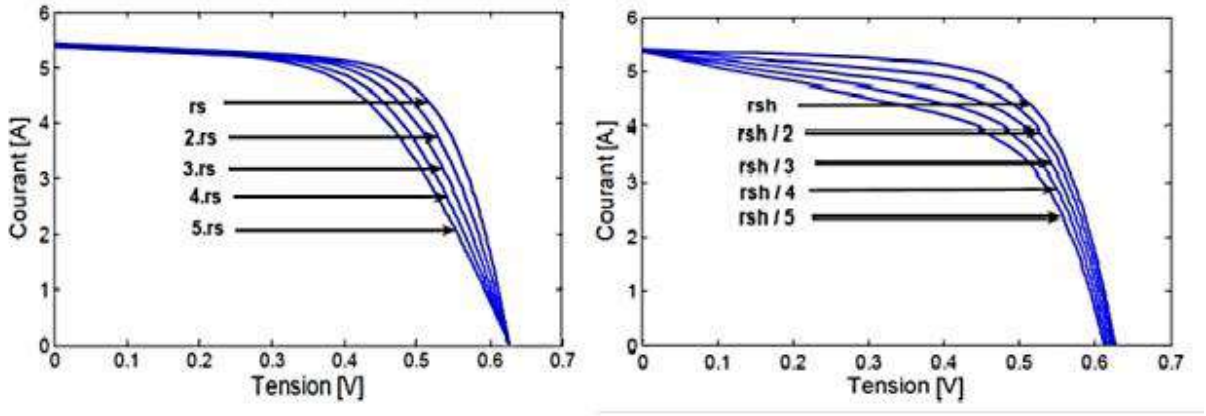


Figure I.13 : Influence de la résistance Série et de la résistance Shunt sur la caractéristique I-V d'une cellule PV. [11]

I.9 Association des cellules photovoltaïques :

Dans les conditions d'ensoleillement standard (1000 W/m^2 ; 25 °C ; AM 1,5), la puissance maximale délivrée par une cellule silicium de 150 cm^2 est d'environ 2,3 W sous une tension de 0,5 V. Une cellule photovoltaïque élémentaire constitue donc un générateur photovoltaïque de faible puissance insuffisante en tant que telle pour la plupart des applications domestiques ou industrielles. Les générateurs photovoltaïques sont, de ce fait réalisé par association, en série et /ou en parallèle, d'un grand nombre de cellules élémentaires. [9]

I.9.1 Association en série :

Une association de n_s cellules en série permet d'augmenter la tension du générateur photovoltaïque (GPV). Les cellules sont alors traversées par le même courant et la caractéristique résultante du groupement série est obtenue par addition des tensions élémentaires de chaque cellule, figure I.14. L'équation (I.12) résume les caractéristiques électriques d'une association série de n_s cellules. [9]

$$V_{ocns} = n_s * V_{co} \text{ et } I_{cc} = I_{ccns} \quad (I.12)$$

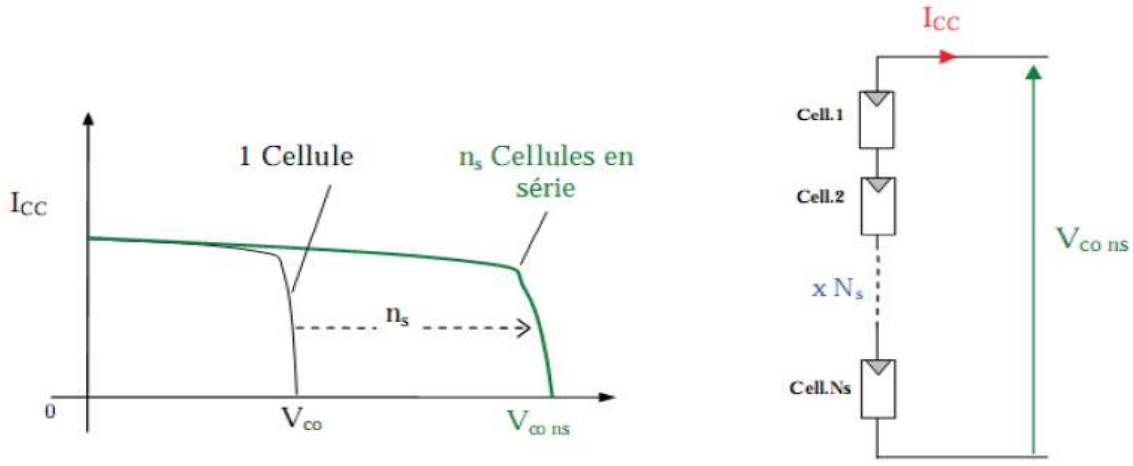


Figure I.14 : Caractéristique résultante d'un groupement de n_s cellules en série.

I.9.2 Association en parallèle :

Une association parallèle de n_p cellules est possible et permet d'accroître le courant de sortie du générateur ainsi créé. Dans un groupement de cellules identiques connectées en parallèle, les cellules sont soumises à la même tension et la caractéristique résultante du groupement est obtenue par addition des courants, figure (I.15). L'équation (I.13) résume à son tour les caractéristiques électriques d'une association parallèle de n_p cellules. [9]

$$\text{Avec : } I_{scnp} = n_p * I_{sc} \text{ et } V_{ocnp} = V_{oc} \qquad \text{(I.13)}$$

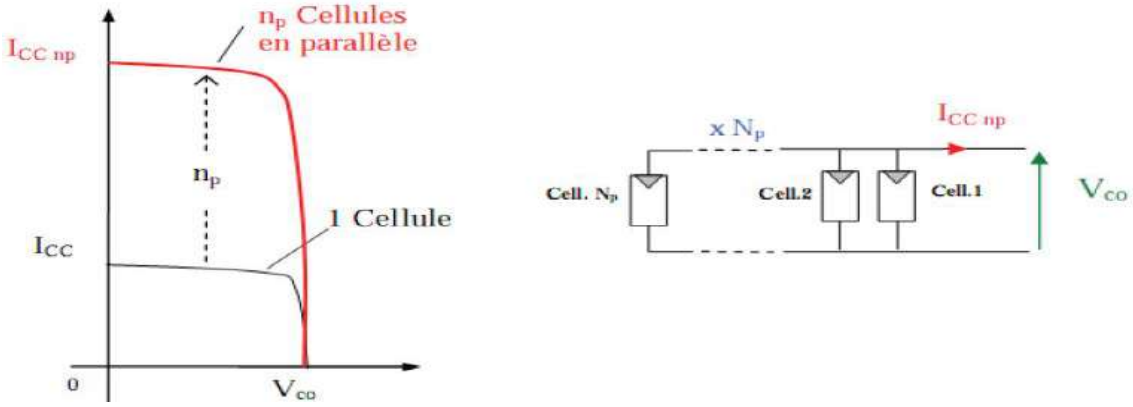


Figure I.15 : Caractéristique résultante d'un groupement de n_p cellules en parallèle.

I.9.3 Association série-parallèle :

La connexion en série de plusieurs cellules forme une branche de cellules où on a une augmentation de tension pour même courant, un assemblage de plusieurs branches de cellules en parallèle forme un module où on a un accroissement du courant et une conservation de tension. Et une association de plusieurs modules dans un même plan s'appelle un panneau et le montage de plusieurs panneaux en rangées de panneaux série et parallèle forme un champ photovoltaïque ou ce que l'on appelle parfois une sous-station photovoltaïque [12].

D'où, le champ photovoltaïque est l'ensemble des panneaux photovoltaïques montes en série et en parallèle pour atteindre une tension et un courant plus grands. Une association série-parallèle de panneaux photovoltaïques aura une caractéristique I (V) théorique en tout point homothétique à celle des modules de base et obtenue en modifiant les échelles sur les deux axes.

La figure (I.16) présente un tel groupement de N_{ms} module en série dans une branche et N_{bp} branches en parallèle. Si P_m, V_m, I_m et R_m sont les caractéristiques du module de base ; la puissance crête, la tension du fonctionnement – tension maximale -, courant du fonctionnement – courant maximal - et la résistance de charge optimale respectivement, les caractéristiques correspondantes de la sous-station seront [12] :

- Puissance crête disponible aux bornes de cette sous-station photovoltaïque

$$P_{mssp} = N_{ms} \times N_{bp} \times P_m \quad (I.14)$$

- La tension maximale V_{mssp}

$$V_{mssp} = N_{ms} \times V_m \quad (I.15)$$

- Le courant maximal I_{mssp}

$$I_{mssp} = N_{bp} \times I_m \quad (I.16)$$

- La résistance de charge optimale R_{mssp}

$$R_{mssp} = \left(\frac{Nms}{Nbp}\right).R_m \quad (I.17)$$

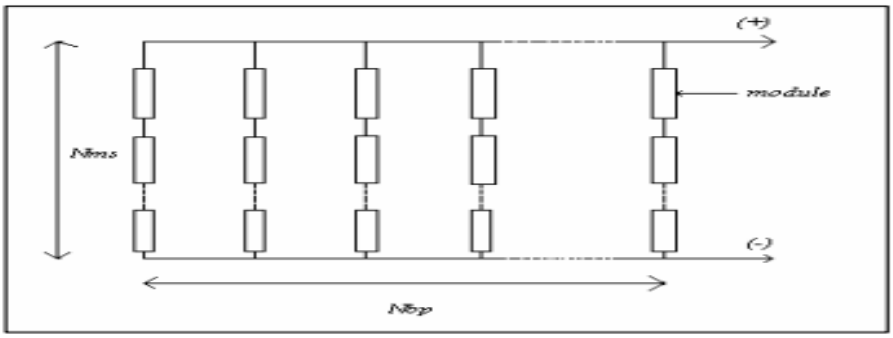


Figure I.16 : Association des cellules PV mixtes (série-parallèle) [12].

I.10 les avantages et les inconvénients de l'énergie solaire PV :

I.10.1 Avantages :

- L'énergie solaire est une énergie renouvelable et, par conséquent, elle est inépuisable
- Faible pollution et respect de l'environnement.
- Favorable pour les sites isolés.

- Opinion publique favorable.
- Dans le cas de l'énergie solaire photovoltaïque connectée au réseau, la surproduction de panneaux solaires peut être vendue à des moments où il n'est pas nécessaire de consommer toute l'énergie produite [13].

I.10.2 Inconvénients :

- L'efficacité énergétique est faible par rapport aux autres sources d'énergie.
- Le coût économique comparé aux autres options.
- La performance est fonction de la météo.
- Limitations sur l'heure solaire.
- Limitations pour stocker l'énergie générée [13].

I.11 Conclusion :

Dans ce chapitre, on a rappelé quelques notions de base sur l'énergie photovoltaïque, on a étudié les cellules solaires les plus couramment utilisées, et leurs rendements, on a expliqué la modélisation et le principe de fonctionnement des cellules et l'étude de l'inférence des divers paramètres l'éclairement, la température, les résistances parasites série et parallèle sur leurs caractéristiques, ainsi leurs avantages et inconvénients de l'énergie photovoltaïque.

Chapitre II

Identification et méthode d'optimisation

Chapitre II Identification et méthode d'optimisation

II.1 Introduction :

L'optimisation est une branche des mathématiques cherchant à modéliser, à analyser et à résoudre analytiquement ou numériquement les problèmes qui consistent à minimiser ou maximiser une fonction sur un ensemble. L'optimisation joue un rôle important en recherche opérationnelle.

L'identifier un système dynamique réel (appelé objet) c'est caractériser un autre système (appelé modèle), à partir de la connaissance expérimentale des entrées et sorties de manière à obtenir l'identité de comportement, Le modèle peut être un système physique (au sens du simulateur analogique ou numérique et de modèle réduit), ou bien un système abstrait (modèle mathématique).

II.2 Définition de l'identification :

En termes techniques, l'identification d'un système est définie comme : la détermination d'un modèle mathématique d'un système (processus) à partir des essais ou des données expérimentales de l'entrée et de la sortie de ce système. La détermination d'un modèle mathématique d'un système physique consiste en :

a- la détermination de sa structure, C'est l'étape qualitative. Le plus souvent il s'agit de la connaissance sur l'ordre du système, ses conditions initiales, l'amplitude maximum de ses entrées et sorties. On peut aussi s'aider des équations physiques qui régissent le système pour acquérir ces connaissances indispensables. Si le système est vraiment très complexe, le simplifier en ramenant son étude autour d'un point de fonctionnement reste une solution. Deux sortes de modèles peuvent être dénombrées :

- Les modèles paramétriques comme les équations différentielles ou les fonctions de transfert.
- Les modèles non-paramétriques comme les réponses impulsionnelles ou fréquentielles.

b- la détermination des valeurs numériques de ses paramètres, c'est l'étape quantitative.

Elle permet de déterminer, par application des méthodes de programmation mathématiques sur calculateur numérique, les valeurs numériques des divers paramètres du processus étudié [14]

Établir un modèle paramétrique par des données expérimentales.

II.2.1 Identification non-paramétrique :

Quand nous parlons d'identification non-paramétrique, nous entendons l'interprétation graphique ou sous forme de tableau d'une réponse transitoire, fréquentielle (Bode, Black, Nyquist, Fourier) ou par corrélation (réponse impulsionnelle), etc. Avec ces méthodes nous ne pouvons obtenir qu'une idée de la

dynamique du système, qui peut servir, par exemple, au dimensionnement approximatif de régulateurs ou de filtres. Si la précision de la connaissance du système doit être plus élevée, il faut passer à l'identification paramétrique [14].

II.2.2 Identification paramétriques :

Le but de l'identification paramétrique est d'estimer les paramètres d'un modelé mathématique, de façon à obtenir une représentation satisfaisante du système réel étudie. Dans ce genre d'identification nous retrouvons aussi différentes techniques. L'une d'elles est appelée «identification heuristique », elle se base sur la détermination des paramètres d'une fonction de transfert en ayant à disposition la réponse du système à un échelon d'entrée. Cette technique peut être suffisante pour des systèmes simples.

Une autre technique appelée « régression linéaire » est utilisé dans la méthode des moindres carrés simple. Nous retrouvons aussi les méthodes basées sur l'erreur de sortie et sur l'erreur de prédiction ainsi que les méthodes récursives dont un aperçu des généralités sera donne dans les sections suivantes [15].

Toute identification est basée sur des dormes expérimentales, ceci implique que nous nous retrouvons toujours avec des signaux affectés par du bruit. Comme nous allons le montrer, une procédure d'identification implique différents choix, notamment :

- Le type de modelé a utilisé le critère.
- L'algorithme d'optimisation.
- Le type d'essai a effectué.
- La vérification des résultats.

Ces choix doivent être remis en question à la fin de la procédure, si la vérification donne de grandes différences entre le système et le modelé, les causes peuvent être différentes, le modelé ne représente pas au mieux la physique du système, le critère n'est pas bien adapté par rapport au résultat souhaité [15].

II.2.3 Identification graphique :

On chosiez le exemple du système de 1er ordre, tel que la fonction de transfert suivant :

$$F(p) = \frac{K}{1+T.p} \qquad \text{(II.1)}$$

II.2.3.1 Réponse indicielle :

On peut déterminer par la réponse indicielle :

- Le gain K = $\frac{Sf}{E0}$
- La constante de temps T à partir de 63 % (ou 95 %) de S_f

Avec les valeurs de k et T, nous pouvons simuler notre modèle et voir s'il correspond à la sortie de notre système [16].

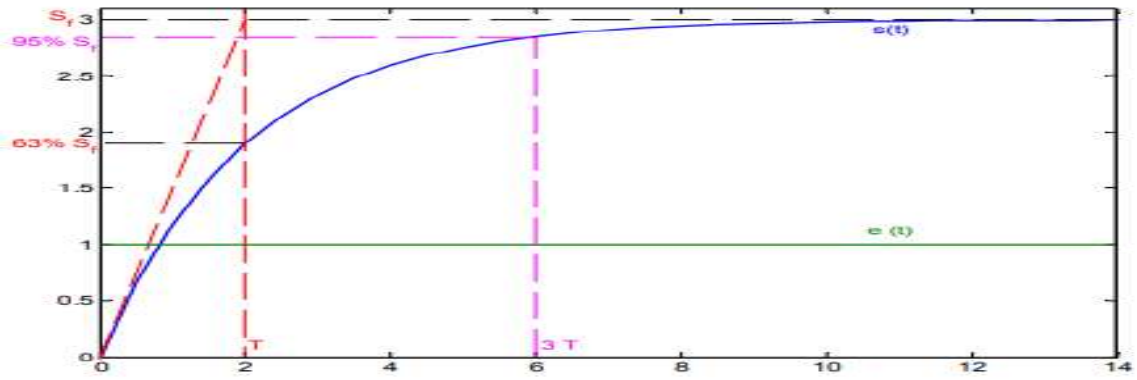


Figure II.1 : La réponse indicielle du premier ordre à un échelon [16].

II.2.3.2 Réponse impulsionnelle :

On applique une impulsion de Dirac à l'entrée du système : E(p) = 1 et S(p) = G(p)E(p).

La réponse impulsionnelle d'un système du premier ordre est donnée par sa fonction de transfert, à partir de laquelle l'expression temporelle est donnée par :

$$S(t) = \frac{K}{T} exp^{-k/T} \qquad (II.2)$$

On pratique, l'impulsion à une amplitude E et une durée 1/E. Quand la durée de cette impulsion est trop faible on peut déterminer les deux paramètres (Le gain : k et la constante du temps : T) du système au même temps [16].

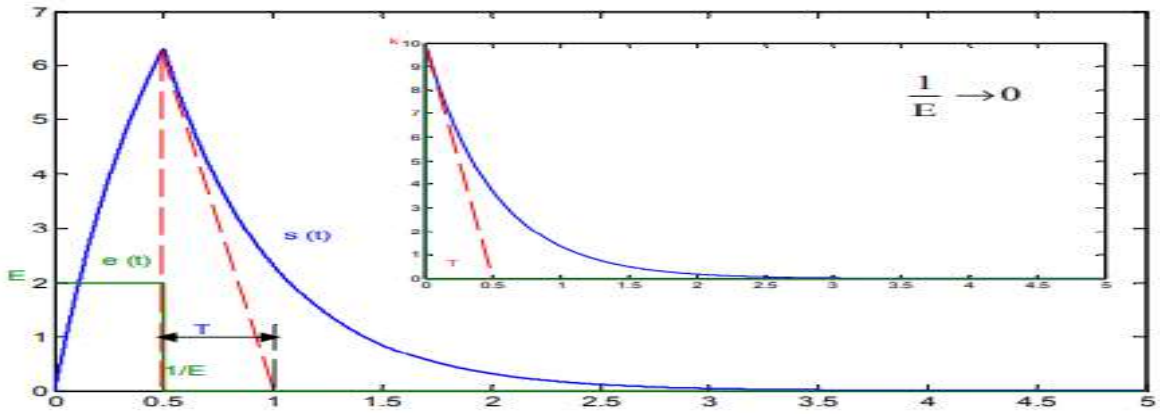


Figure II.2 : La réponse d'un système du 1 er ordre à une impulsion Dirac [16].

II.2.4 Système du primaire ordre avec retard :

Dans ce cas, on doit utiliser le modèle du Broida qui prend en compte les retards purs.

La fonction du transfert d'un système du premier ordre avec retard pur a la forme générale suivante :

$$G(p) = \frac{K.e^{-\tau p}}{1+Tp} \qquad \text{(II.3)}$$

Le principe n'est pas de faire coïncider la tangente au point d'inflexion (souvent imprécis) mais d'ajuster les paramètres T et τ pour que les courbes de réponse du modèle et du processus aient deux points communs judicieusement choisis. Les points communs C_1 et C_2 habituellement utilisés correspondent respectivement à 28% et 40% de la valeur finale. Le modèle de Broïda donne les points C_1 et C_2 pour les dates suivantes [16] :

$$\begin{cases} \frac{S(t)}{K.E} = 0.28 \quad \Longrightarrow \quad \frac{t-\tau}{T} = 0.328 & \text{(II.4)} \\ \frac{S(t)}{K.E} = 0.40 \quad \Longrightarrow \quad \frac{t-\tau}{T} = 0.510 & \text{(II.5)} \end{cases}$$

La méthode d'identification s'appuie sur les résultats précédents. Soient t_1 et t_2 les temps au bout desquels la réponse expérimentale atteint respectivement 28% et 40% de la valeur finale. On va simplement résoudre le système donné par [16] :

$$\frac{t-\tau}{T} = 0.328 \quad \Longrightarrow \quad t - \tau = 0.328T \qquad \text{(II.6)}$$

$$\frac{t-\tau}{T} = 0.510 \quad \Longrightarrow \quad t - \tau = 0.510T \qquad \text{(II.7)}$$

La résolution de ces équations donne :

$$T = 5.5\,(t_2 - t_1) \qquad \text{(II.8)}$$

$$\tau = 2.8t_1 - 1.8t_2 \qquad \text{(II.9)}$$

Le gain k est déterminé par la valeur finale de la sortie.

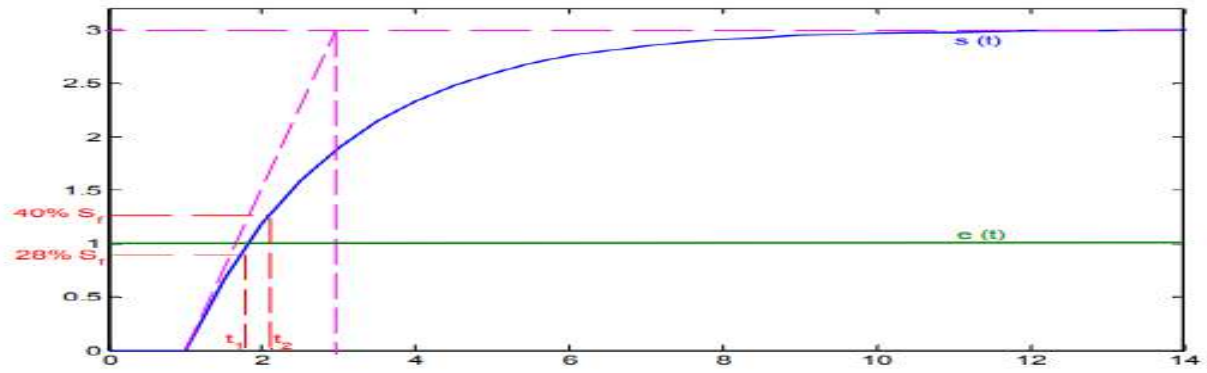


Figure II.3 : système de premier ordre avec retard [16].

