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 : Automatique

Spécialité : Automatique et systèmes

Identification paramétrique d'un panneau photovoltaïque par l'algorithme FireFly

---

Présenté par :

M : BENAISSA Brahim

Proposé et Dirigé par :

Dr : OULD CHERCHALI Noureddine

Dr : AMOKRANE Zouhir

Année Universitaire 2018/2019

Remerciement

Au terme de ce travail :

*Nous tenons à remercier tout d'abord **Dieu** le tout puissant*

Et maître de l'univers qui nous a donné la force nécessaire, le fort

Volonté et la patience afin d'accomplir ce travail.

Nous tenons à exprimer notre gratitude nos enseignants de

Département Génie Electrique et d'Informatique de l'université

DR. Yahia Farés De Médéa.

Nous remercions également par la même occasion, notre

Promoteur Monsieur OULD CHERCHALI et AMOKRAN Zohir

Pour l'aide quel nous a apporté, pour sa disponibilité, ainsi pour ses précieux conseils. L'honneur qu'il nous a fait, en présidant le jury de Cette thèse.

Nous exprimons, également nos remerciements à l'examinateur qui Participer à l'examen de ce travail.

Enfin nous adressons nos reconnaissances à tous ceux qui nous ont aidés de près ou de loin.

Dédicace

Merci à Dieu:

Donner cet humble travail à ceux qui sont

Plus cher et spécial

A mon cher père "qu'Allah ait pitié de lui"

À ma chère mère, exprimant mon amour pour elle, mon respect et ma gratitude pour sa patience et ses sacrifices au cours de ses longues années, Dieu les sauva.

À mes amis

A tous ceux qui me connaissent de près ou de loin.

Brhim Benaissa

ملخص

طريقة اليراع هي تقنية تحسين قصوى تحاول إعادة إنتاج الظواهر الطبيعية أو السلوكيات الاجتماعية. تم أخذ السلوك الوامض لسلوك اليراع في الاعتبار لإنشاء خوارزمية اليراع (FA). يقترح العمل الحالي طريقة لاستخلاص معلمات الوحدة الكهروضوئية (PV)، يعد ضبط معلمات الخوارزمية أمرًا مهمًا لتحقيق نتائج أفضل.
تتم مقارنة قيم المعلمات المثلى المستخرجة للنموذج أحادي الصمام بواسطة خوارزمية Firefly بتلك الموجودة في العديد من التقنيات الأخرى المستندة إلى نفس البيانات.

الكلمات المفتاحية : خوارزمية اليراع ، الألواح الشمسية ، التحسين ، السطوع ، طرائق الميتاهيروستك .

Résumé

La méthode de Firefly est une technique d'optimisation globale qui tente de reproduire des phénomènes naturels ou des comportements sociaux. La caractéristique de clignotement du comportement de la luciole a été prise en compte pour construire l'algorithme de la luciole (FA). Le présent travail propose une méthode d'extraction de paramètres de module photovoltaïque (PV). Ajuster les paramètres de l'algorithme est très important pour obtenir de meilleurs résultats.
Les valeurs des paramètres optimaux extraits pour le modèle à une seule diode par l'algorithme Firefly sont comparées à celles trouvées par plusieurs autres techniques basées sur les mêmes données.

Mots-clés: Algorithme Firefly, panneaux photovoltaïque, optimisation, luminosité, méthode métaheuristique

Abstract

The firefly method is a global optimization technique that attempts to reproduce natural phenomena or social behaviors. The flashing behavior of the firefly behavior was taken into account to construct the firefly algorithm (FA). The present work proposes a method for extracting photovoltaic module (PV) parameters. Adjusting the parameters of the algorithm is very important for better results.
The values of the optimal parameters extracted for the single-diode model by the Firefly algorithm are compared to those found by several other techniques based on the same data.