II.2.5 Identification basée sur l'erreur de sortie :

Dans cette méthode on réalise un système simulé (modèle) dont on peut faire varier à volonté les paramètres. On cherche, par une méthode itérative, à minimiser la distance ε entre la sortie Y_m du modèle et la sortie Y de l'objet (système). Le problème se ramène donc à un problème de minimisation de la fonction de coût (J), généralement réalisée par des techniques de programmation non-linéaire. Le système réel et le modèle mathématique du système sont excités par les mêmes entrées *u*,

Cette méthode s'applique à tous les systèmes quelle que soit la nature des signaux d'entrée (elle ne nécessite pas d'hypothèses particulières sur le modèle à identifier) [14].

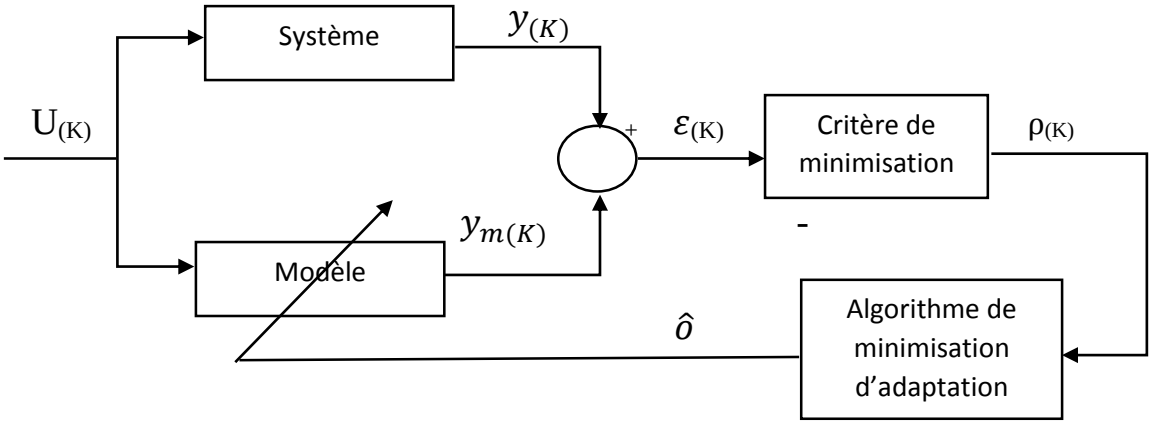


Figure II.4 : Schéma de principe de l'identification basée sur l'erreur de sortie.

II.2.6 Identification basée sur l'erreur de prédiction :

Dans cette partie, nous supposerons que le modèle obtenu est un prédicteur, c'est-à-dire qu'il permet de calculer la sortie à l'instant i en fonction des entrées et des sorties réelles aux instants précédents u_{i-k} et y_{i-k} [17].

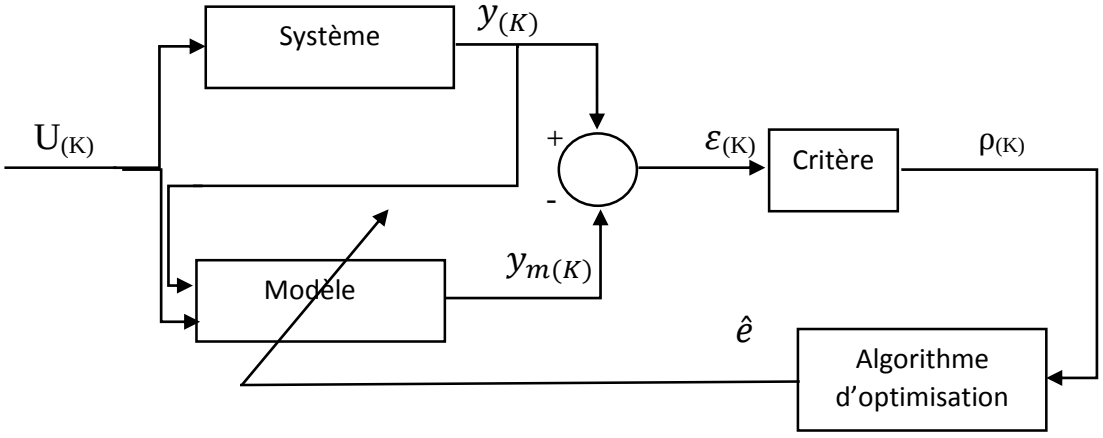


Figure II.5 : Principe d'identification foncée sur l'erreur de prédiction.

II.3 les métaheuristiques :

Face aux difficultés rencontrées par les heuristiques pour avoir une solution réalisable de bonne qualité pour des problèmes d'optimisation difficiles, les métaheuristiques ont fait leur apparition. Ces algorithmes sont plus complets et complexes qu'une simple heuristique, et permettent généralement d'obtenir une solution de très bonne qualité pour des problèmes issus des domaines de la recherche opérationnelle ou de l'ingénierie dont on ne connait pas de méthodes efficaces pour les traiter ou bien quand la résolution du problème nécessite un temps élevé ou une grande mémoire de stockage. Le rapport entre le temps d'exécution et la qualité de la solution trouvée d'une métaheuristique reste alors dans la majorité des cas très intéressant par rapport aux différents types d'approches de résolution. La plupart des métaheuristiques utilisent des processus aléatoires et itératifs comme moyens de rassembler de l'information, d'explorer l'espace de recherche et de faire face à des problèmes comme l'explosion combinatoire. Une métaheuristiques peut être adaptée pour différents types de problèmes, tandis qu'une heuristique est utilisée à un problème donné. Plusieurs d'entre elles sont souvent inspirées par des systèmes naturels dans de nombreux domaines tels que : la biologie (algorithmes évolutionnaires et génétiques) la physique (recuit simulé), et aussi l'éthologie (algorithmes de colonies de fourmis). Un des enjeux de la conception des métaheuristiques est donc de faciliter le choix d'une méthode et le réglage des paramètres pour les adapter à un problème donné. Les exemples les plus connus de ces méthodes sont : la recherche Tabou et le Recuit Simulé. Les algorithmes génétiques, l'optimisation par essaim de particules et les algorithmes de colonies de fourmis présentent les exemples les plus connus des méthodes qui travaillent avec une population [18].

II.3.1 Algorithme Par Essaims de Particule

II.3.1.1 Présentation :

L'optimisation par essaim particulaire (OEP), ou Particle Swarm Optimization (PSO) en anglais, est un algorithme évolutionnaire qui utilise une population de solutions candidate pour développer une solution optimale au problème. Cet algorithme a été proposé par Russel Eberhart (ingénieur en électricité) et James Kennedy (socio-psychologue) en 1995. Il s'inspire à l'origine du monde du vivant, plus précisément du comportement social des animaux évoluant en essaim, tels que les bancs de poissons et les vols groupés d'oiseaux. En effet, on peut observer chez ces animaux des dynamiques de déplacement relativement complexes, alors qu'individuellement chaque individu a une « intelligence » limitée, et ne dispose que d'une connaissance locale de sa situation dans l'essaim. L'information locale et la mémoire de chaque

individu sont utilisées pour décider de son déplacement. Des règles simples, telles que « rester proche des autres individus », « aller dans une même direction » ou « aller à la même vitesse », suffisent pour maintenir la cohésion de l'essaim, et permettent la mise en œuvre de comportements collectifs complexes et adaptatifs [19].

II.3.1.2 Définition :

La population dans l'algorithme PSO est nommée essaim, chaque individu du groupe est dit particule. Le déplacement de toute particule est régi par des règles et conditions bien spécifiques, influencé par le mouvement des autres particules du voisinage. Dans un tel contexte ce déplacement à une signification et doit parallèlement répondre à une logique, fondement même du PSO, il consiste à chercher un optimum dans un voisinage donné, ce déplacement est influé par les trois composantes suivantes :

- Une composante d'inertie : la particule s'efforce de suivre instinctivement son cap de déplacement.
- Une composante cognitive : la particule fait tout pour se diriger vers la meilleure position rencontrée jusqu'à présent.
- Une composante sociale : la particule s'inspire également de l'expérience, du parcours des autres particules, pour se diriger vers la meilleure position rencontrée par ses voisins [20].

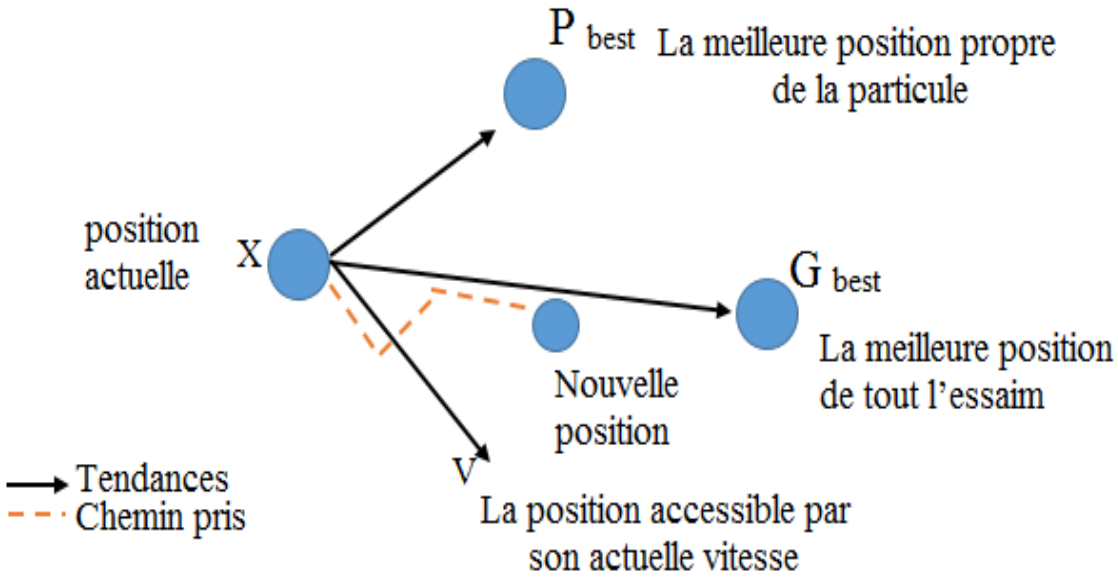


Figure II.6 : Le déplacement d'une particule.

II.3.1.3 Mode de fonctionnement :

L'algorithme PSO décrit ci-dessous est celui qui considère le voisinage d'une particule comme étendu à toute la population :

1. Création d'une population P de N particules réparties sur l'espace de recherche ε [21].
2. Chaque particule pt ∈ P est évaluée à l'aide d'une fonction de fitness f mesurant l'adéquation de cette solution potentielle avec le problème, qu'on cherche de f(x) [21].
3. Si la position x_i de la particule i est meilleure au sens de la fonction de fitness que sa meilleure position jamais rencontrée $P_{Best}i$, mettre à jour $P_{Best}i$.
4. Déterminer la meilleure particule G_{best} i parmi la population courante, c'est-à dire : $G_{best} = (P_{Best})$.
5. Mettre à jour la vitesse $v_i(t+1)$ de chaque particule i selon la règle suivante :

$$v_i\,(it+1) = \omega\, v_i\,(it) + c_1\,.r_1.\,(P_{best\,i}\,(it) - x_i\,(it)) + c_2.r_2.\,(G_{best\,i}\,(it) - x_i(it)) \qquad \text{(II.10)}$$

Inertie composant cognitive composant sociale

L'inertie ω est définie par l'équation :

$$\omega = \omega\ \max - \left(\frac{\omega\max - \omega\min}{i\ ter\ \max}\right).\text{iter} \qquad \text{(II.11)}$$

6. Déplacer les particules à leur position Xi(t+1) :

$$x_i\,(it+1) = x_i\,(it) + v_i\,(it+1) \qquad \text{(II.12)}$$

7. Reboucler sur la seconde étape (pour t+1) jusqu'à ce qu'un critère de fin soit vérifié. [21]

Avec :

v_i: est la vitesse de particule i.

x_i :est la position de la particule i.

ω: est la coefficient d'inertie.

c_1 et c_2: sont deux constantes d'accélération $c_1 = c_2 \in [0 ; 4]$.

r_1 et r_2: sont deux variables aléatoires uniformes sur [0 ; 1]

P_{best} (t): est la meilleure solution de la particule i.

G_{best} (t): est la meilleure solution dans le voisinage (toutes les particules).

N: est le nombre des particules.

ωmax : l'inertie initial.

ωmin: l'inertie final

iter max: le maximum de nombre d'itération.

iter : le numéro d'itération actuelle

II.3.1.4 Organigramme d'algorithme PSO :

Les étapes d'un (PSO) peuvent être représentées par l'organigramme suivant :

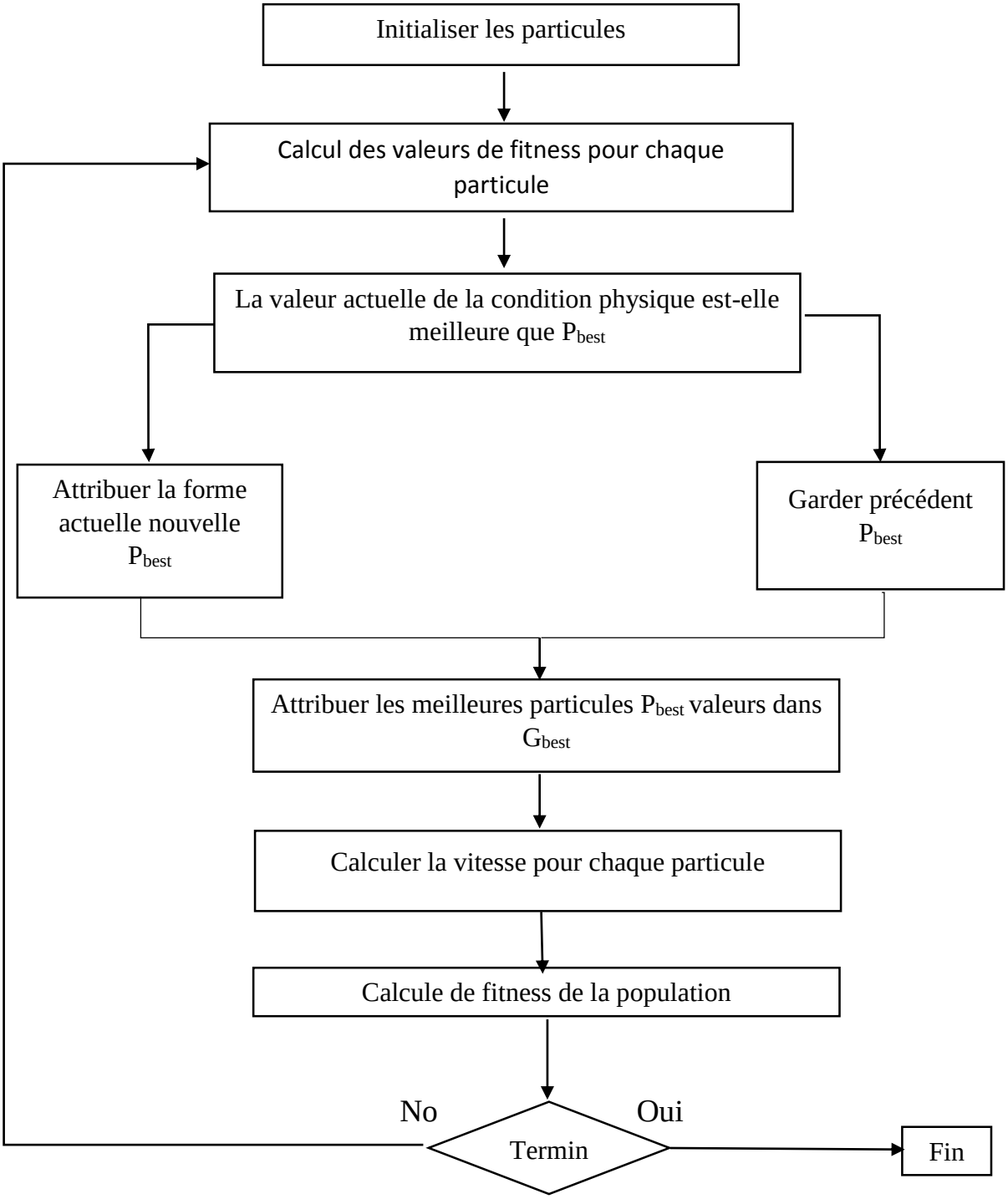


Figure II.7 : l'organigramme d'algorithme PSO.

II.3.1.5 Les paramètre :

II.3.1.5.1 La dimension de problème :

Le nombre de paramètre qui va optimiser par cet algorithme.

II.3.1.5.2 Nombre de particules :

La quantité de particules allouées à la résolution du problème dépend essentiellement de deux paramètres :

La taille de l'espace de recherche et le rapport entre les capacités de calcul de la machine et le temps maximum de recherche. Il n'y a pas de règle pour déterminer ce paramètre, faire de nombreux essais permet de se doter de l'expérience nécessaire à l'appréhension de ce paramètre. [22]

II.3.1.5.3 Coefficients de confiance :

Les variables de confiance pondèrent les tendances de la particule à vouloir suivre son instinct de conservation ou son panurgisme. Les variables aléatoires ρ_1 et ρ_2 peuvent être définies de la façon suivante :

$$\rho_1 = c_1 . r_1 \quad \text{(II.13)}$$

$$\rho_2 = c_2 . r_2 \quad \text{(II.14)}$$

Où $r1$ et $r2$ suivent une loi uniforme sur [0:1] et $c1$ et $c2$ sont des constantes positives déterminées de façon empirique [22].

II.3.1.5.4 Vitesse maximale et Coefficient de constriction :

Afin d'éviter que les particules ne se déplacent trop rapidement dans l'espace de recherche, passant éventuellement à côté de l'optimum, il peut être nécessaire de fixer une vitesse maximale (notée $\overrightarrow{V_{max}}$) pour améliorer la convergence de l'algorithme.

Cependant, on peut s'en passer si on utilise un coefficient de constriction k qui permet de resserrer l'hyperespace de recherche. L'équation de la vitesse devient alors :

$$\overrightarrow{v}_i(it+1) = k\,\overrightarrow{v_i}(it) + \rho_1 . (\overrightarrow{P_{besti}}(it) - \overrightarrow{x_i}(it)) + \rho_2 . (\overrightarrow{G_{besti}}(it) - \overrightarrow{x_i}(it)) \quad \text{(II.15)}$$

Avec :

$$K = \frac{2}{|2-\rho-\sqrt{\rho 2-4\rho}|} \quad \text{(II.16)}$$

Et : $\rho = \rho_1 + \rho_2 > 4$ (II.17)

Les études de SHI.Y et EBERHART [22] indiquent que l'utilisation d'un coefficient de constriction donne généralement un meilleur taux de convergence sans avoir à fixer de vitesse maximale. Cependant, dans certains cas, le coefficient de constriction seule ne permet pas la convergence vers la solution optimale pour un nombre d'itérations donné. Pour résoudre ce

problème, il peut être intéressant de fixer $\overrightarrow{V_{max}} = \overrightarrow{X_{max}}$ en plus du coefficient de constriction, ce qui, selon les études de SHI et EBERHART, permet d'améliorer les performances globales de l'algorithme.

II.3.1.5.5 Facteur d'inertie :

Le facteur d'inertie ω introduit par SHI.Y et EBERHART [22] permet de définir la capacité d'exploration de chaque particule en vue d'améliorer la converge de la méthode.

Une grande valeur de ($\omega > 1$) est synonyme d'une grande amplitude de mouvements et donc, infinie, d'exploration globale. A contrario, une faible valeur de ($\omega < 1$) est synonyme de faible amplitude de mouvements et donc, d'exploration locale. Fixer ce facteur, revient donc à trouver un compromis entre l'exploration locale et l'exploration globale [22].

Le calcul de la vitesse est alors défini par :

$$\overrightarrow{v_{i(}}it+1) = \omega \overrightarrow{v_i}(it) + \rho_1.(\overrightarrow{P_{besti}}(it) - \overrightarrow{x_i}(it)) + \rho_2.(\overrightarrow{G_{besti}}(it) - \overrightarrow{x_i}(it)) \quad \text{(II.18)}$$

La taille du facteur d'inertie influence directement la taille de l'hyper-espace exploré et aucune valeur de ω ne peut garantir la convergence vers la solution optimale. Les études menées par SHI et EBERHART indiquent une meilleure convergence pour $\omega \in [0.8:1.2]$.

II.3.1.5.6 Initialisation de l'essaim :

La position des particules ainsi que leur vitesse initiale doivent être initialisés aléatoirement selon une loi uniforme sur [0 :1] [22].

II.3.1.5.7 Topologie du voisinage :

La topologie du voisinage défini avec qui chacune des particules va pouvoir communiquer. Il existe de nombreuses combinaisons dont les suivantes sont les plus utilisées [22] :

a) **topologie en anneau** : chaque particule est reliée à *n* particules (en général, $n = 3$), c'est la topologie la plus utilisée.
b) **topologie en rayon** : les particules ne communiquent qu'avec une seule particule centrale.
c) **topologie en étoile** : chaque particule est reliée à toutes les autres, l'optimum du voisinage est l'optimum global.

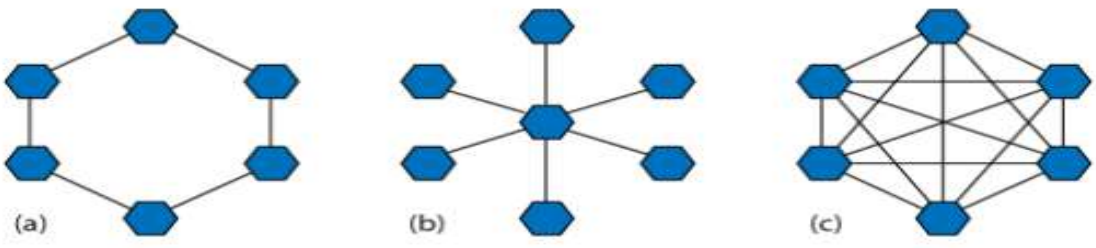


Figure II.8 : Topologie du voisinage (a) anneau ($n = 3$), (b) rayon, (c) étoile. [22]

Le voisinage géographique auquel nous sommes amenés à penser en premier lieu n'est pas nécessairement pertinent car, d'une part, il s'agirait d'un voisinage trop local, et d'autre part car la sociabilisation des particules tend à rendre tout voisinage social en voisinage géographique. Enfin, c'est un voisinage très lourd en terme de calculs car nécessitant de recalculer le voisinage de chaque particule à chaque itération [22].

II.3.1.5.8 Critères d'arrêt :

Comme indiqué précédemment, la convergence vers la solution optimale globale n'est pas garantie dans tous les cas de figure même si les expériences dénotent la grande performance de la méthode. De ce fait, il est fortement conseillé de doté l'algorithme d'une porte de sortie en définissant un nombre maximum d'itérations (que nous noterons $Iter_{max}$). [22].

L'algorithme doit alors s'exécuter tant que l'un des critères de convergence suivant n'a pas été atteint :

- $Iter_{max}$ a été atteint
- le fitness de la solution est suffisant.

II.3.2 Algorithme Génétique :

II.3.2.1 Présentation Générale :

Les algorithmes génétiques (AG) développés par J. Holland (1992) présentent des qualités intéressantes pour la résolution de problèmes d'optimisations complexes. Leurs fondements théoriques furent exposés par Goldberg (1989). Ils tentent de simuler le processus d'évolution des espèces dans leur milieu naturel : soit une transposition artificielle de concepts basiques de la génétique et des lois de survie énoncés par Darwin. Rappelons que la génétique représente un individu par un code, c'est-à-dire un ensemble de données (appelées chromosomes), identifiant complètement l'individu. La reproduction est, dans ce domaine, un mixage aléatoire de chromosomes de deux individus, donnant naissance à des individus enfants ayant une empreinte génétique nouvelle, héritée des parents. La mutation génétique est caractérisée dans le code génétique de l'enfant par l'apparition d'un chromosome nouveau, inexistant chez les individus parents. Ce phénomène génétique d'apparition de " mutants" est rare mais permet d'expliquer les changements dans la morphologie des espèces, toujours dans le sens d'une meilleure adaptation au milieu naturel. La disparition de certaines espèces est expliquée par " les lois de survie " selon lesquelles seules les individus les mieux adaptés auront une longévité suffisante pour générer une descendance. Les individus peu adaptés auront une tendance à disparaître. C'est une sélection naturelle qui conduit de génération en génération à

une population composée d'individus de plus en plus adaptés. Un algorithme génétique est construit de manière tout à fait analogue. Dans l'ensemble des solutions d'un problème d'optimisation, une population de taille N sont constituée de N solutions (les individus de la population) convenablement marquées par un codage qui les identifie complètement. Une procédure d'évaluation est nécessaire à la détermination de la force de chaque individu de la population. Viennent ensuite une phase de sélection (en sélectionnant les individus au prorata de leur force) et une phase de recombinaison (opérateurs artificiels de croisement et de mutation) qui génèrent une nouvelle population d'individus, qui ont de bonnes chances d'être plus forts que ceux de la génération précédente. De génération en génération, la force des individus de la population augmente et après un certain nombre d'itérations, la population est entièrement constituée d'individus tous forts, soit de solutions quasi optimales du problème posé. [23] En, le fonctionnement d'un AG est alors basé sur les phases suivantes :

1. **Initialisation** : une population initiale de taille N chromosomes est tirée aléatoirement.
2. **Evaluation** : chaque chromosome est décodé puis évalué.
3. **Reproduction** : création d'une nouvelle population de N chromosomes par l'utilisation d'une méthode de sélection appropriée.
4. **Opérateurs génétiques** : croisement et mutation de certains chromosomes au sein de la nouvelle population.
5. **Retour** à la phase 2 tant que la condition d'arrêt du problème n'est pas satisfaite

II.3.2.2Organigramme d'un algorithme génétique :

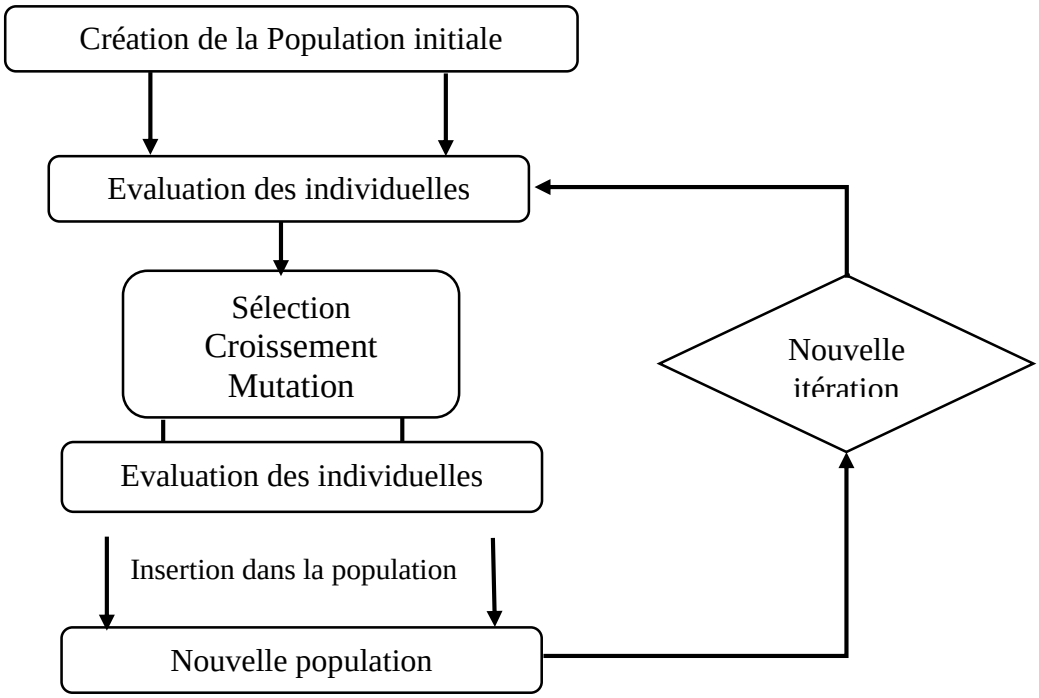


Figure II.9 : Organigramme d'un algorithme génétique.

II.3.2.3 Description détaillé :

II.3.2.3.1 Le codage :

Premièrement, il faut représenter les différents états possibles de la variable dont on cherche la valeur optimale sous forme utilisable pour un AG : c'est le codage. Cela permet d'établir une connexion entre la valeur de la variable et les individus de la population, de manière à imiter la transcription génotype-phénotype qui existe dans le monde vivant. Il existe principalement trois types de codage : le codage binaire, le codage réel et le codage en base n [23].

II.3.2.3.2 Codage réel :

Il a le mérite d'être simple. Chaque chromosome est en fait un vecteur dont les composantes sont les paramètres du processus d'optimisation. Par exemple, si on recherche l'optimum d'une fonction de n variables f (x_1, x_2, . . . , x_{n-1}, x_n), on peut utiliser tout simplement un chromosome 'ch' contenant les n variables: avec ce type de codage.

La procédure d'évaluation des chromosomes est plus rapide vue l'absence de l'étape de transcodage (du binaire vers le réel). Les résultats donnés par Michalewicz (Michalewicz, 1992) montrent que la représentation réelle aboutit souvent à une meilleure précision et un gain important en termes de temps d'exécution [23].

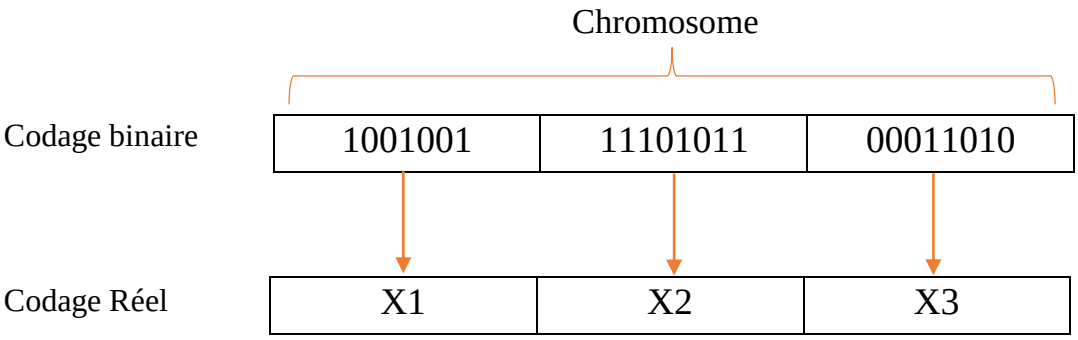


Figure II.10 **:** Illustration schématique des codages binaires et réels.

II.3.2.4 Génération de la population initiale :

Généralement, la population initiale est générée aléatoirement de manière à répartir les individus uniformément sur l'espace de recherche. Néanmoins, si on a une idée de la forme de la (des) solution (s), on peut biaiser cette initialisation en regroupant les individus autour de la région considérée, ce qui est susceptible d'accélérer la convergence de l'algorithme [24].

II.3.2.5 Evaluation :

Contrairement à bon nombre de méthodes qui requièrent beaucoup d'informations pour pouvoir fonctionner efficacement, les AGs nécessitent peu d'informations, ils fonctionnent essentiellement de manière aveugle. Pour effectuer une recherche de solutions meilleures, ils

n'ont besoin que des valeurs des fonctions objectives associées aux chaînes individuelles. Ces valeurs ont pour but d'évaluer si un individu est mieux adapté qu'un autre à son environnement. Ce qui signifie qu'elle quantifie la réponse fournit au problème pour une solution potentielle donnée. Ainsi, les individus peuvent être comparés entre eux. Les individus déterminés par la fonction objective (fitness) vont servir au processus de sélection des candidats aptes à la reproduction et au processus de survie des espèces. Cette fonction, propre au problème, est souvent simple à formuler lorsqu'il y a peu de paramètres. Au contraire, lorsqu'il y a beaucoup de paramètres ou lorsqu'ils sont corrélés, elle est plus difficile à définir. Dans ce cas, la fonction devient une somme pondérée de plusieurs fonctions. Un ajustement des coefficients est alors nécessaire[24].

II.3.2.6 Sélection

La sélection permet d'identifier statistiquement les meilleurs individus d'une population et d'éliminer les mauvais. On trouve dans la littérature un nombre important de principes de sélection plus ou moins adaptés aux problèmes qu'ils traitent. Les deux principes de sélection suivants sont les plus couramment utilisés [24].

II.3.2.6.1 La roulette :

Cette méthode exploite la métaphore d'une roulette de casino. La roue est divisée en autant de secteurs que d'individus dans la population. La taille de ces secteurs est proportionnelle à l'adaptation de chaque individu. En faisant tourner la roue, l'individu pointé à l'arrêt de la boule est sélectionné. Les individus les mieux adaptés ont donc plus de chances d'être tirés au sort lors du déroulement du jeu [24].

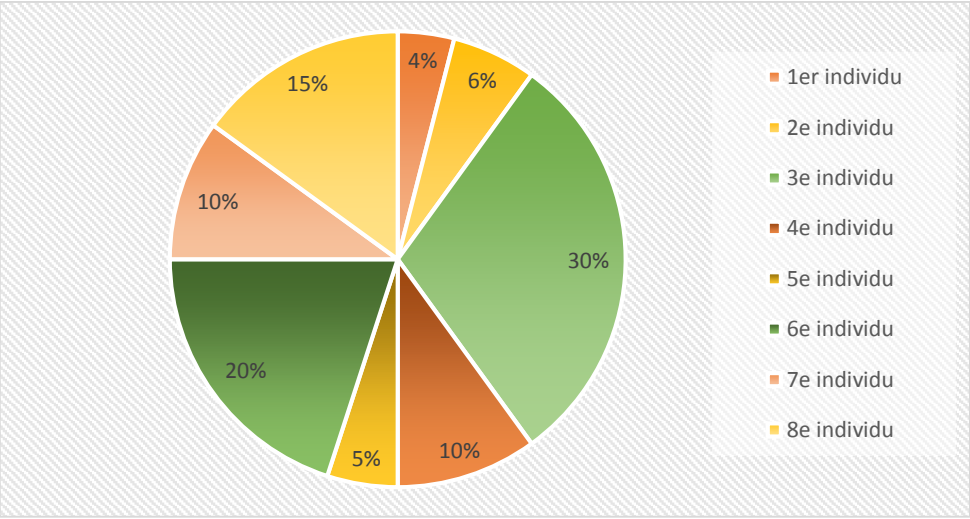


Figure II.11 : La roulette.

II.3.2.6.2 Le tournoi :

Cette méthode ressemble plus à ce qui se passe dans la réalité. Comme son nom l'indique, elle fait s'affronter deux ou plusieurs individus afin que le meilleur gagne. Plusieurs variantes existent. On peut par exemple faire varier le nombre d'individus qui doivent s'affronter au départ, ou encore permettre ou non que le même individu soit éligible plusieurs fois lors d'un même tournoi [24].

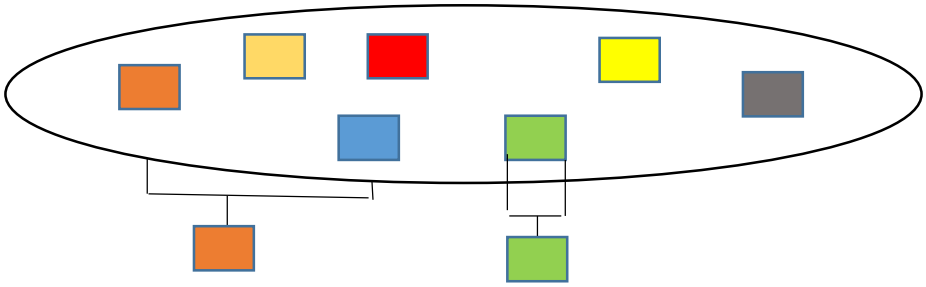


Figure II.12 : Le tournoi entre deux individus avec rééligibilité.

II.3.2.7 Croisement :

Après avoir fait une sélection des individus, il nous faut générer une nouvelle population, afin d'enrichir la diversité de la population. Le croisement permet cela en manipulant la structure des chromosomes. Il existe plusieurs manières d'effectuer un croisement soit par cross-over où l'on a besoin de deux parents qui génèrent à la fin du croisement deux enfants, soit par copie où l'on n'a besoin que d'un seul parent qui nous donnera à la fin du croisement un enfant qui est le parent lui-même (sa copie).

1- cross-over : d'une manière générale le chromosome de chaque parent est découpé en deux parties qui sont recombinées pour former les descendants (figure III.8), mais il se peut qu'il y ait plusieurs points de croisement (figure III.9). Le choix du nombre de points de croisement diffère selon l'algorithme.

2. copie : appelé aussi cross-over uniforme, où le nouvel individu hérite du même gène que le parent [25].

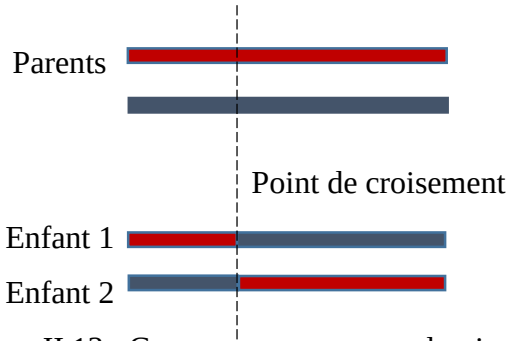


Figure II.13 : Cross-over avec un seul point de croisement.

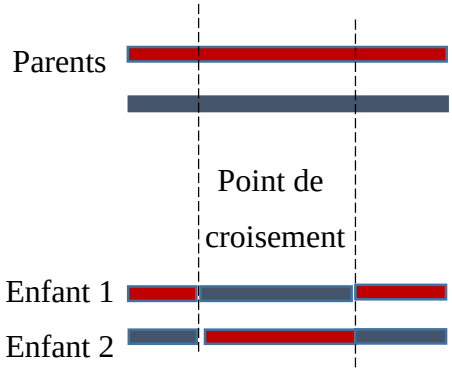


Figure II.14 : Cross-over avec deux points de croisement.

II.3.2.8 le Mutation :

La mutation est un changement aléatoire occasionnel avec une faible probabilité Pm (fixée par l'utilisateur) de la valeur d'un ou plusieurs gènes d'un chromosome. En général, la mutation permet de garder une diversité dans l'évolution des individus et d'éviter les optimums locaux.

a) Mutation uni-point : Cette mutation consiste en la transformation aléatoire d'une seule valeur d'un chromosome. La figure III.10.a présente un exemple d'une mutation uni-point.

b) Mutation multipoints : Elle consiste en la transformation aléatoire de deux ou plusieurs valeurs d'un chromosome. La figure III.10.b donne un exemple d'une mutation bipoints. [26].

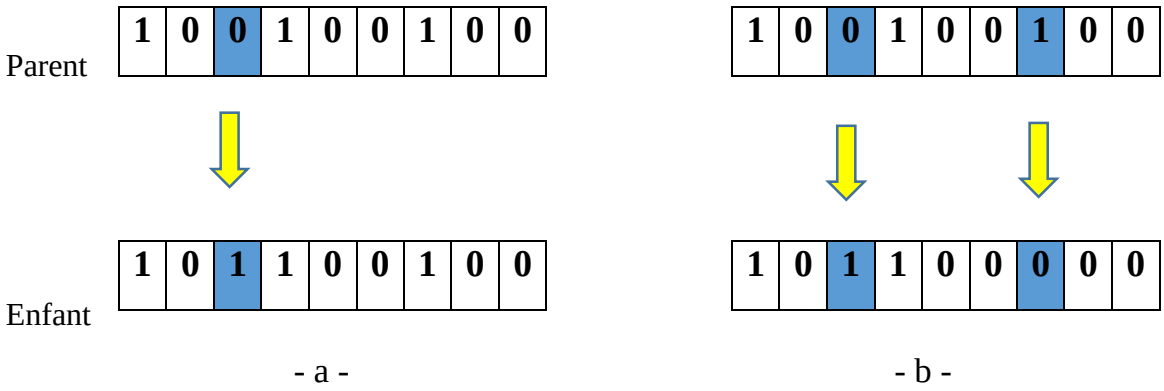


Figure II.15 : Exemple d'une mutation uni-point (a) et d'une mutation bipoints (b)

II.3.2.9 Elitisme :

A la création d'une nouvelle population, il y a de grandes chances que les meilleurs chromosomes soient perdus après les opérations de croisement et de mutation. Pour éviter cela, on utilise la méthode d'élitisme. Elle consiste à copier un ou plusieurs des meilleurs chromosomes dans la nouvelle génération. Ensuite, on génère le reste de la population selon

l'algorithme de reproduction usuelle. Cette méthode améliore considérablement les algorithmes génétiques, car elle permet de ne pas perdre les meilleures solutions [27].

II.3.2.10 Le critère d'arrêt :

Le nombre de générations que l'on souhaite exécuter peut être fixé à priori, c'est ce que l'on est tenté de faire lorsque l'on doit trouver une solution dans un temps limité. L'algorithme peut être arrêté lorsque la population n'évolue plus ou plus suffisamment rapidement.

II.4 Conclusion :

Dans ce chapitre, on a donné une description sur quelle technique d'identification des systèmes. Nous avons défini l'identification paramétrique et non-paramétrique des systèmes.

Parmi les algorithmes existants, on a étudié plus en détail les métaheuristiques l'optimisation par essaim particulaire (PSO) et algorithme génétique (GA). On a présenté les différentes améliorations proposées par étude de leurs caractéristiques intrinsèques. Dans le chapitre suivant on va appliquer les deux algorithmes pour extraction des paramètres de cellule et panneau PV.

Chapitre III

Résultat et Comparaison

III.1 Introduction :

La détermination des paramètres électriques d'une cellule solaire, à partir de la caractéristique I (V) décrivant son fonctionnement, joue un rôle important dans la conception et la fabrication des cellules, ainsi ceci permet d'obtenir des informations sur les mécanismes de transport électrique et l'objectif principal de notre travail consiste à extraire les paramètres électriques d'une cellule solaire avec le modèle électrique considéré qui est celui à une seule diode, à cet effet, deux méthodes sont appliquées.

III.2 Estimation de paramétré :

L'estimation de paramétrer PV est un processus qui minimise la déférence entre le courant mesuré et le courant calculé en ajustant les paramétrés PV normaux, lorsque le nombre de données expérimentales atteint. On a utilisé deux méthodes pour l'estimation des paramètres qui basse sur l'algorithme par essaim particule et l'algorithme génétique et applique sur le modèle de diode unique pour extraire les cinq paramètres de la cellule solaire.la température et le rayonnement solaire sont fixe et la courbe I-V est mesuré. Les données sont obtenues à partie de [28]. Qui correspondent à une cellule solaire de silicium commercial (R.T.C France) de 57 mm à 33°C pour cellule solaire et à 45°C et 36 cellules pour le module PV. Les deux algorithmes sont codes et exécutés dans logiciel Matlab environnement.