Keywords: Firefly Algorithm, photovoltaic panels, optimization, brightness, met-heuristic method

Table des matières

Introduction générale

Chapitre I : Modélisation de cellule et module photovoltaïques

I.1 Introduction 3

I.2 L'effet photovoltaïque 3

I.3 La cellule photovoltaïque 3

I.4 Les différentes technologies 4

I.4.1 Les cellules monocristallines 4

I.4.2 Les cellules poly cristallines 5

I.4.3 Les cellules amorphes 5

I.5 Modélisation du module photovoltaïque 6

I.5.1 Modèle à une diode 6

I.5.2 Modèle à deux diodes 7

I.6 Paramètres électriques du module photovoltaïque 8

I.6.1 Courant de court-circuit Icc 8

I.6.2 Tension à circuit ouvert Vco 9

I.6.3 Puissance maximale P_{max} 9

I.6.4 Facteur de Forme FF 10

I.6.5 Rendement 10

I.7 Influence des différents paramètres sur la caractéristique I (V) 11

I.7.1 Influence de l'éclairement 11

I.7.2 Influence de la température 12

I.7.3 Influence des résistances série et shunt 13

I.8 Association des cellules photovoltaïques 14

I.8.1 Association série 14

I.8.2 Association parallèle 15

I.8.3 Branchement mixte 15
I.9 Avantages et inconvénients de l'énergie photovoltaïque 16
I.9.1 Avantages 16
I.9.2 Inconvénients 17
I.10 Conclusion 17

Chapitre II : Technique d'identification des systèmes

II.1 Introduction 18
II.2 L'indentification non-paramétrique 18
II.3 L'identification paramétrique 18
II.4 Identification graphique 19
II.5 Identification basée sur l'erreur de sortie 22
II.6 Identification basée sur l'erreur de prédiction 23
II.7 Méthodes métaheuristiques 23
II.7.1 Optimisation par algorithmes génétiques (AG) 24
II.7.2 L'optimisation des essaims de particules (PSO) 24
II.8 Conclusion 25
III.1 Introduction 26

Chapitre III : L'algorithme de Firefly

III.2 Les lucioles naturelles 26
III.3 Algorithme des Lucioles (FireFly Algorithm) 27
III.3.1 Principe de fonctionnement de l'algorithme des Lucioles 28
III.3.2 Génération de la population initiale 30
III.3.3 Fonction d'évaluation 30
III.3.4 Classement 31
III.3.5 Déplacement et mise à jour 31
III.3.6 Convergence 32
III.3.7 Critère d'arrêt 32

III.4 Paramétrages des algorithmes Firefly.....33
III.4.1 Intensité lumineuse et attractivité.....33
III.4.2 La distance.....34
III.4.3 Le mouvement.....34
III.4.4 Nombre de luciole.....35
III.4.5 Coefficient d'absorption.....35
III.4.6 Nombre de génération.....35
III.5 Pourquoi l'algorithme Firefly est si efficace?.....35
II.7 Conclusion.....37

Chapitre IV : Résultat et comparaison

IV.1 Introduction.....38
IV.2 Estimation de paramètre.....38
IV.3 Identification de paramètres et fonction objectif.....38
IV.4 Étude de cas 1: Modèle de cellule solaire utilisant un modèle à diode unique.....39
IV.5 Étude de cas 2: Modèle de module PV utilisant un modèle à diode unique.....45
IV.6 Conclusion.....47
Conclusion générale
Bibliographie

Liste des figures

Chapitre I

Figure I. 1: coupe transversale d'une cellule PV.....4
Figure I. 2: la Cellule PV monocristallin....5
Figure I. 3: Cellule PV poly cristalline....5
Figure I. 4: Cellule photovoltaïque amorphe....6
Figure I. 5: Schéma équivalent d'une cellule PV, modèle à une diode....6
Figure I. 6: Schéma équivalent d'une cellule PV, modèle à deux diodes....7
Figure I. 7: la courbe courant-tension I(V)....9
Figure I. 8: La courbe Puissance-tension P(V)....10
Figure I. 9: Courbes courant-tension pour différentes éclairement, T=298K.....11
Figure I. 10: Courbes puissance-tension pour différents éclairements, T=298K.....12
Figure I. 11:Courbes courant-tension pour différentes températures, E=1000[W/m²].....12
Figure I. 12: Courbes puissance-tension pour différentes températures, E=1000[W/m²].....13
Figure I. 13: Influences des résistances séries et shunt....14
Figure I. 14: Caractéristique résultante d'un groupement de ns cellules en série.....14
Figure I. 15: Caractéristique résultante d'un groupement de np photovoltaïque*cellules en parallèle.*....15
Figure I. 16: Caractéristique d'un assemblage série/parallèle de n_s et np cellules PV identiques....16