III.3 Fonction objectif :

Le nom donné à la fonction f (on l'appelle aussi fonction de coût, critère d'optimisation ou fitness). C'est cette fonction que l'algorithme d'optimisation va devoir optimiser (trouver un optimum) et les cinq paramétré inconnus sont optimisés et extraits avec algorithme métaheuristiques basée sur l'optimisation de la fonction objective de la cellule solaire et minimiser. Et dans l'algorithme d'optimisation chaque solution est définie par un vecteur x=[I_{ph} I_0 R_s R_{sh} n] pendant le processus d'optimisation et la fonction objective doit être minimisée par rapport à les limites des paramétrés x , cette limites présente dans le tableau III.1pour cellule PV et dans le tableau III.2 pour module PV.

L'équation (I.1) est réécrite dans les suivants les équations homogènes :

$$f(V, I, x) = 0 \qquad \text{(III.1)}$$

La fonction objective est la somme dès l'erreur absolues individuelles (EAI), peut être formulée par :

$$\sum_{i=1}^{N}(f(Vi, Ii, x) = 0 \qquad \text{(III.2)}$$

Avec :

V_i et I_i : la tension et le courant mesurés.

N : le nombre de point de données.

Equation de Fitness utilisé pour cellule :

$$\text{Fitness} = \sqrt{\left[\left(\frac{1}{26}\right)\sum_i^N (Im - Ical)^2\right]} \quad \text{(III.3)}$$

Equation de Fitness utilisé pour le module :

$$\text{Fitness} = \sqrt{\left[\left(\frac{1}{25}\right)\sum_i^N (Im - Ical)^2\right]} \quad \text{(III.4)}$$

Tableau III.1 : Gamme supérieur et inférieure des paramètres des cellules solaires [29].

Paramétré	Limite bas	Limite haut
I_{ph} (A)	0	1
I_0 (µA)	0	1
R_s (Ω)	0	0.5
R_{sh} (Ω)	0	100
n	1	2

Tableau III.2 : Gamme supérieur et inférieure des paramètres du panneau PV.

Paramétré	Limite bas	Limite haut
I_{ph} (A)	0	2
I_0 (µA)	0	1
R_s (Ω)	0	3
R_{sh} (Ω)	450	900
n	1	100

III.4 Identification le modèle de cellule solaire :

Pour valider l'approche proposée, une base de données expérimentales I (V) utilisées dans la simulation, ainsi pour la comparaison des résultats obtenus par rapport à d'autres algorithmes qui sont les algorithmes de Firefly [30] et Bouzidi et al [31] qui implémente la même base des

données. Le Tableau III.3 contient les valeurs de cinq paramètres obtenus en exécutant les algorithmes présentés dans ce travail.

Tableau III.3 : Comparaison entre déférentes extractions de paramètres.

Cas	Item	PSO	GA	FA [30]	Bouzidi et.al [31]
Cellule Solaire	I_{ph} (A)	0.7608	0.7620	0.7609	0.7607
	I_0 (µA)	0.5211	0.7596	0.5576	0.3267
	R_s (Ω)	0.0342	0.0316	0.0339	0.0364
	R_{sh} (Ω)	64.1245	49.4125	59.993	60.240
	n	1.5311	1.5732	1.5365	1.4816

III.4 .1 Les résultats obtenus par Algorithme PSO :

La figure III.1 illustre la convergence de l'algorithme PSO pour le modèle de cellule PV, avec 25 particules et 100 itérations, une valeur de fitness très faible et une convergence rapide.

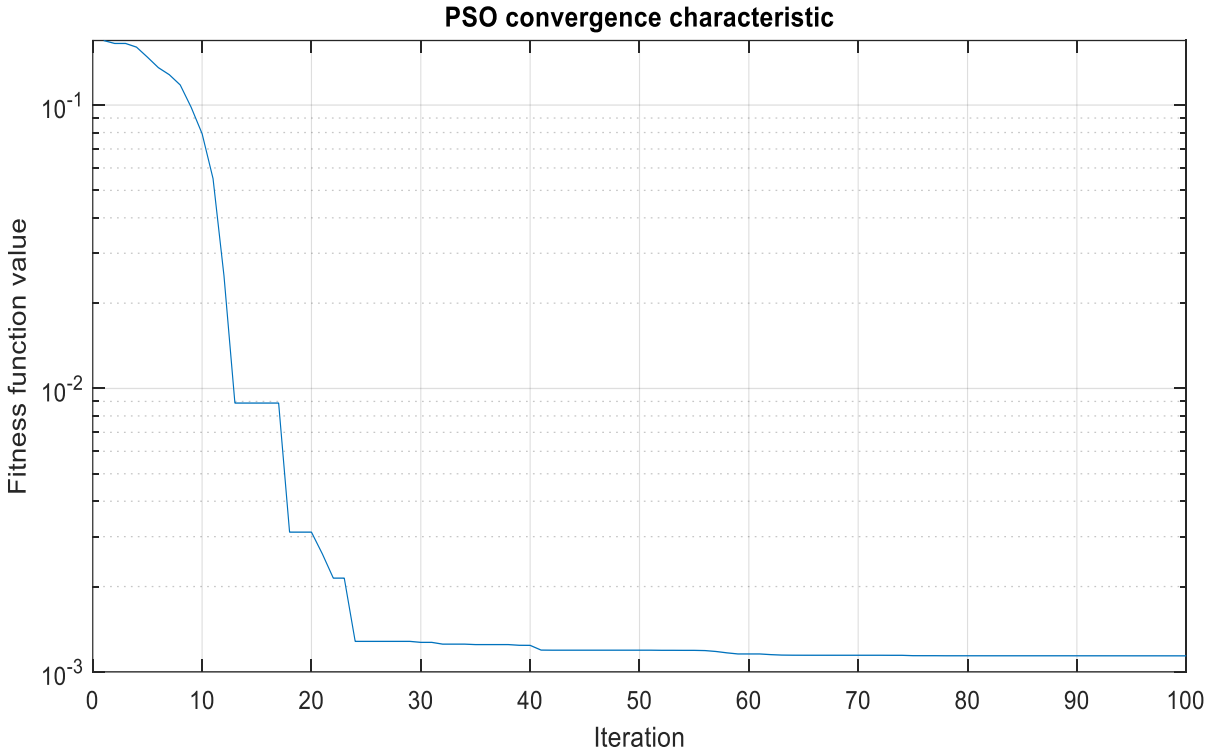


Figure III.1 : Variation de meilleur cout (**fitness**) en fonction des itérations par PSO de cellule solaire.

Les figures (III.2), (III.3), (III.4), (III.5), (III.6) représentent la variation des cinq meilleurs paramètres d'une cellule PV :

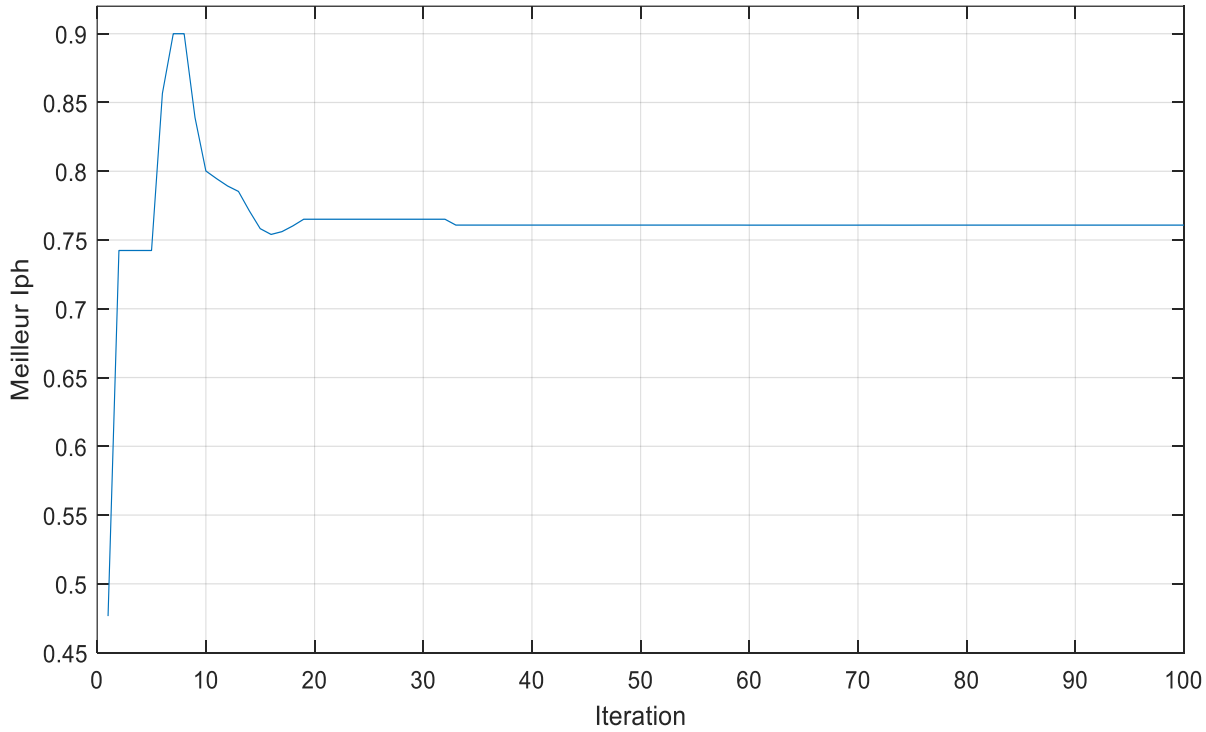


Figure III.2 Variation de meilleur $\mathbf{I_{ph}}$ par rapport nombre des itérations.

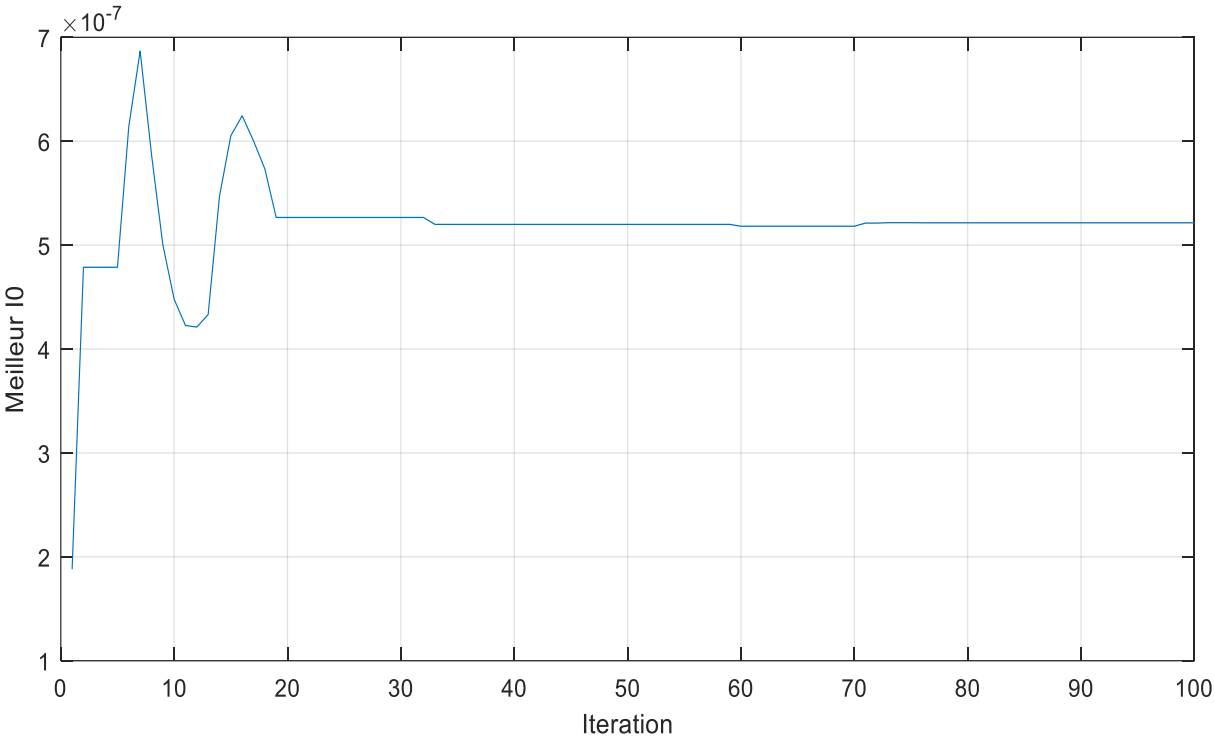


Figure III.3 Variation de meilleur $\mathbf{I_0}$ par rapport nombre des itérations.

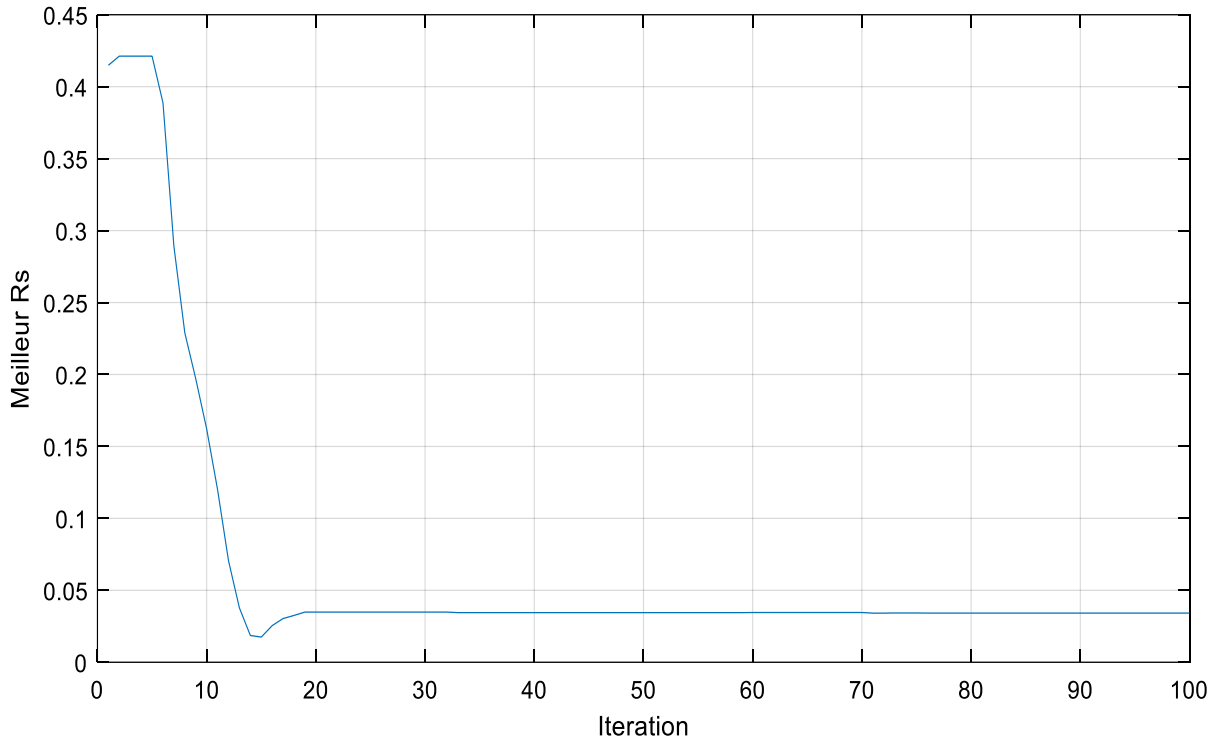


Figure III.4 Variation de meilleur $\mathbf{R_s}$ par rapport nombre des itérations.

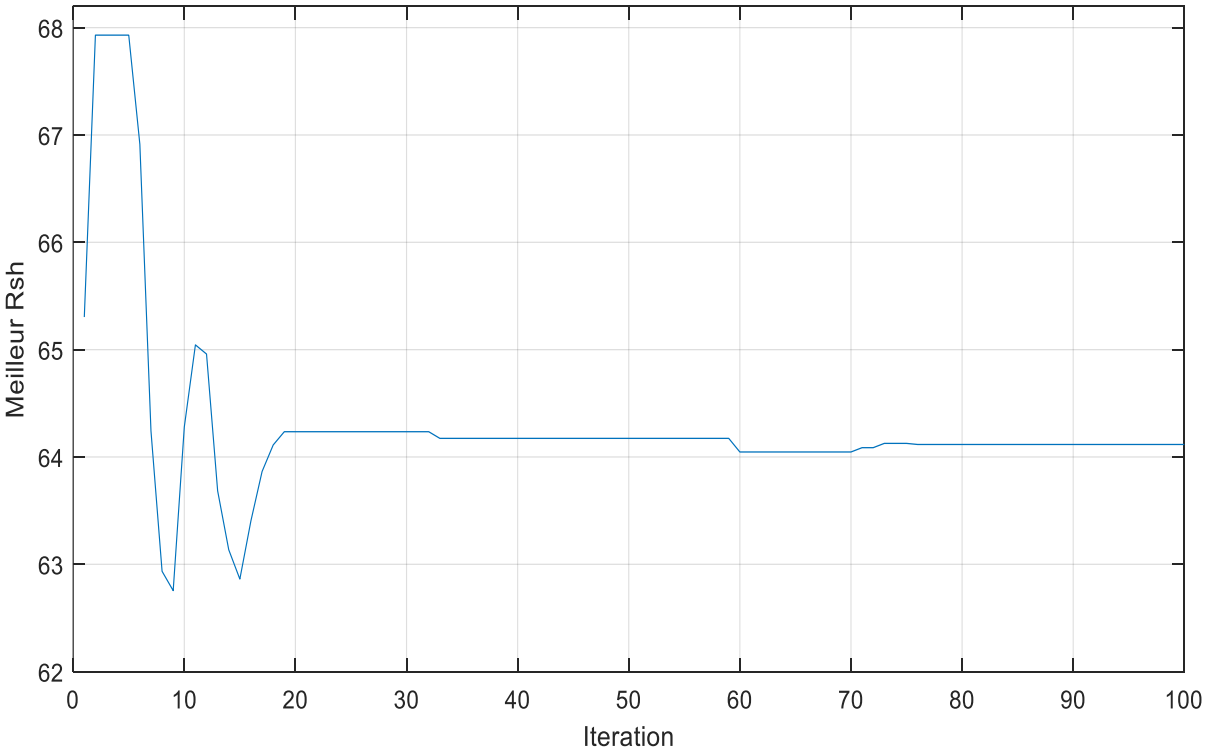


Figure III.5 Variation de meilleur $\mathbf{R_{sh}}$ par rapport nombre des itérations.

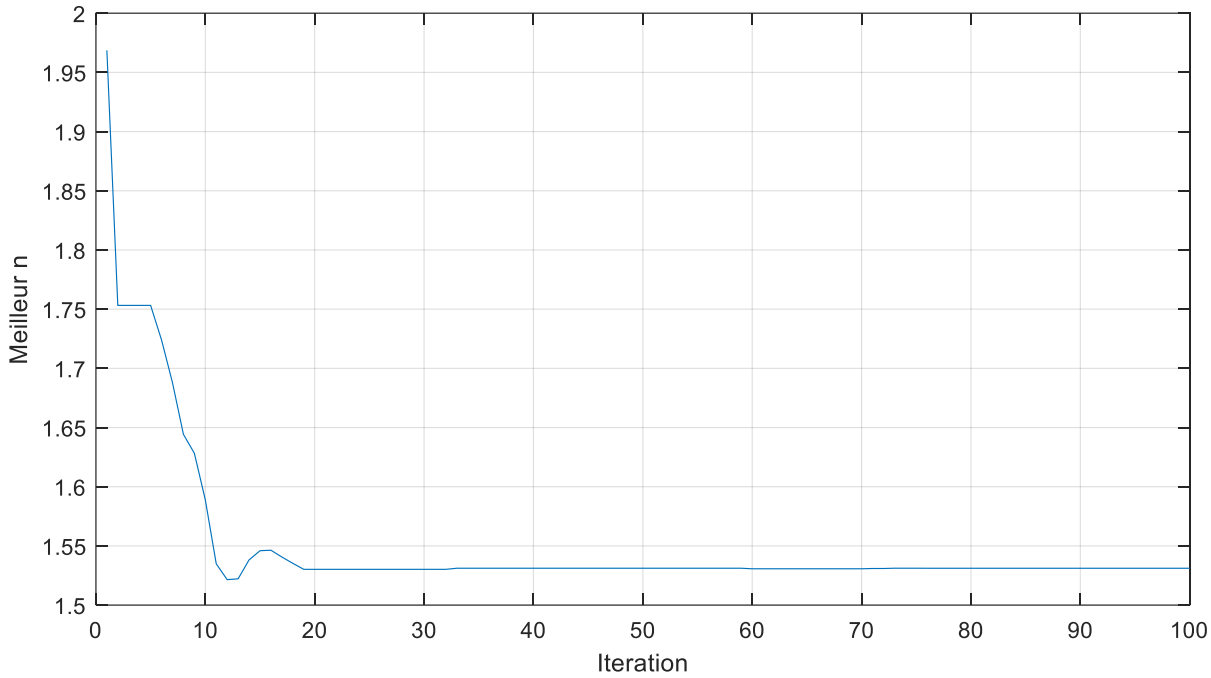


Figure III.6 Variation de meilleur **n** par rapport nombre des itérations.

Une fois les cinq paramètres électriques du circuit équivalent d'une cellule sont déterminés, on peut tracer la caractéristique I (V) à l'aide de l'expression du modèle à simple diode, la comparaison entre les caractéristiques expérimentales et les caractéristiques simulées sont illustrées dans la figure (III.7) par l'algorithme PSO.