Chapitre II

Figure II. 1: Réponse d'un système du premier ordre à un échelon.....19
Figure II. 2: Réponse d'un système du premier ordre à une impulsion Dirac.....20
Figure II. 3: système du premier ordre avec retard....21
Figure II. 4: Principe d'identification fondé sur l'erreur de sortie.....22
Figure II. 5 : Principe d'identification foncée sur l'erreur de prédiction....23

Chapitre III

Figure III. 1 : Les Lucioles naturelles.....27
Figure III. 2 : Fonctions mono critère et multi critère.....31
Figure III. 3: Déplacement des lucioles dans une itération.....32
Figure III. 4 : la représentation 3D de fonction....36

Figure III. 5 : Emplacement initial de 25 lucioles (à gauche) et leur emplacement final après 50 itérations (à droite)......37
Figure III. 6 : la variation de meilleur élément de x.et y 37

Chapitre IV

Figure IV. 1 : La variation de meilleur cout (fitness) cas de cellule solaire......40
Figure IV. 2 : la variation de paramètres estimés (Iph) de cellule solaire 40
Figure IV. 3: la variation de paramètres estimés (n) de cellule solaire 41
Figure IV. 4 : la variation de paramètres estimés (I0) de cellule solaire 41
Figure IV. 5 : la variation de paramètres estimés (Rs) de cellule solaire 42
Figure IV. 6 : la variation de paramètres estimés (Rsh) de cellule solaire 42
Figure IV. 7 : Résultats de comparaison entre le courant mesuré et calculé. 43
Figure IV. 8 : Profils IAE pour différents algorithmes d'estimation (cas de cellule solaire). .44
Figure IV. 9 : La variation de mielleur cout (fitness), cas de module......45
Figure IV. 10:Résultats de comparaison entre le courant mesuré et calculé en cas de module 47

Liste des tableaux

Chapitre I

Chapitre II

Chapitre III

Chapitre IV

Tableau IV. 1 : Gamme supérieure et inférieure des paramètres de cellules solaires.....39

Tableau IV. 2: Comparaison entre différentes extractions de paramètres. 39

Tableau IV. 3 : Ajustement courbe des paramètres estimés de la cellule solaire. 43

Tableau IV. 4: Paramètres estimés du modèle de module PV en utilisant différentes méthodes. 45

Tableau IV. 5 : Ajustement courbe des paramètres estimés du module PV. 46

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 délivré par la résistance parallèle (A).

I_d : Courant de la diode (A).

V_{CO} : Tension de circuit ouvert (V).

I_{CC} : Courant de court-circuit (A).

I_{PV} : Courant délivré par le panneau photovoltaïque(A).

v_{pv} : Tension délivré par le photovoltaïque (V).

V_t : Tension thermique.

v_d : Tension de la diode.

T : Température absolue (K) .

T_c : Température de la cellule (K).

I_0 : Courant de saturation de diode.

I_{sh}: Courant shunt (A).

R_s : Résistance série (Ω).

R_p : Résistances parallèle shunt (Ω).

N_p : Nombre de modules dans le panneau en parallèle.

N_s : Nombre de modules dans le panneau en série.

q : Charge de l'électron $(1{,}6.10^{-19}C)$.

k : Constant de Boltzmann $(1{,}38.10^{-23}J\ /\ K)$

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

A : Surface de la diode.

FF : Facteur de forme.

ç : Rendement.

K_2 : Constante de proportionnalité.

G : Irradiation solaire ($\frac{W}{m2}$).

â : L’attractivité.

ã : Le coefficient d'absorption.

â0 : L’attraction a $r = 0$.

á : Le coefficient

r_{ij} : La distance.

I(r) : L’intensité de la lumière.

Introduction générale

Depuis le début de la révolution industrielle, le besoin énergétique, sous ses diverses formes, a rencontré une augmentation très significative, ce qui a obligé les scientifiques de chercher de nouvelles solutions pour fournir et développer, et même de rationaliser l'exploitation des énergies.