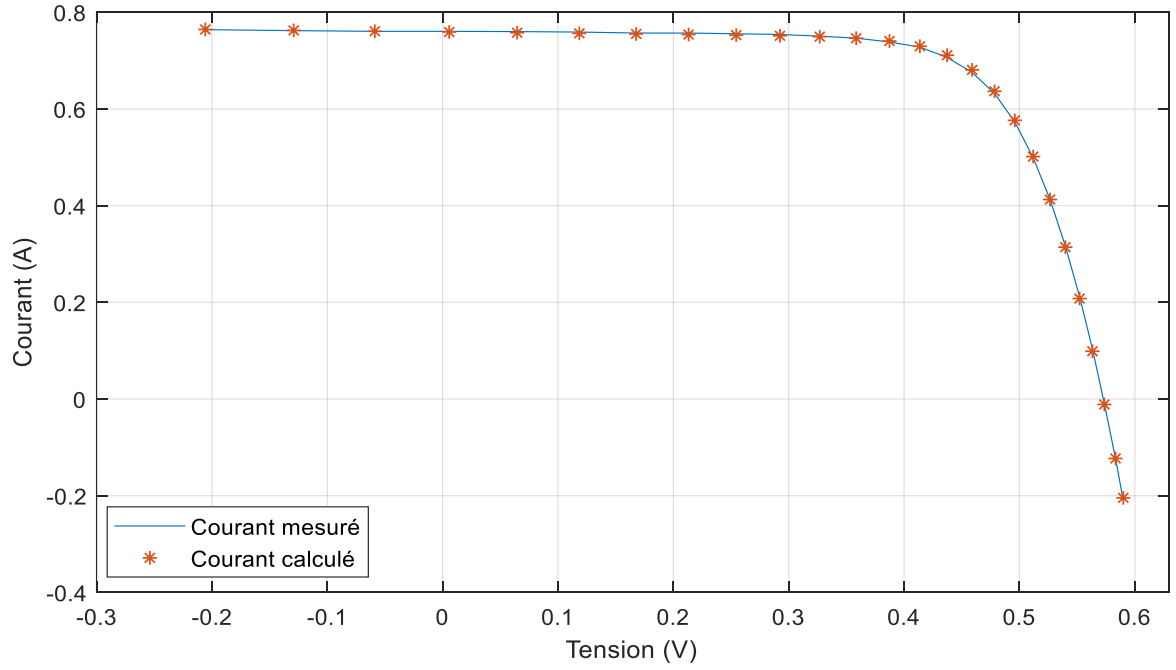


Figure III.7 Résultats de comparaison entre le courant mesuré et calculé le cas de cellule par **PSO**

III.4 .2 Les résultats obtenus par Algorithme GA :

La figure II.8 présente la courbe de convergence de GA lors de l'extraction des paramètres pour le modèle de la cellule solaire à une diode avec nombre de population 25 et 100 itération.

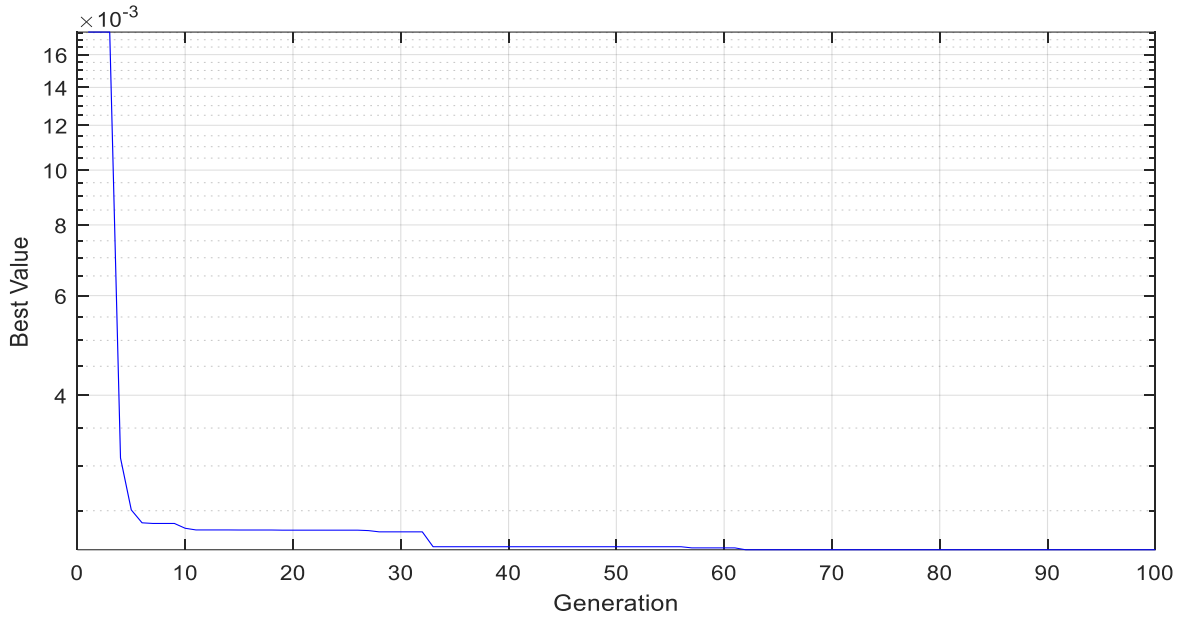


Figure III.8 Variation de meilleur cout (**fitness**) en fonction des itérations par GA cas de cellule solaire.

Les résultats de simulation sont présentés par les figures (III.9), (III.10), (III.11), (III.12), (III.13). Respectivement pour meilleure variation de $\mathbf{I_{ph}}$, $\mathbf{I_0}$, $\mathbf{R_s}$. $\mathbf{R_{sh}}$., **n** en fonction de nombre des itérations.

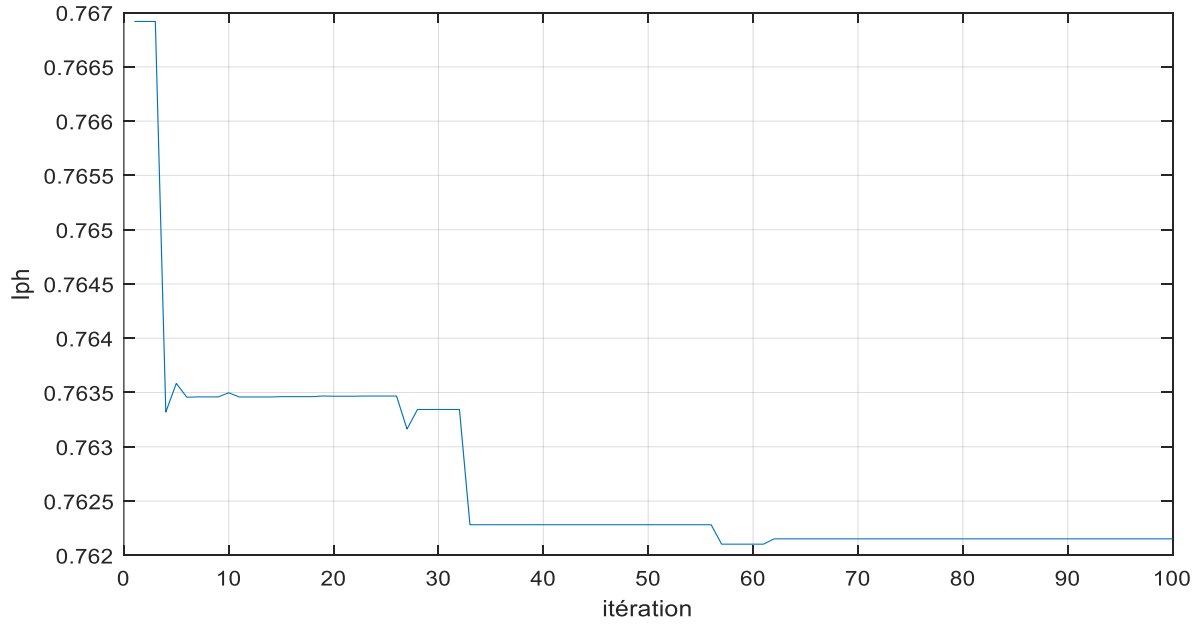


Figure III.9 Variation de meilleur $\mathbf{I_{ph}}$ par rapport nombre des itérations.

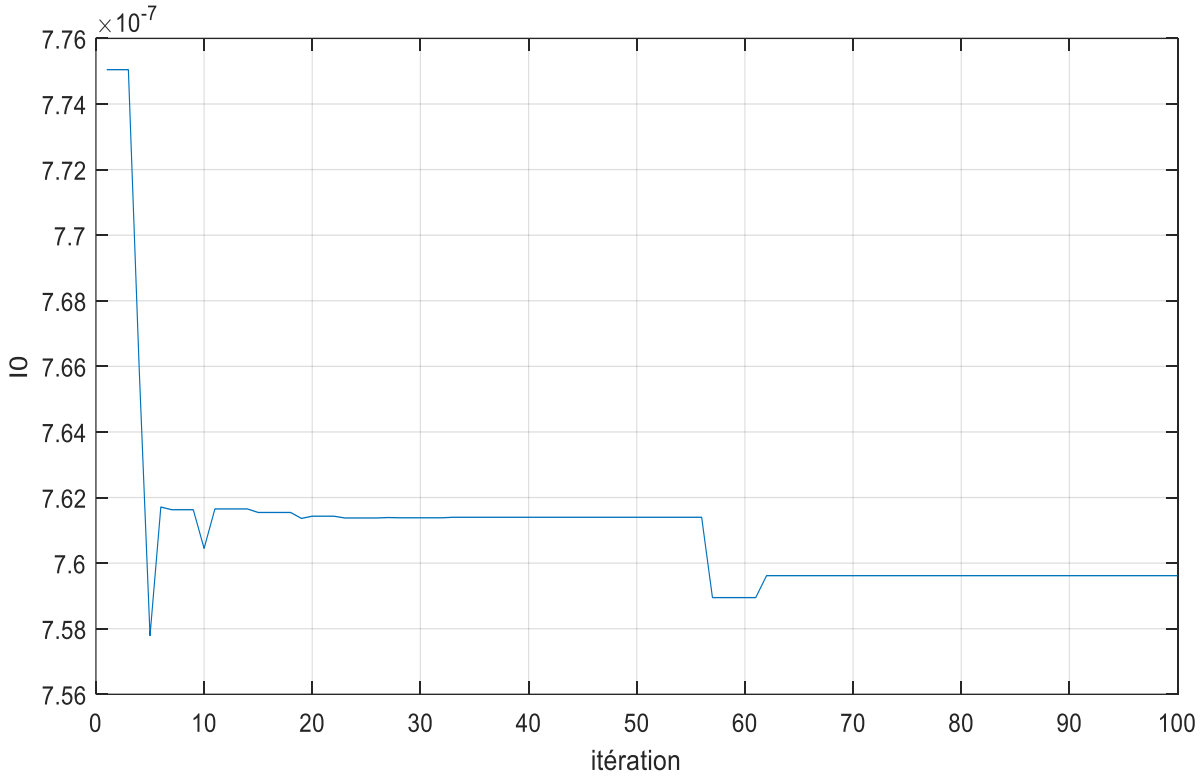


Figure III.10 Variation de meilleur $\mathbf{I_0}$ par rapport nombre des itérations.

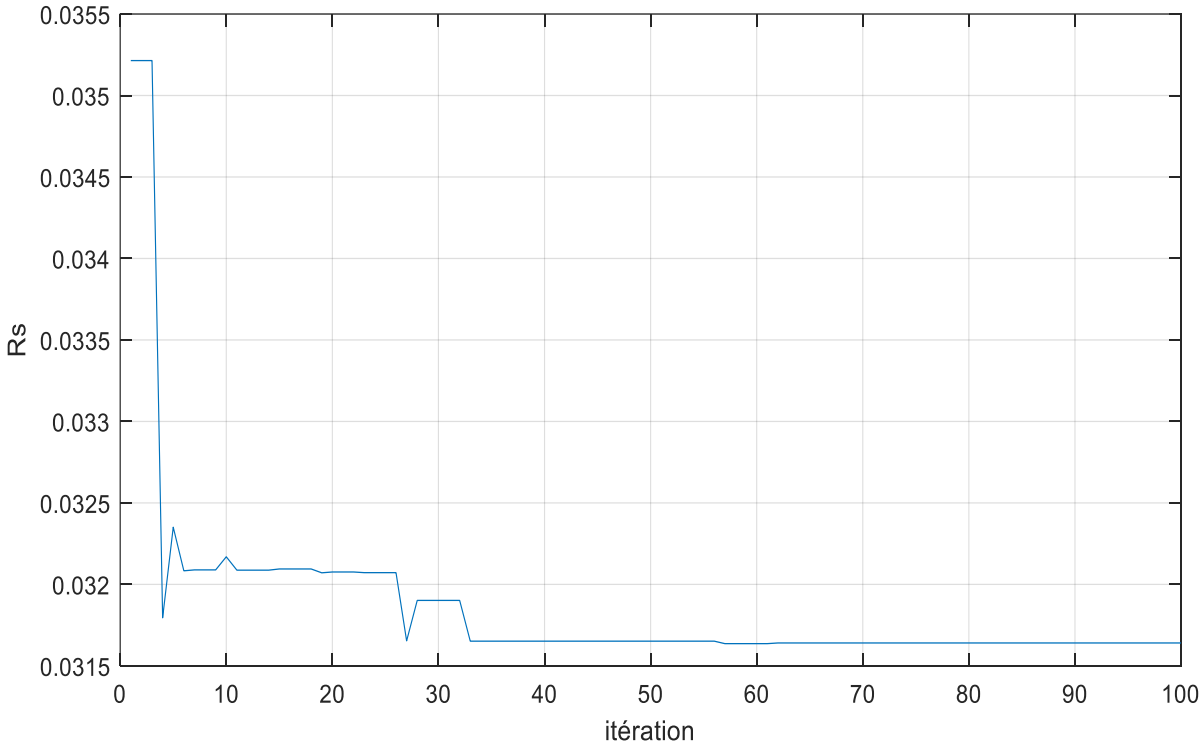


Figure III.11 Variation de meilleur $\mathbf{R_s}$ par rapport nombre des itérations.

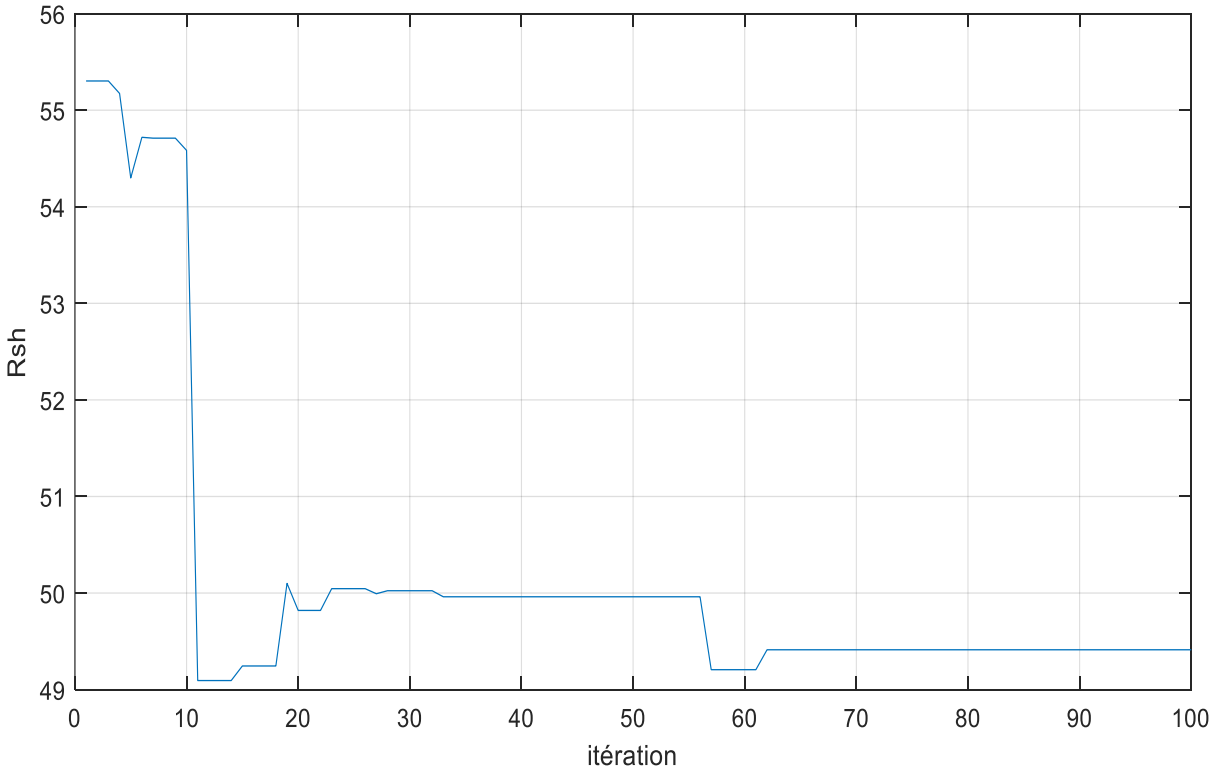


Figure III.12 Variation de meilleur $\mathbf{R_{sh}}$ par rapport nombre des itérations.

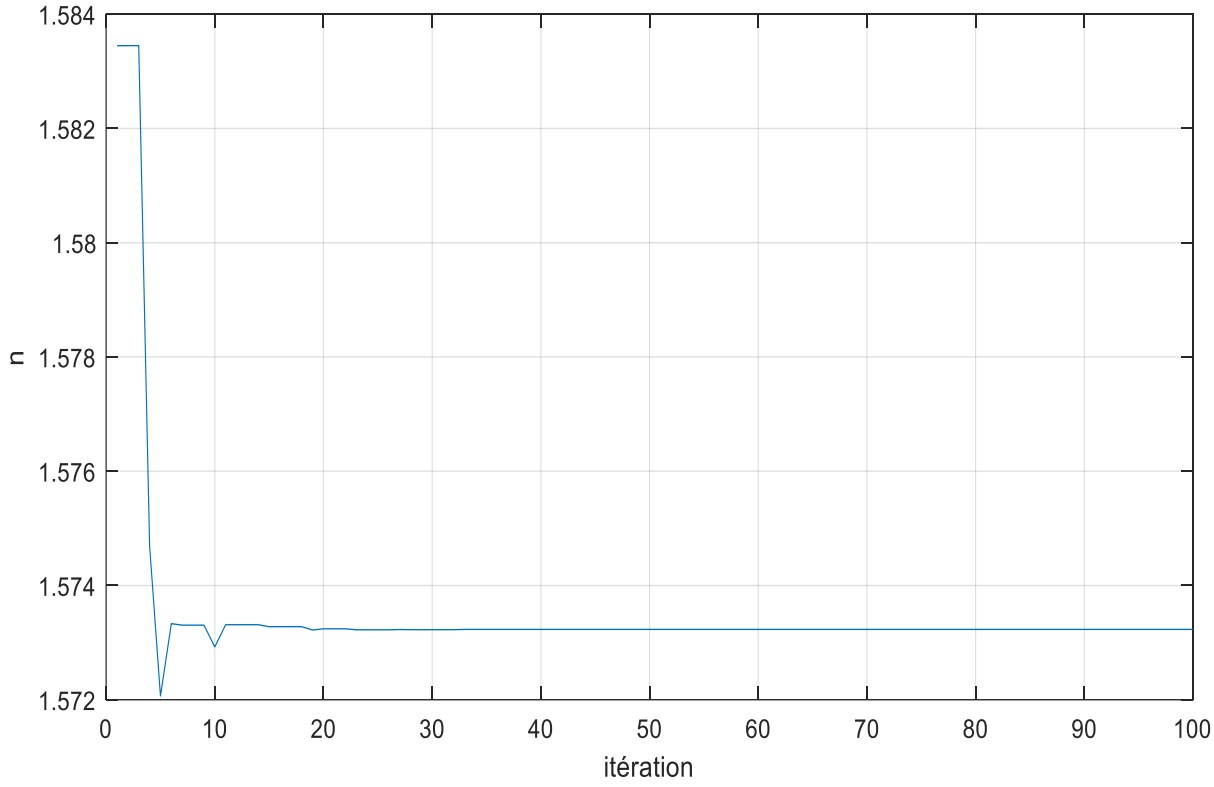


Figure III.13 Variation de meilleur **n** par rapport nombre des itérations.

La comparaison entre les caractéristiques expérimentales et les caractéristiques simulées sont illustrées dans la figure (III.14) pour l'algorithme GA.

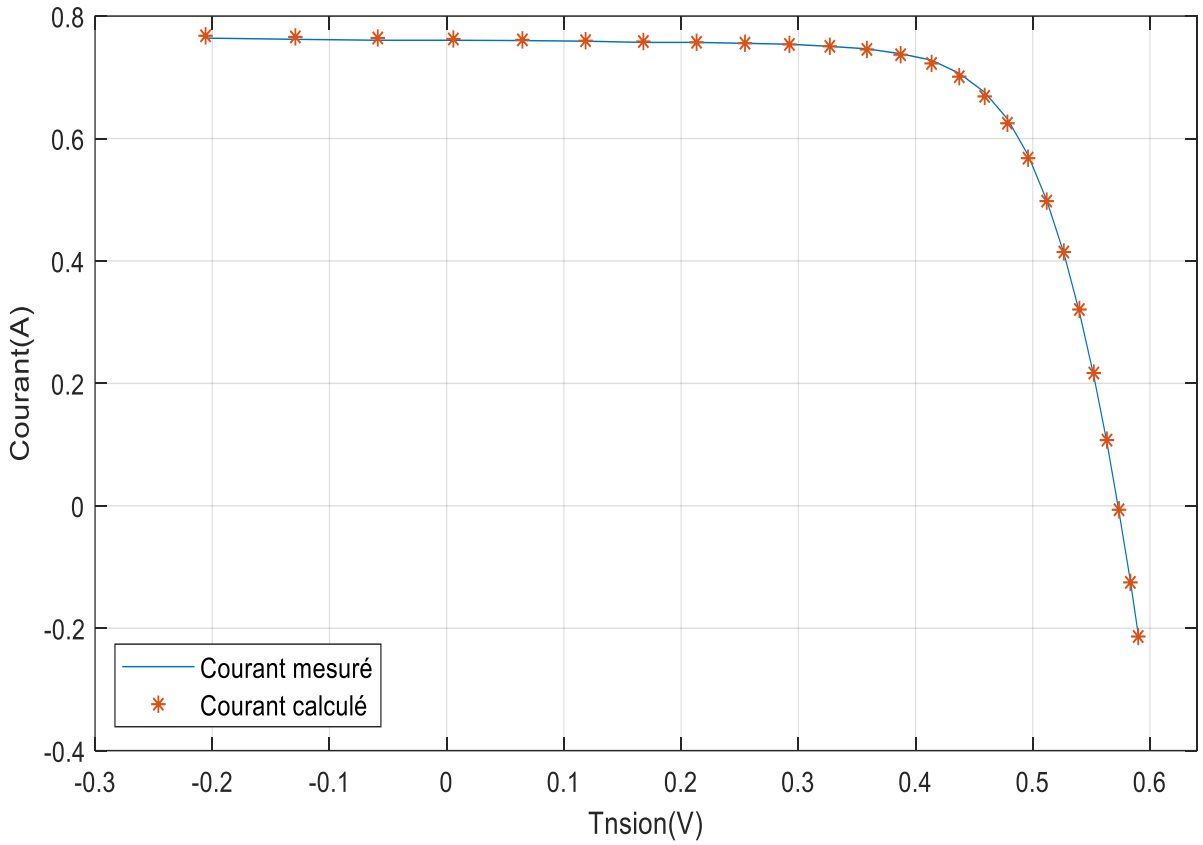


Figure III.14 Résultats de comparaison entre le courant mesuré et calculé le cas de cellule par **GA**

Pour vérifie la qualité des résultats On a calculé l'erreur absolue individuelle (EAI) pour chaque mesure par :

$$\text{EAI} = |I_m - I_{cal}| \qquad \text{(III.5)}$$

Avec :

I_m : le courant mesure (A).

I_{cal} : le courant calculé (A).

Tableau III.4 : Ajustement courbe des paramètres estimés de la cellule solaire.

Itération	V_m (V) [32]	I_m(A) [32]	I_{cal} PSO (A)	I_{cal} GA (A)	EAI based on PSO	EAI based on GA	EAI based on FA [30]	EAI based on Bouzidi et al. [31]
1	-0.2057	0.7640	0.7636	0.7658	0.000362	0.001825	0.00032	0.000347
2	-0.1291	0.7620	0.7625	0.7643	0.000508	0.002275	0.00062	0.000383
3	-0.0588	0.7605	0.7615	0.7629	0.000972	0.002353	0.00096	0.000717
4	0.0057	0.7605	0.7605	0.7615	0.000000	0.001047	0.00010	0.000355
5	0.0646	0.7600	0.7596	0.7604	0.000350	0.000351	0.00059	0.000835
6	0.1185	0.7590	0.7588	0.7592	0.000157	0.000244	0.00050	0.000739
7	0.1678	0.7570	0.7581	0.7582	0.001072	0.001194	0.00062	0.000410
8	0.2132	0.7570	0.7573	0.7571	0.000275	0.000124	0.00026	0.000448
9	0.2545	0.7555	0.7563	0.7559	0.000829	0.000400	0.00019	0.000085
10	0.2924	0.7540	0.7549	0.7542	0.000949	0.000216	0.00020	0.000251
11	0.3269	0.7505	0.7526	0.7515	0.002121	0.001036	0.00125	0.001581
12	0.3585	0.7465	0.7484	0.7469	0.001904	0.000410	0.00087	0.001688
13	0.3873	0.7385	0.7408	0.7389	0.002343	0.000405	0.00111	0.002682
14	0.4137	0.7280	0.7277	0.7254	0.000264	0.002609	0.00173	0.000843
15	0.4373	0.7065	0.7069	0.7043	0.000396	0.002173	0.00133	0.002581
16	0.4590	0.6755	0.6750	0.6725	0.000509	0.002959	0.00248	0.002930
17	0.4784	0.6320	0.6306	0.6288	0.001381	0.003243	0.00353	0.003427
18	0.4960	0.5730	0.5722	0.5714	0.000826	0.001622	0.00304	0.005676
19	0.5119	0.4990	0.5002	0.5008	0.001167	0.001768	0.00098	0.009993
20	0.5265	0.4130	0.4148	0.4169	0.001805	0.003907	0.00018	0.013259
21	0.5398	0.3165	0.3190	0.3224	0.002499	0.005922	0.00076	0.017316
22	0.5521	0.2120	0.2140	0.2184	0.002015	0.006361	0.00057	0.020599
23	0.5633	0.1035	0.1043	0.1090	0.000822	0.005532	0.00031	0.023594
24	0.5736	-0.0100	-0.0084	-0.0040	0.001570	0.006037	0.00072	0.030641
25	0.5833	-0.1230	-0.1248	-0.1212	0.001825	0.001778	0.00240	0.031672
26	0.5900	-0.2100	-0.2108	-0.2082	0.000845	0.001752	0.00126	0.039175
Total IAE	/	/	/	/	0.027802	0.05755	2.67E-02	0.212223

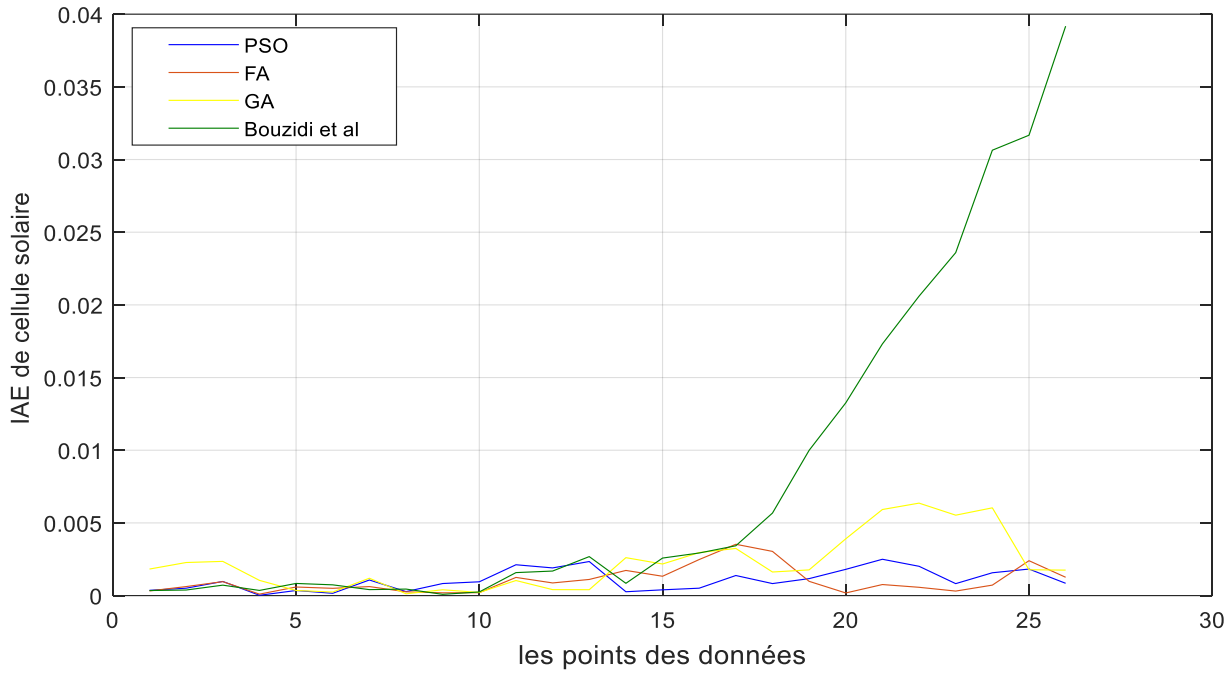


Figure III.15 Profils EAI pour différents algorithmes d'estimation.

La figure III.15 montre l'EAI calculé à l'aide dès l'algorithme appliques : PSO et GA et comparé par rapport algorithme Firefly [30] et le travail de Bouzidi et al [31] pour le modèle d'une cellule à diode.

III.5 Identification le modèle de panneau PV :

Dans cette partie, le module comprend 36 cellules Connectées en série, l'algorithme PSO et GA sont utilisé pour déterminer les cinq paramètres du panneau à diode unique. L'ensemble des données expérimentales contient 25 paires de données I (V) points, qui ont été mesurés sous G=1000 W/m^2 et T = 45°C. Le tableau III.5 présente une comparaison complète entre les résultats obtenus et d'autres algorithmes.

Tableau III.5 : Paramètres estimés le modèle de module PV en utilisant différentes méthodes.

Cas	I_{tem}	PSO	GA	FA [30]	Bouzidi et.al [31]
Module PV	I_{ph} A)	1.0327	1.0339	1.0327	1.0339
	I_0 (µA)	3.4315	2.6504	2.9581	3.0760
	R_s (Ω)	1.1987	1.2082	1.2168	1.2030
	R_{sh} (Ω)	759.606	535.154	756.680	555.555
	n	48.5957	47.650	49.8564	48.1862

III.5.1 Les résultats obtenus par algorithme PSO :

La figure III.16 illustre la convergence de l'algorithme PSO pour le modèle de panneau PV, on a utilisé 30 particules et 100 itérations une valeur de fitness très faible et une convergence rapide.

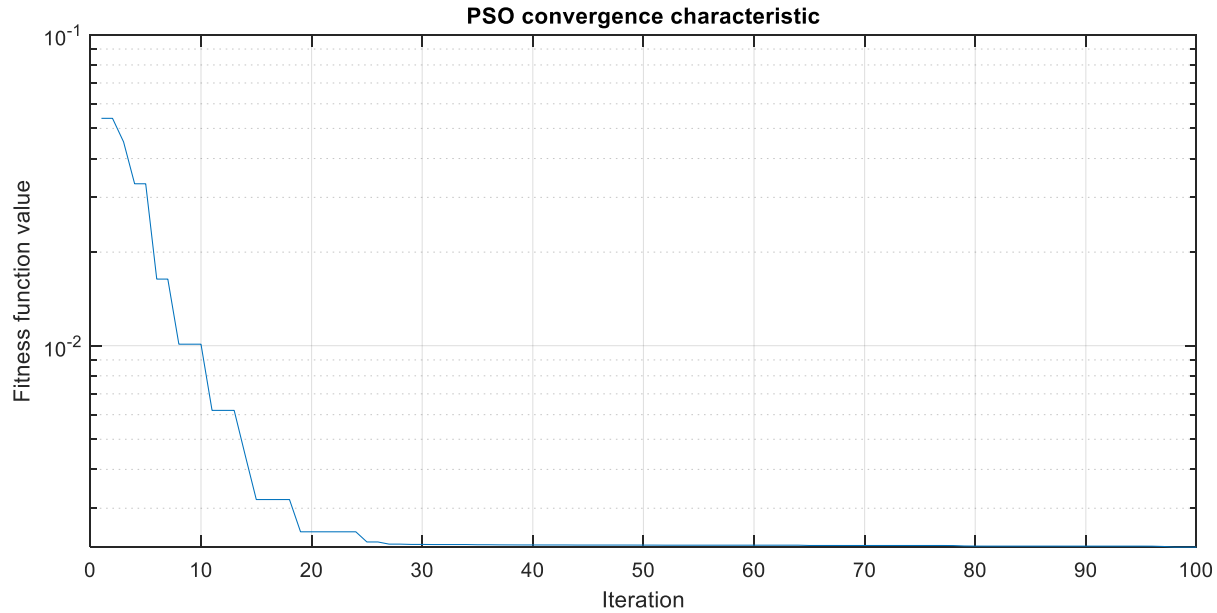


Figure III.16 variation de meilleur cout (**fitness)** en fonction des itérations par **PSO** cas de Module.

Les résultats de simulation de panneau sont présentés par les figures (III.17), (III.18), (III.19), (III.20), (III.21) respectivement, pour meilleur variation de $\mathbf{I_{ph}}$, $\mathbf{I_0}$, $\mathbf{R_s}$. $\mathbf{R_{sh}}$., **n** en fonction de nombre des itérations.

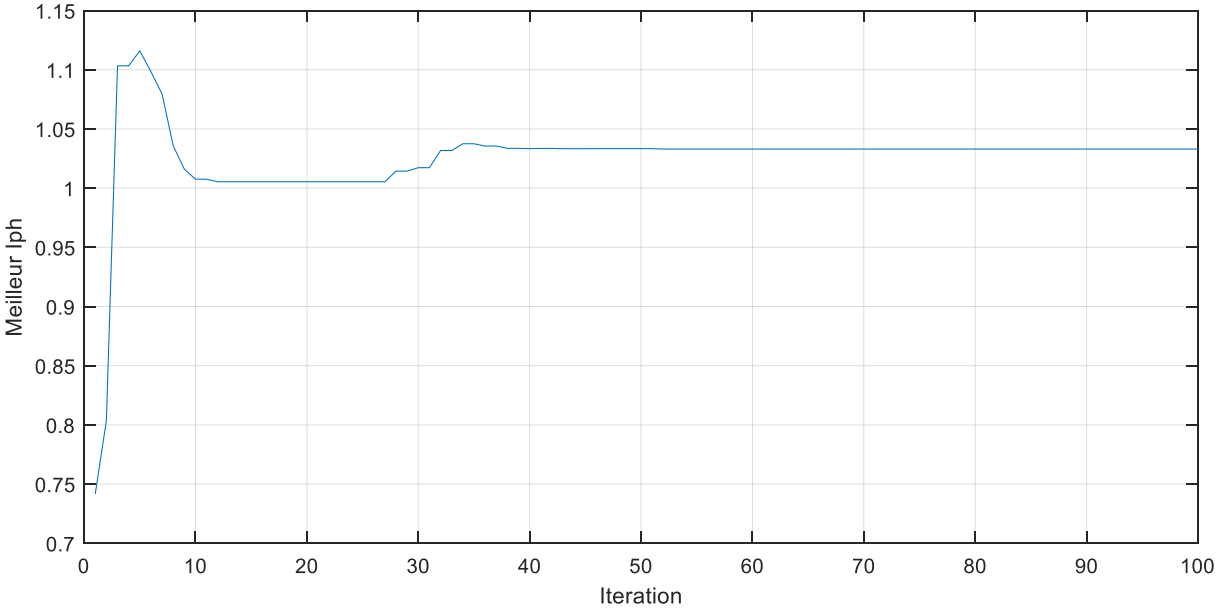


Figure III.17 Variation de meilleur $\mathbf{I_{ph}}$ par rapport nombre des itérations.

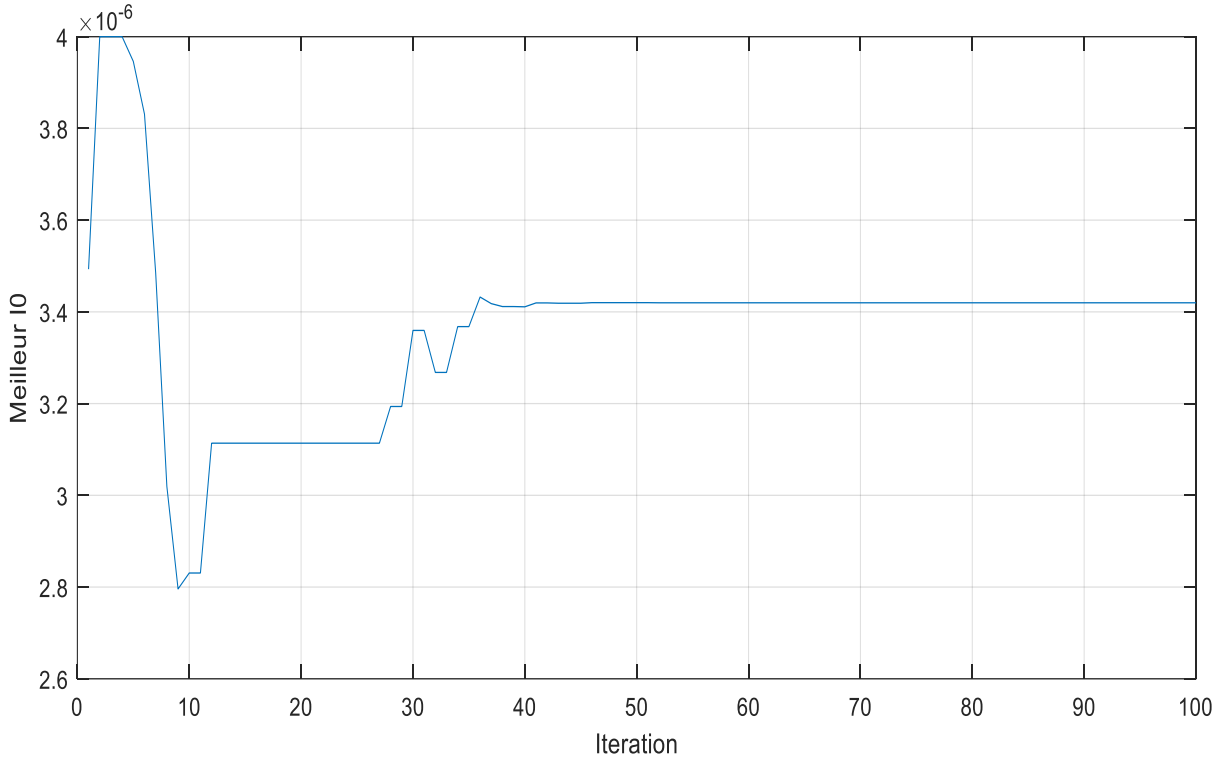


Figure III.18 Variation de meilleur $\mathbf{I_0}$ par rapport nombre des itérations.

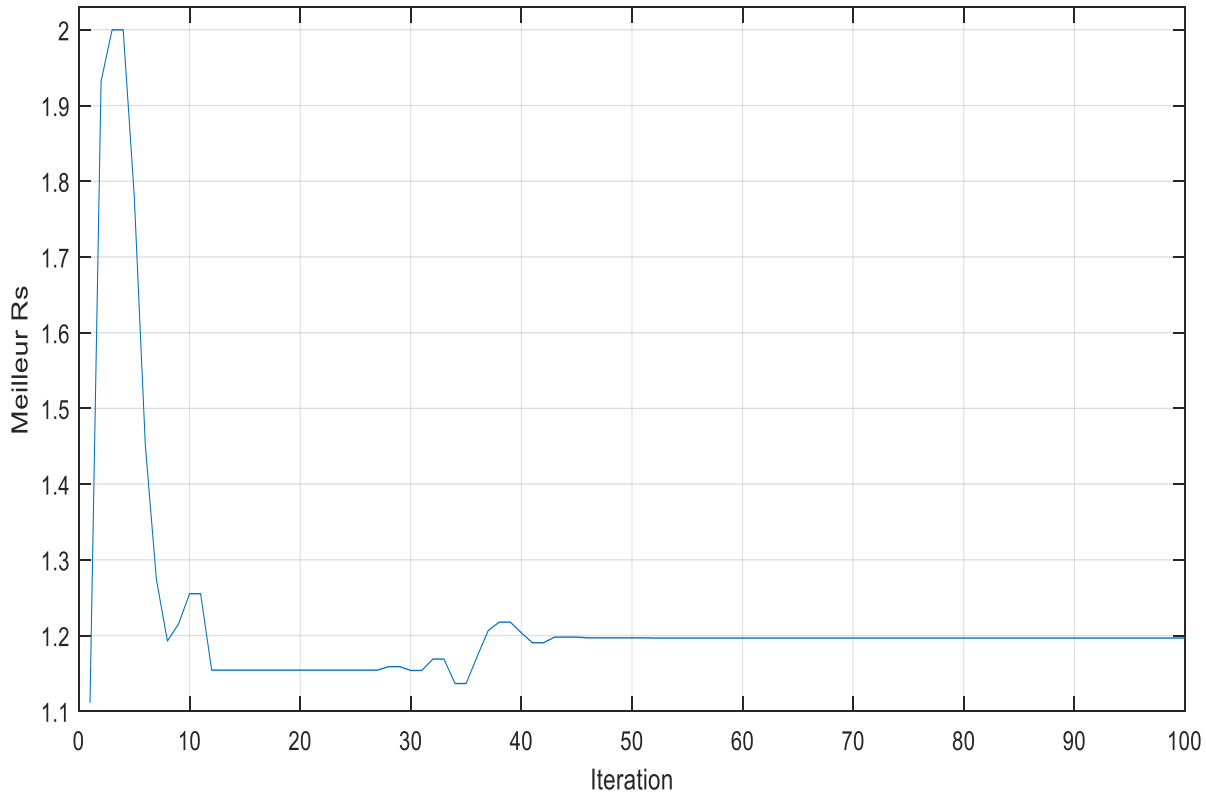


Figure III.19 Variation de meilleur $\mathbf{R_s}$ par rapport nombre des itérations.