Jusqu'à maintenant, l'énergie électrique est la source la plus utilisée dans les différents domaines, dans les plus grandes usines aux plus petits appareils électroniques, Pour générer cette énergie, plusieurs techniques sont utilisées, on trouve notamment les Générateurs, basés sur l'énergie fossile, particulièrement le pétrole, ou bien qui utilisent l'énergie nucléaire. Ces types d'énergie posent des problèmes environnementaux et même économiques, Ce qui a fait l'intérêt des énergies renouvelables d'intérêt pour de nombreux chercheurs, ces énergies ont un énorme avantage d'être d'origine naturelle, inépuisables et pas pollution atmosphérique, parce qu'ils n'émettent pas de gaz pour le réchauffement climatique.

Parmi les énergies les plus avancées, il existe une source importante d'énergie renouvelable qui peut être utilisée dans de nombreuses applications, énergie solaire, il est bien connu que de nombreuses cellules solaires sont connectées en série et en parallèle pour former un module PV. La modélisation précise des cellules solaires a suscité une attention suffisante au cours ces dernières années. Les courbes de sortie d'une cellule solaire présentent des caractéristiques non linéaires et multi-variables déterminées par les paramètres de la cellule solaire décrivant son modèle dans différentes conditions de fonctionnement. Cependant, plusieurs modèles ont été introduits et se sont révélés efficaces pour représenter le comportement des systèmes de cellules solaires en prenant en compte de nombreuses variables physiques. Parmi eux, deux modèles de cellules solaires équivalents sont largement utilisés dans la pratique: les modèles à double diode et à diode unique .Le modèle à double diode contient sept paramètres inconnus et offre une plus grande précision. Au contraire, le modèle à une seule diode a cinq paramètres inconnus, son utilisation est donc beaucoup plus courante. 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. Les paramètres principaux des deux modèles comprennent le Photo-courant. (I_{ph}), Le courant de saturation (I_D), la résistance série (R_s), la résistance parallèle (R_{sh}) et le facteur d'idéalité de la diode (n). Les paramètres précis du modèle mathématique jouent un rôle clé dans la simulation, l'évaluation et l'optimisation des systèmes de cellules solaires. En conséquence, il est

nécessaire de prendre en compte l'identification des paramètres avec une méthode d'optimisation réalisable.

Récemment, différentes méthodes ont été présentées pour dériver des paramètres optimaux pour les panneaux solaires.

Les méthodes traditionnelles et les méthodes évolutives des principales espèces peuvent être considérées pour extraire le paramètre optimal, l'une des méthodes traditionnelles les plus importantes est la méthode de Newton Raphson. (Easwarakhanthan et al, 1986; Phang et al, 1984) [1], et méthode de conductivité (CM) (Chegaar et al. ،2001) [2], Et autres, les solutions de ces méthodes dépendent des valeurs des paramètres initiaux et peuvent être facilement capturées dans l'optimum local. Ainsi, les méthodes conventionnelles ne conviennent pas pour optimiser les paramètres globaux optimaux des cellules solaires.

Des algorithmes évolutifs sont donc proposés pour résoudre ces problèmes sur la base d'algorithmes de population optimaux globaux (Tamrakar et Gupta, 2015) [3], L'algorithme GA a utilisé une méthode pour résoudre le problème d'extraction de paramètres photovoltaïques en 2001 (Jervase et al, 2001), L'approche l'optimisation des essaims de particules (PSO) a été appliquée au problème de l'extraction des paramètres PV par Ye et al. (2009) et Wei et al. (2011).

Il existe une autre méthode métaheuristique qui s'appelle algorithme Firefly, bio-inspirée, introduite par Dr Xin – She Yan à l'université Cambridge en 2007. L'algorithme est basé sur le principe d'attraction entre les lucioles et simule le comportement d'un essaim de lucioles dans la nature.

Dans ce travail, nous viserons à extraire les paramètres optimaux du panneau solaire, en utilisant l'algorithme Firefly.