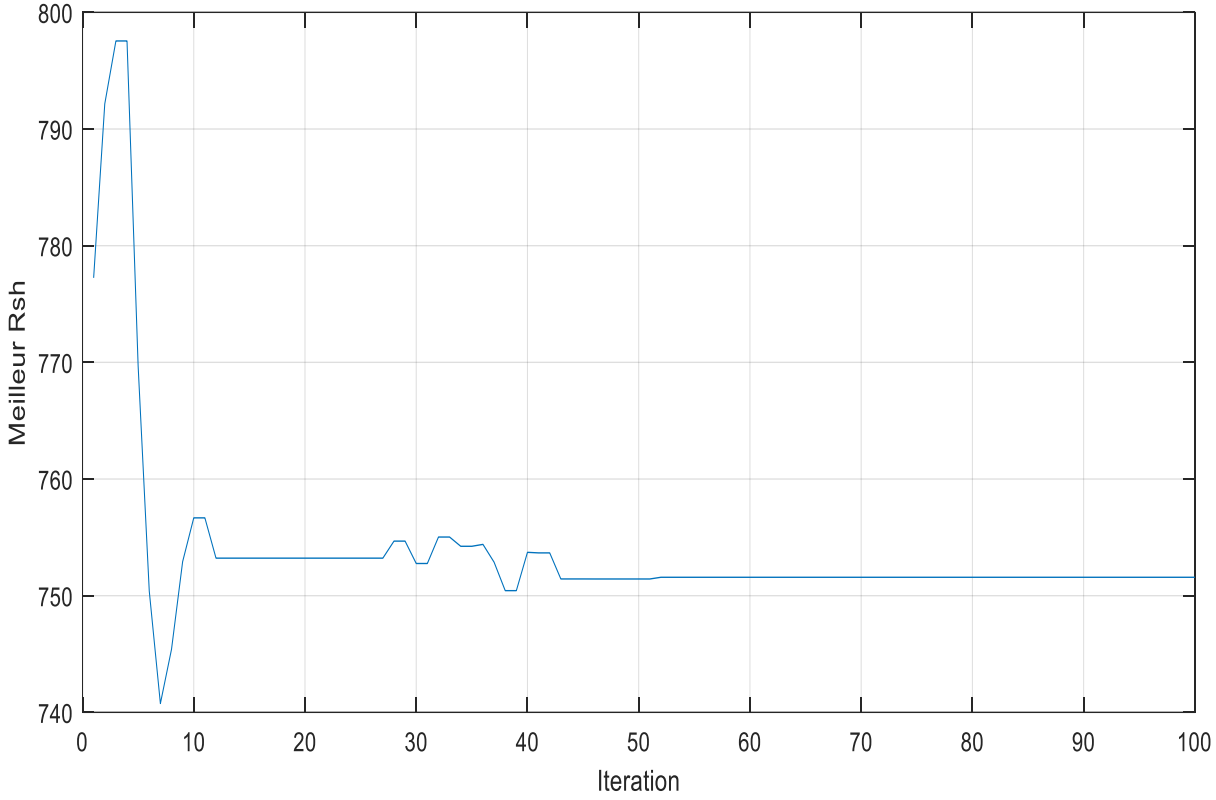


Figure III.20 Variation de meilleur $\mathbf{R_{sh}}$ par rapport nombre des itérations.

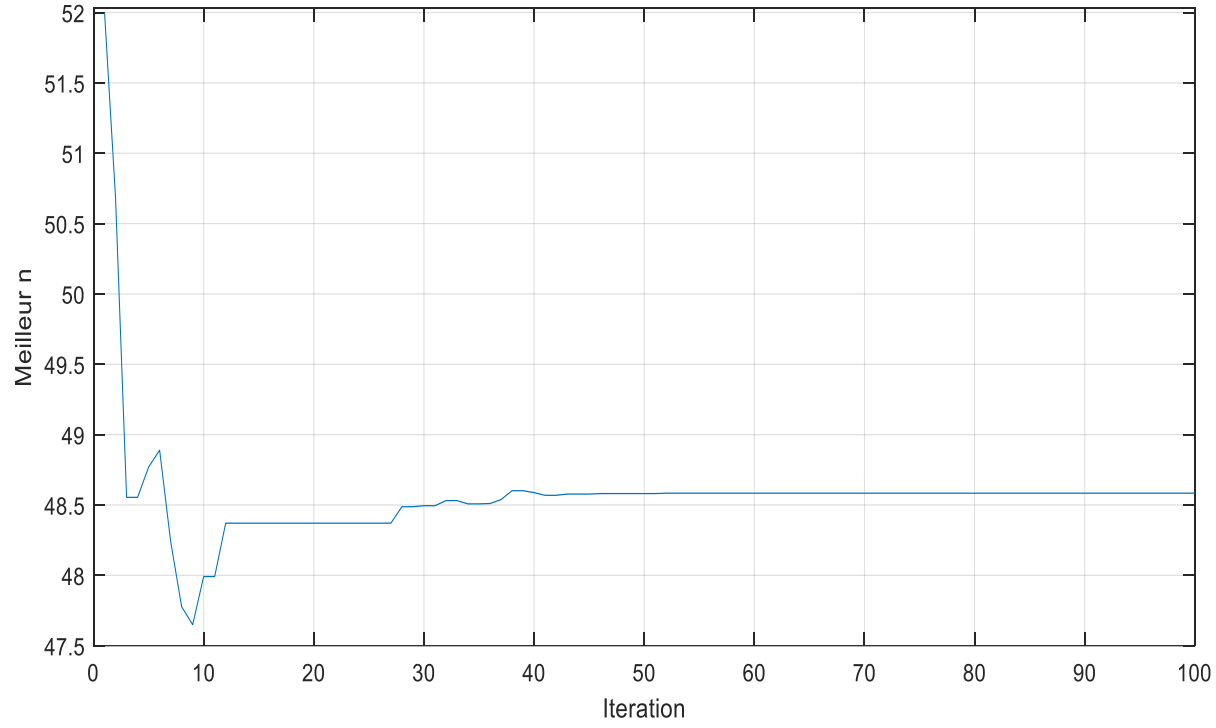


Figure III.21 Variation de meilleur **n** par rapport nombre des itérations.

La figure III.22 présente la courbe I (V) mesurées et calculées, depuis les résultats sont très proches par l'algorithme PSO.

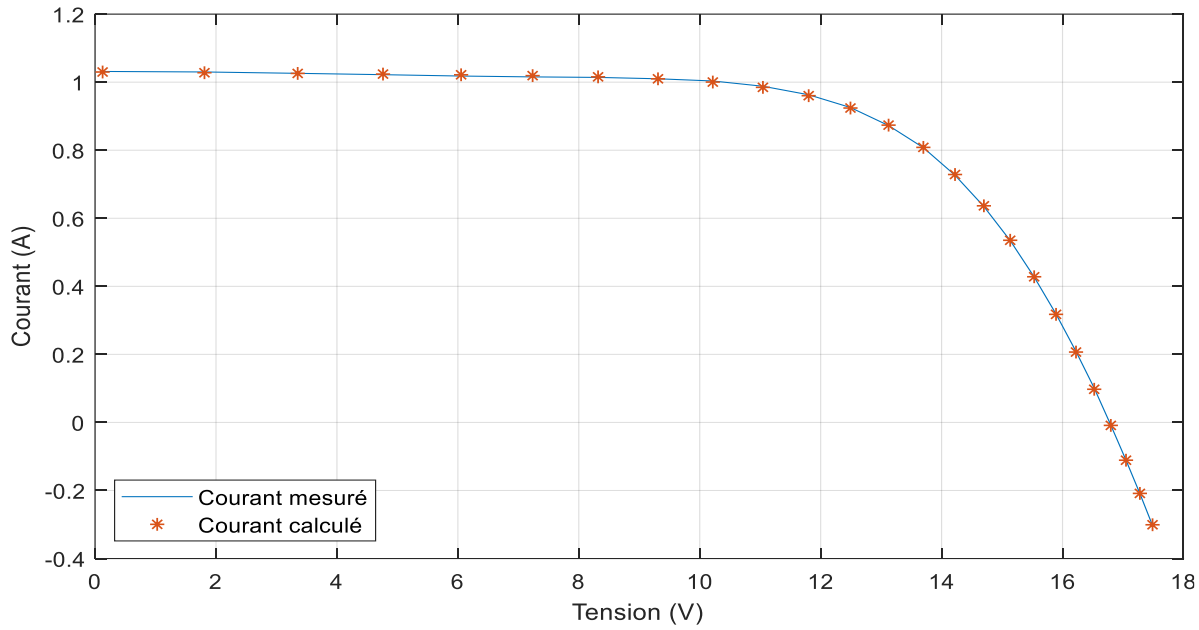


Figure III.22 Résultats de comparaison entre le courant mesuré et calculé le cas de module par **PSO**

III.5.2 Les résultats obtenus par Algorithme GA :

La figure III.23 présente la courbe de convergence de GA lors de l'extraction des paramètres pour le panneau PV, avec nombre de populations 25 et 100 itérations.

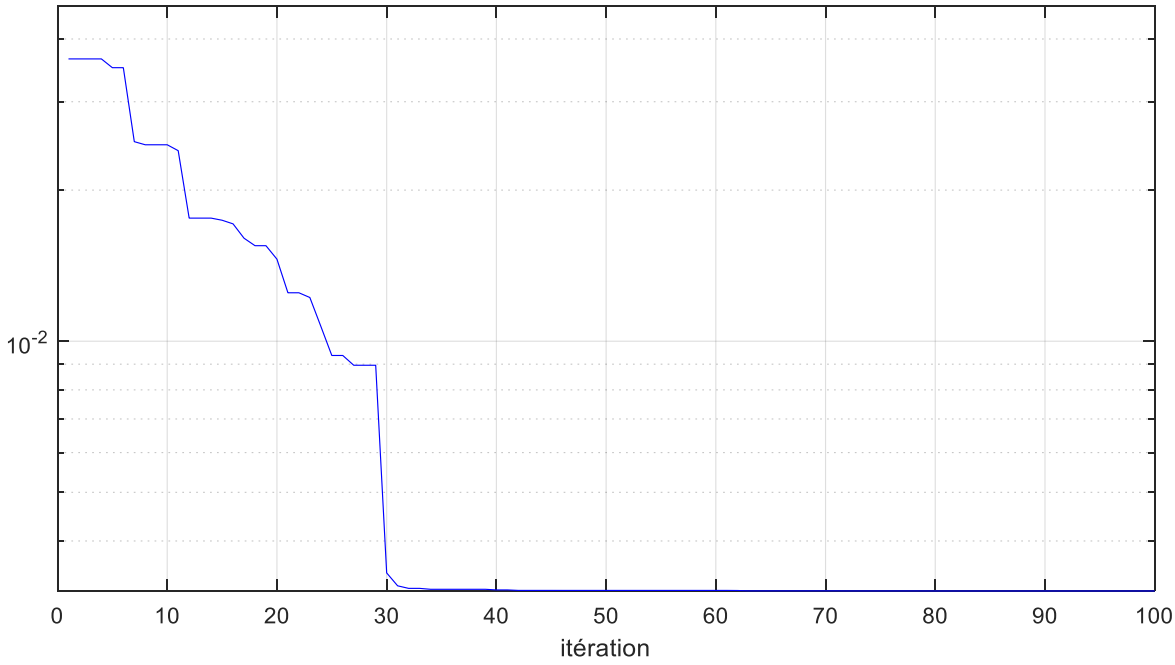


Figure III.23 Variation de meilleur cout (**fitness**) en fonction des itérations par **GA** du module.

Les figures III.24 et III.25 et III.26, III.27, III.28 respectivement, et d'après les résultats du tableau III.5 on a trace la variation de meilleur **I_{ph}, I_0, R_s. R_{sh}, n** en fonction de nombre des itérations par algorithme GA.

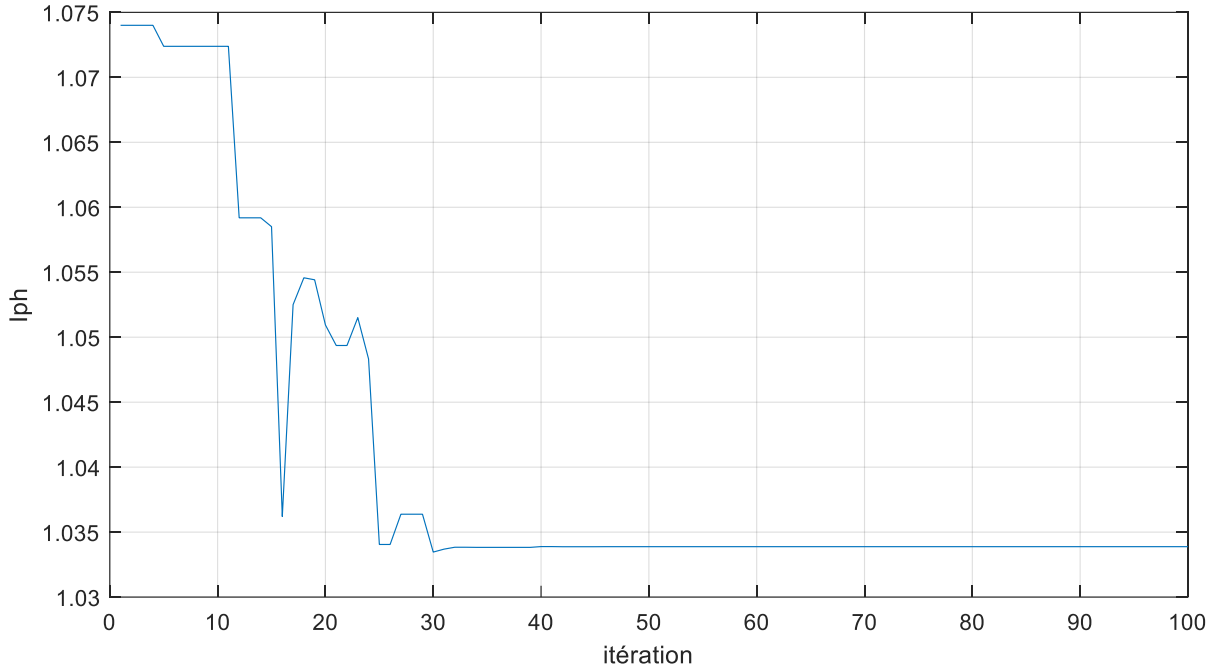


Figure III.24 Variation de meilleur I_{ph} par rapport nombre des itérations.

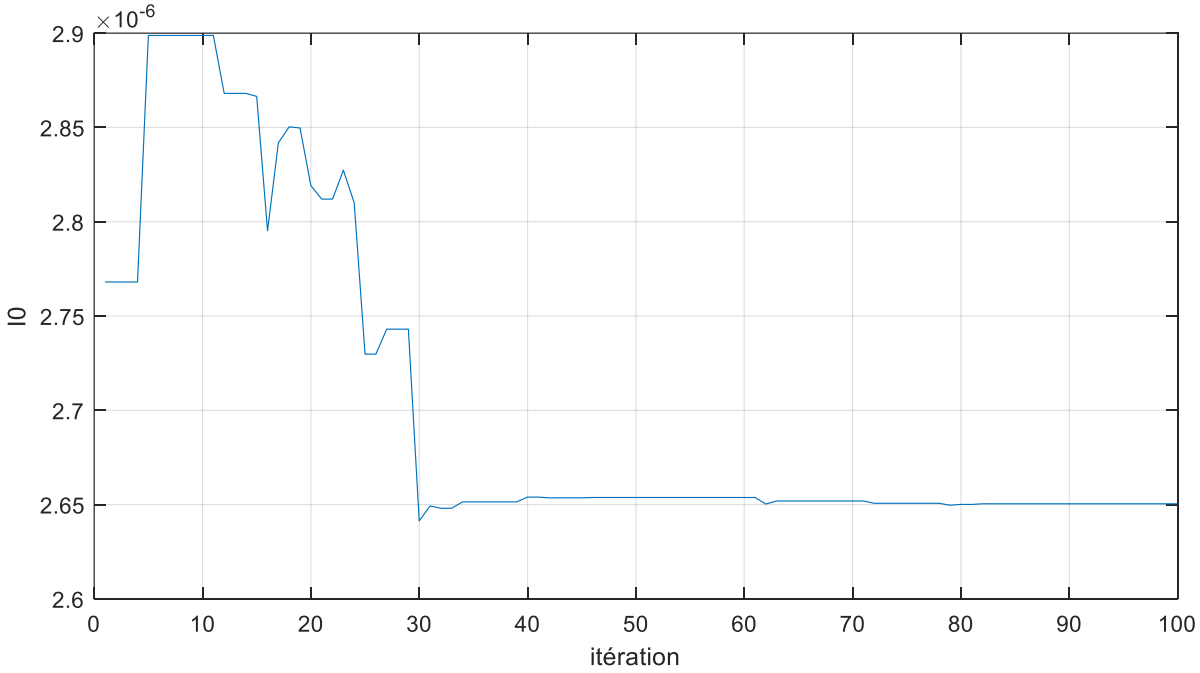


Figure III.25 Variation de meilleur I_0 par rapport nombre des itérations.

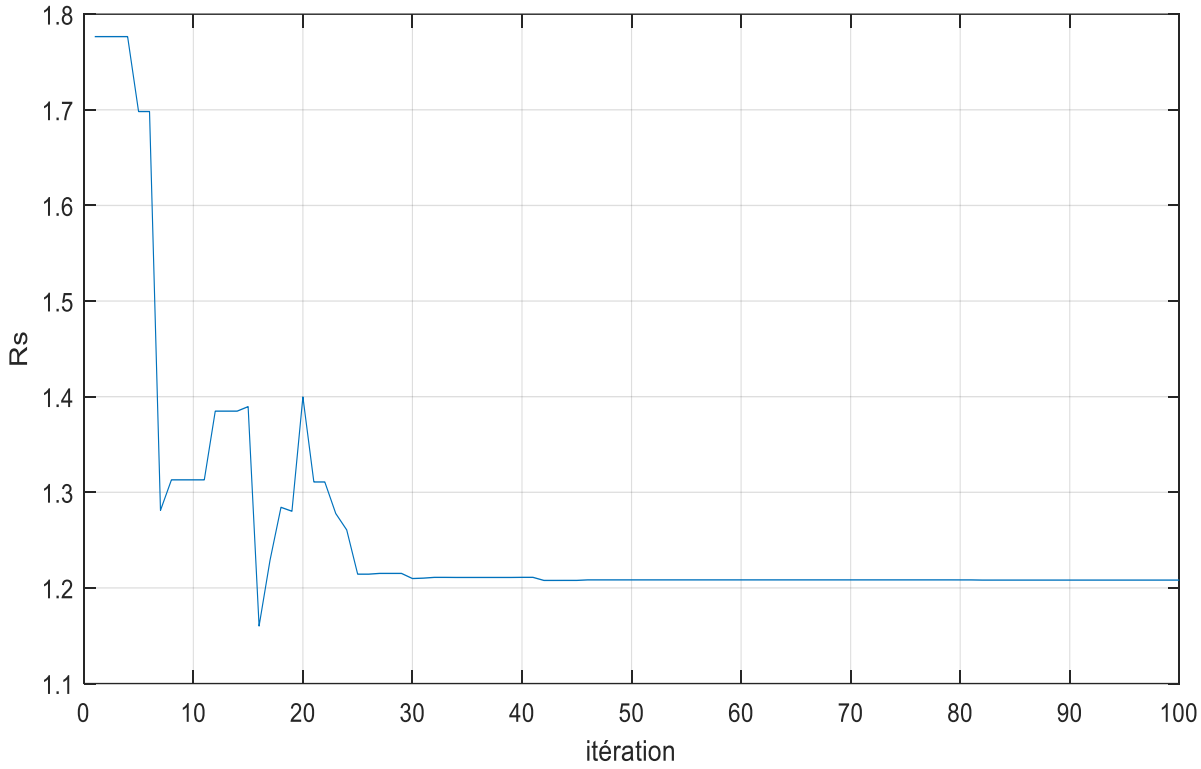


Figure III.26 Variation de meilleur $\mathbf{R_s}$ par rapport nombre des itérations.

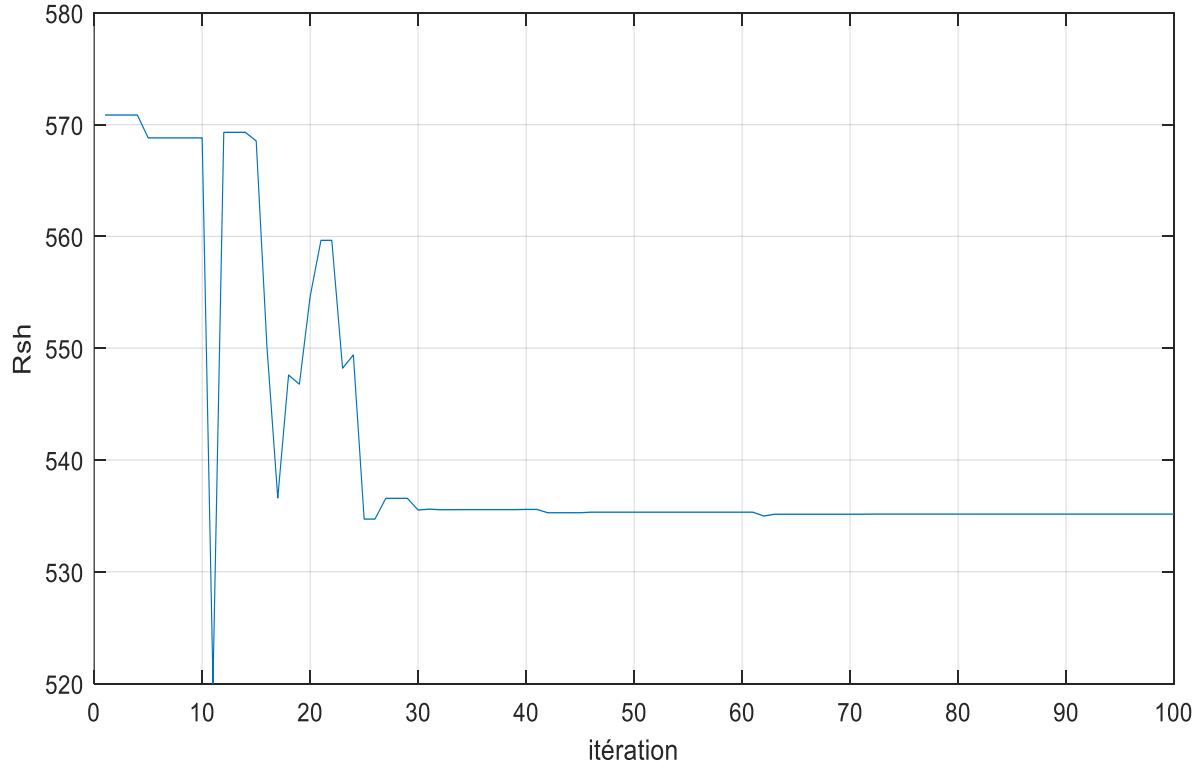


Figure III.27 Variation de meilleur $\mathbf{R_{sh}}$ par rapport nombre des itérations.

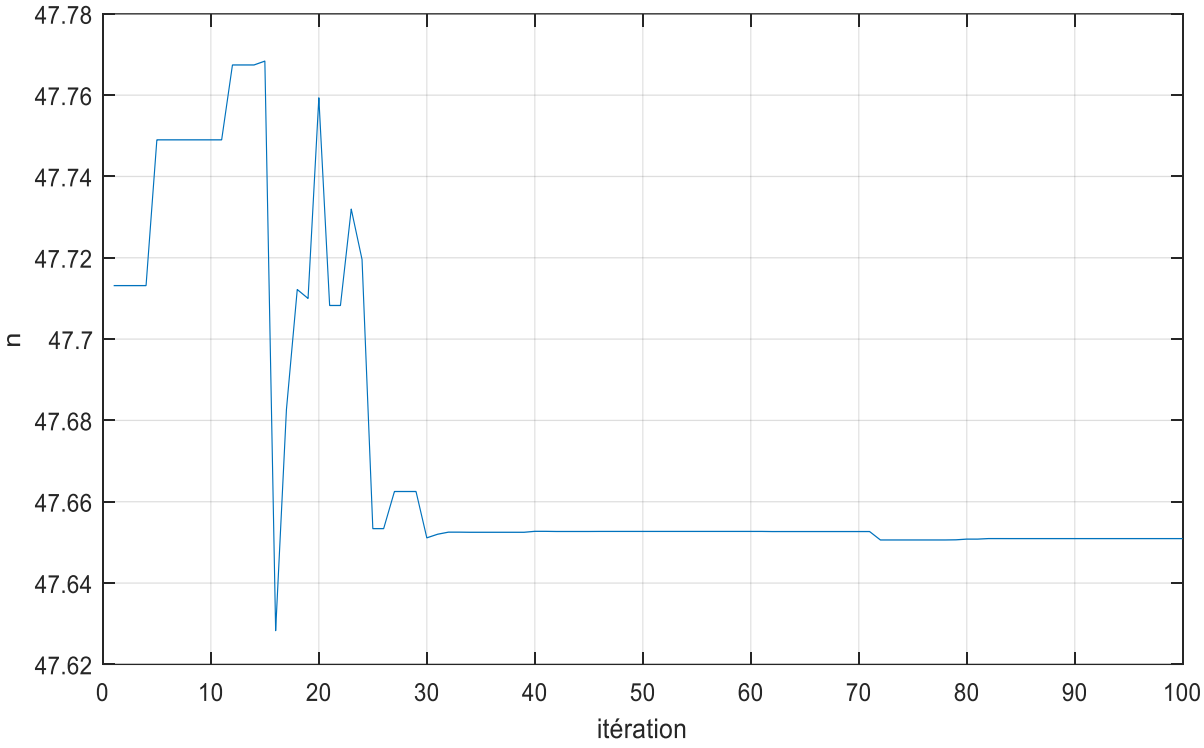


Figure III.28 Variation de meilleur **n** par rapport nombre des itérations.

La comparaison entre les caractéristiques expérimentales et les caractéristiques simulées du module PV sont illustrées dans la figure (III.29) par l'algorithme GA.

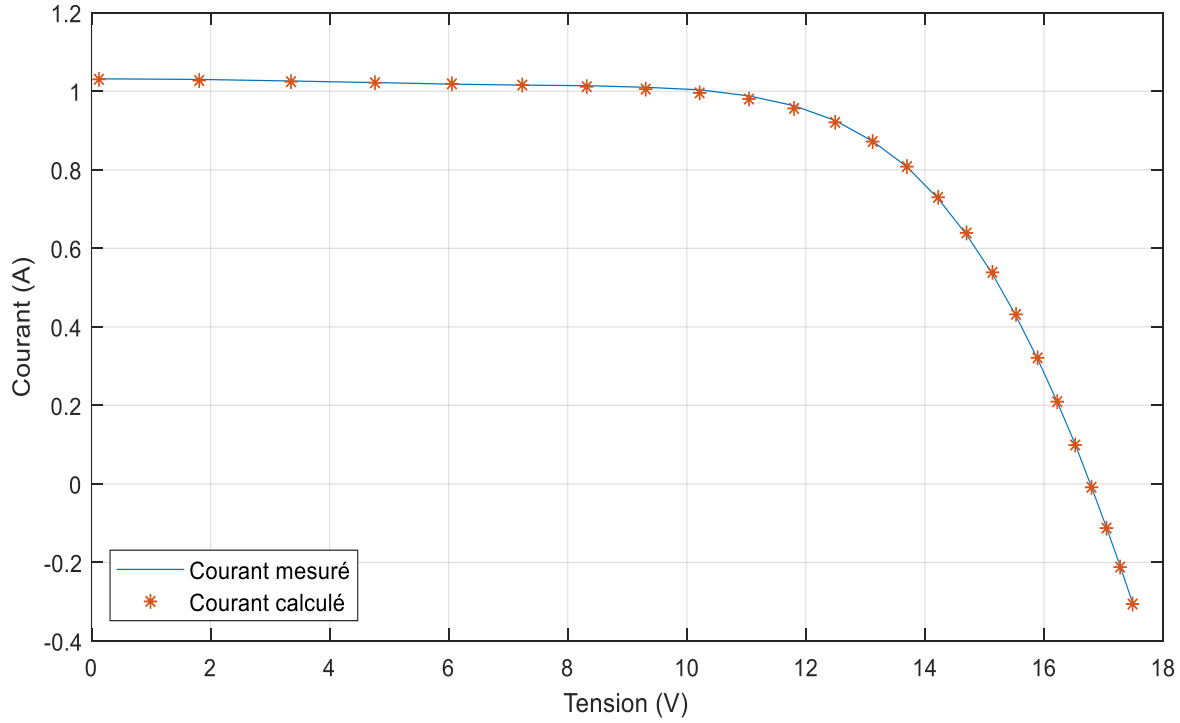


Figure III.29 Résultats de comparaison entre le courant mesuré et calculé le cas de module par GA

Tableau III.6 : Ajustement courbe des paramètres estimés du module PV.

Itération	V_m (V) [32]	I_m (A) [32]	I_{cal} PSO (A)	I_{cal} GA (A)	EAI based on PSO	EAI based on GA	EAI based on FA [30]	EAI based on Bouzidi et al. [31]
1	0.1248	1.0315	1.0311	1.0313	0.000409	0.00018	6.21 1e-4	7.7475e-05
2	1.8093	1.0300	1.0288	1.0281	0.001163	0.00184	0.0014	0.001645391
3	3.3511	1.0260	1.0267	1.0252	0.000722	0.000783	5.33e-4	0.000495255
4	4.7622	1.0220	1.0247	1.0224	0.002657	0.000413	0.0025	0.000771843
5	6.0538	1.0180	1.0225	1.0195	0.004453	0.00156	0.0043	0.001971045
6	7.2364	1.0155	1.0198	1.0163	0.004253	0.000838	0.0042	0.001243466
7	8.3189	1.0140	1.0159	1.0121	0.001912	0.001886	3.853e-5	0.001553998
8	9.3097	1.0100	1.0099	1.0058	0.000141	0.004145	7.518e-5	0.003985862
9	10.2163	1.0035	1.0000	0.9959	0.003543	0.007539	0.0034	0.007721693
10	11.0449	0.9880	0.9840	0.9802	0.004019	0.00778	0.0038	0.008442889
11	11.8018	0.9630	0.9592	0.9558	0.003758	0.007108	0.0035	0.008368167
12	12.4929	0.9255	0.9230	0.9201	0.002510	0.005348	0.0025	0.007217233
13	13.1231	0.8725	0.8731	0.8707	0.000590	0.001770	2.427e-4	0.003931467
14	13.6983	0.8075	0.8085	0.8064	0.000994	0.001042	3.001e-5	0.003598334
15	14.2221	0.7265	0.7299	0.7279	0.003379	0.001419	0.0016	0.000824159
16	14.6995	0.6345	0.6391	0.6369	0.004616	0.002492	0.0020	0.000681443
17	15.1346	0.5345	0.5390	0.5365	0.004520	0.00202	0.0011	0.000404116
18	15.5311	0,4275	0.4327	0.4297	0.005230	0.00222	0.0011	0.001261056
19	15.8929	0.3185	0.3231	0.3194	0.004580	0.000994	1.330e-4	1.36166e-05
20	16.2229	0.2085	0.2127	0.2084	0.004176	0.000014	9.548 e-4	0.001034466
21	16.5241	0.1010	0.1035	0.0987	0.002500	0.002279	0.0029	0.00448283
22	16.7987	-0.0080	-0.0028	-0.0080	0.005233	0.000096	2.913e-4	0.00022555
23	17.0499	-0.1110	-0.1054	-0.1111	0.005633	0.000199	9.520e-5	0.000751118
24	17.2793	-0.2090	-0.2034	-0.2096	0.005636	0.000645	1.774e-4	0.000524973
25	17.4885	-0.3030	-0.2962	-0.3028	0.006845	0.000166	0.0015	0.0005249
Total IAE	/	/	/	/	0.083483	0.054825	0.0393	0.064183

La figure III.30 montre l'EAI calculé à l'aide dès l'algorithme appliques : PSO et GA comparé avec algorithme Firefly [30] et le travail de Bouzidi et al [31] pour le modèle d'un panneau PV.

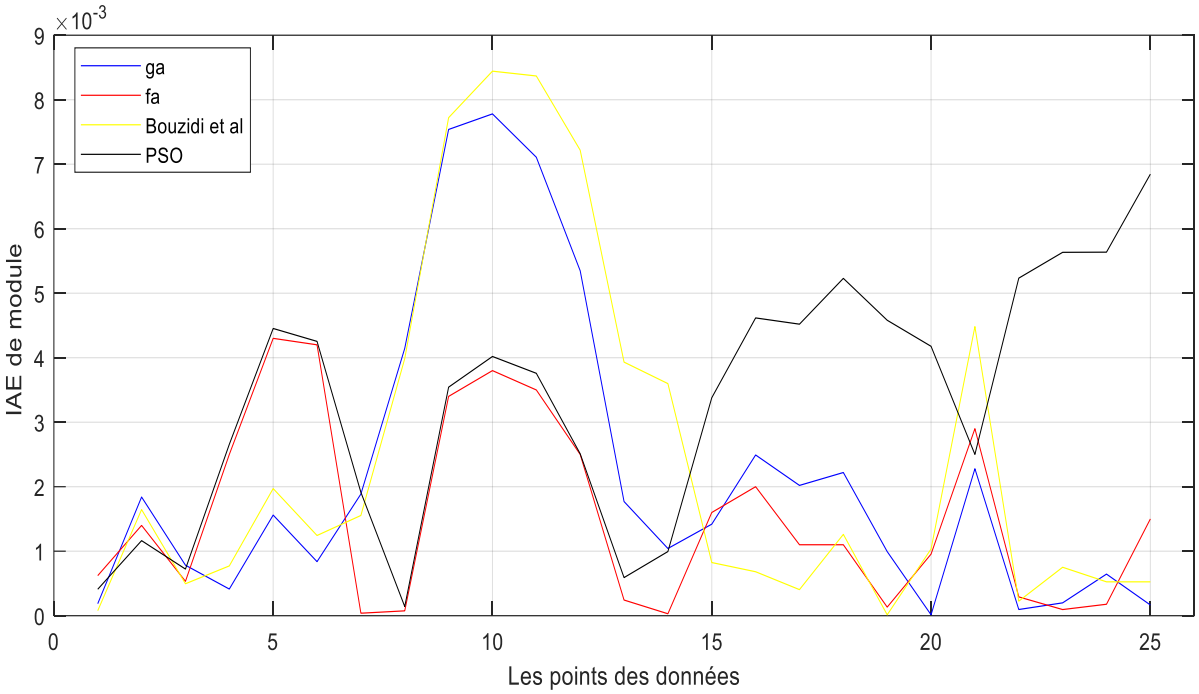


Figure III.30 Profils EAI pour différents algorithmes d'estimation

III.6 Conclusion :

Dans ce chapitre, deux techniques d'optimisations basées sur l'algorithme d'optimisation PSO et GA sont appliquées pour estimer les paramètres inconnus de cellule et panneau PV à simple diode. Pour étudier l'efficacité de l'approche appliquée, des études comparatives avec d'autres techniques sont présentées. L'évaluation de la qualité des paramètres identifiés est également donnée. Les résultats démontrent la haute performance de l'approche applique, la grande précision des paramètres estimés et la courbe I (V) calculée est en bon accord avec les données expérimentales I (V). On à conclure à travers les résultats de la simulation que les méthodes d'identification PSO et GA ont une grande capacité de recherche globale, et la vitesse de convergence PSO est très rapide avec l'utilisation de quelques paramètres.

Les résultats montrent que l'algorithme PSO et GA proposé peut être un outil efficace pour résoudre le problème d'optimisation de l'identification des paramètres des modèles de cellules solaires.

Conclusion Générale

Conclusion Générale :

Le travail présenté dans ce mémoire concerne particulièrement l'application de deux méthodes d'extraction des paramètres caractéristiques d'une cellule et module solaire photovoltaïque.

Dans ce mémoire, on a appliqué deux techniques basée sur l'algorithme génétique (GA) et l'algorithme par essaim particulaire (PSO) pour l'extraction des paramètres électriques de cellule et module PV. Cette méthode est basée sur la caractéristique courant tension I-V de la cellule solaire pour un éclairement et une température donnée. Les paramètres précis du modèle mathématique jouent un rôle clé dans la simulation, l'évaluation et l'optimisation des systèmes de cellules solaires.

L'application de l'algorithme génétique a permis de construire une solution de bonne qualité avec un temps raisonnable pour le problème d'ordonnancement avec un nombre élevé de taches.

Les algorithmes génétiques semblent être une technologie prometteuse et s'adaptent mieux aux applications complexes.

L'algorithme PSO trouve de bonnes solutions dans un temps beaucoup plus court que d'autres algorithmes évolutionnaires, l'amélioration de la qualité des solutions ne peut être garantie en augmentant le nombre d'itérations. De plus de sa simplicité à mettre en œuvre et son exécution conduit à l'obtention de très bon résultat, rapidement et facilement avec peu de paramètre à ajuster.

La comparaison des résultats obtenus par les deux méthodes et ceux déjà publies sont très proches.

Bibliographies :

[1] B.zerguine "Modélisation d'un système de production électrique par la cellule photovoltaïque", Mémoire de magister, Département d'électrotechnique Université badji mokhtar Annaba , Algérie 2010.

[2] Sfer 2015, Les cellules photovoltaïque, https://www.leguideduchauffage.com/le-solaire.html.

[3] N.benhaddouche "La commande d'un système photovoltaïque d'un satellite" Mémoire de master, Département de génie électrique et électronique, Université abou bekr belkaid Tlemcen, Algérie 2014.

[4] K.touafek, "Etude d'un capteur solaire hybride photovoltaïque thermique", Mémoire de magister, école nationale polytechnique, Algérie, 2005.

[5] L.lazar, N.mebarki, "Etude d'un système photovoltaïque", Mémoire de master, Département : électrotechnique, Université amira de Bejaïa, Algérie, 2014.

[6] M.louazene**,** "Contribution à l'optimisation des systèmes photovoltaïques utilisés pour l'irrigation dans les zones sahariennes application zone d'Ouargla", Mémoire de magister**,** Département d'électrotechnique, Université el hadj lakhdar – Batna, Algérie, 2008.

[7] Thibault laconde,l les déférent types de cellule photovoltaique :http://energie-developpement.blogspot.com/2012/01/cellules-photovoltaique-technologies.html.

[8] A.méroian, O.hamdoud, "Etude comparative entre différents modelés électriques photovoltaïques", Mémoire de master, département des sciences et technique, Université larbi ben m'hidi de Oum el Bouaghi, Algérie 2012.

[9] M.missoum, "Contribution de l'énergie photovoltaïque dans la performance énergétique de l'habitat à haute qualité énergétique en Algérie" Département de génie mécanique ; Université hassiba benbouali de chelf, Algérie ; 2010/2011.

[10] H**.**berrezzoug, "Principe de fonctionnement et mesure des caractéristiques d'une cellule photovoltaïque", Mémoire de master, Département de physique, Université Dr moulay tahar de Saida, Algérie 2016.

[11] A.zerdoudi, R.chenni, "Etude de l'influence des différents paramètres sur un module photovoltaïque», faculté des sciences de la technologie, Université des frères mentouri de Constantine Algérie ,2015.

[12] S.bensalem, "Effets de la température sur les paramètres caractéristiques des cellules solaires", Mémoire de maitrise ; Département de physique université ferhat abbas – Sétif Algérie ; 2011.

[13] Oriol planas avantage de l'énergie solaire ;https://lenergie-solaire.net/qu-est-ce-que-energie-solaire/avantages-inconvenients/avantages

[14] M.bachani; "Identification paramétrique de la machine asynchrone" ; Mémoire de magister Département d'automatique Université des sciences et technologie mohamed boudiaf, Oran, Algérie 2012-2013.

[15] S.bouteraa. "Contribution à l'identification numérique expérimentale d'une machine à courant continu" Mémoire de master en électrotechnique, Université larbi ben m'hidi Oum el bouaghi, Algérie 2011.

[16] B.djilali "Cours identification chiii: méthodes graphiques", hassiba ben bouali Université de Chleff, Algérie 2011.

[17]A.debbah, "Identification des systèmes", Département de pétrochimie et génie des procèdes Université de 20 aout 1955 – Skikda, Algérie, 2015-2016.

[18] M. douiri et al ; Cours des méthodes de résolution exactes heuristiques et métaheuristiques ; laboratoire de recherche mathématiques, Université mohammed v, faculté des sciences de Rabat.

[19] V.cooren, "Perfectionnement d'un algorithme adaptatif d'optimisation par essaim particulaire". Thèse de doctorat applications en génie médical et en électronique. Université de paris 12 val de marne, France. 2008.

[20] A.bestaoui , "Gestion de spectre dans un réseau de radio cognitive en utilisant l'algorithme d'optimisation par essaim de particules", Mémoire de master , Département d'informatique, Université abou bakr belkaid– Tlemcen, Algérie, 2014 – 2015.

[21] M.meddah, A.hadjadj, "Optimisation de la qualité de service (qos) dans un réseau gsm en utilisant l'algorithme d'optimisation par essaims de particules (pso) ", Mémoire de master, Département : informatique, Université Dr. tahar moulay Saida, Algérie, 2018.

[22] C.guillaume, Optimisation par essaim de particules, epita, 14-16 rues voltaire, 94270 le kremlin-bicêtre, France 2009.

[23] O. guenounou, "Méthodologie de conception de contrôleurs intelligents par l'approche génétique- application à un bioprocédé", Thèse de doctorat discipline ou spécialité : systèmes automatiques, délivré par l'Université Toulouse iii - Paul sabatier2009.

[24] D.ghilas, "Modélisation des systèmes photovoltaïques avec des techniques du soft computing" mémoire de master, Département génie électrique, Université Abderrahmane mira de Bejaia, Algérie 2011/2012.

[25] A.belbachir et al. Programmation génétique. https://perso.liris.cnrs.fr/alain.mille/enseignements/master_ia/rapports_2006/Programmation%20Genetique_4p.pdf.

[26] A.karray, "Contribution à l'ordonnancement d'ateliers agroalimentaires utilisant des méthodes d'optimisation hybrides", Thèse de doctorat, Département automatique et informatique industrielle, école nationale d'ingénieurs de Tunis, 2011.

[27] N.ali saoucha, "Paramétrage des algorithmes génétiques pour l'optimisation de la qos dans les réseaux radios cognitifs", Mémoire de magistère, Département d'informatique, Université de m'silla, Algérie 2013.

[28] Easwarakhanthan,t,et al "Nonlinear minimization algorithm for determining the solar cell parameters with microcomputers" .International jornal of solar energy 4.1 (1986) : 1-12.

[29] E. askarzadeh, A.rezazadeh , "Parameter identification for solar cell models using harmony search-based algorithms", Daculty of Electrical and computer engineering, shahid beheshti université, g.c., evin 1983963113, tehran, iran, available 2012.

[30] B.benaissa, "Identification paramétrique d'un panneau photovoltaïque par l'algorithme Firefly, mémoire de master, département du génie électrique, université Dr Yahia fares Médéa, Algérie 2019.

[31] Bouzidi ,K,m chegaar, and N.nehoua. New method to extract the parameters of solar cells from their illuminated iv curve. 4th International Conference on computer integrated manufacturing ,Sétif , Algérie 2007.

[32] M.jieming et al ; "Parameter estimation of photovoltaic models via cuckoo search", research article, Université, 111 ren'ai road, suzhou dushu lake, het, jiangsu province 215123, china; 2013.