Pour atteindre l'objectif de notre travail, nous avons organisé dans ce mémoire quatre chapitres:

- Nous aborderons dans le premier chapitre une généralité sur les générateurs photovoltaïques, construction des cellules photovoltaïques.
- Dans le deuxième chapitre, nous mentionnons quelques méthodes d'identification des systèmes, méthode graphique et identification basée sur l'erreur de sortie et les algorithmes d'optimisation.
- Nous avons consacré le troisième chapitre à la définition de l'algorithme Firefly et de son principe de fonctionnement, ainsi que en expliquant les paramètres de l'algorithme de luciole, certains avantages et inconvénients.
- Le chapitre quatrième contient les résultats de notre travail et la comparaison avec d'autres méthodes.

I.1 Introduction

Le soleil est une source d'énergie renouvelable, inépuisable et gratuite. Pour cela, chaque personne peut produire son énergie électrique et la consommée en toute confiance. Cette énergie photovoltaïque signifie l'énergie solaire capturée par des panneaux solaires. Elle est convertie en électricité par l'effet photovoltaïque découverte par Becquerel en 1839. L'énergie PV est produite par des cellules PV installées sur des panneaux solaires. Ces cellules produisent un courant continu à partir de photons de la lumière du soleil. Les panneaux sont raccordés à des onduleurs convertissent le courant continu en courant alternatif. L'électricité produite est consommée directement par le propriétaire de l'installation PV, et la production excédentaire est injectée directement dans le réseau de distribution.

I.2 L'effet photovoltaïque

L'effet photovoltaïque dont le terme souvent abrégé par les lettres P et V est un phénomène physique propres à certains matériaux communément appelés les semi-conducteurs (souvent le silicium). Il est composé à partir de 3 étapes qui se résument en l'absorption de lumière par le matériau de la cellule P.V. Le transfert d'énergie des photons vers les charges électriques et finalement la collecte de charge.

La puissance du champ photovoltaïque est directement proportionnelle aux nombres de cellules employées dans une installation. Seulement, une exposition au rayonnement homogène de l'ensemble de la surface est exigée pour une meilleure rentabilité. Pailleurs, l'obtention de puissance maximale peut être assurée par observation des 3 critères : l'orientation, l'inclinaison et la température [4].

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.

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 [5].

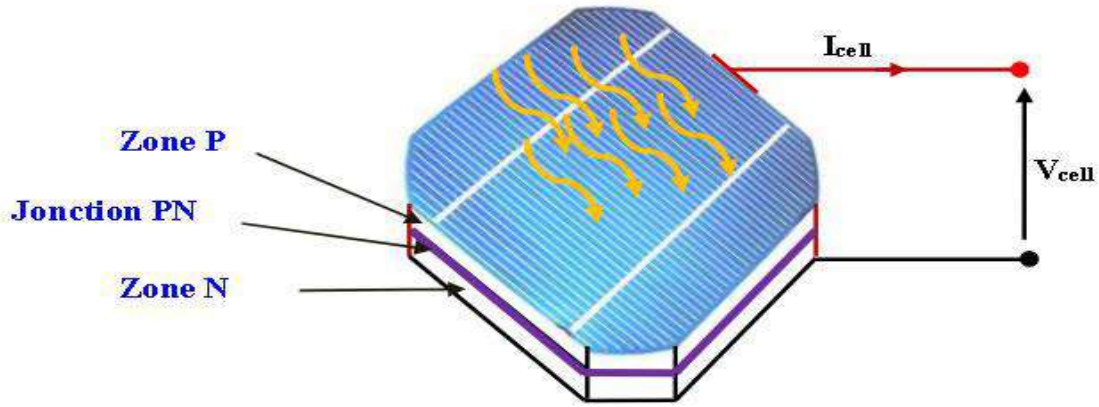


Figure I. 1: coupe transversale d'une cellule PV.

I.4 Les différentes technologies

Il existe un grand nombre de technologies mettant en œuvre l'effet photovoltaïque. Beaucoup sont encore en phase de recherche et développement.

Les principales technologies industrialisées en quantité à ce jour sont : le silicium mono ou poly-cristallin (plus de 80% de la production mondiale) et le silicium en couche mince à base de silicium amorphe ou CIS (Cuivre Indium sélénium) [6].

I.4.1 Les cellules monocristallines

Elles ont le meilleur rendement (de 12 à 18% voir jusqu'à 24.7 % en laboratoire). Cependant, elles coûtent trop chers due à leur fabrication complexe [6].

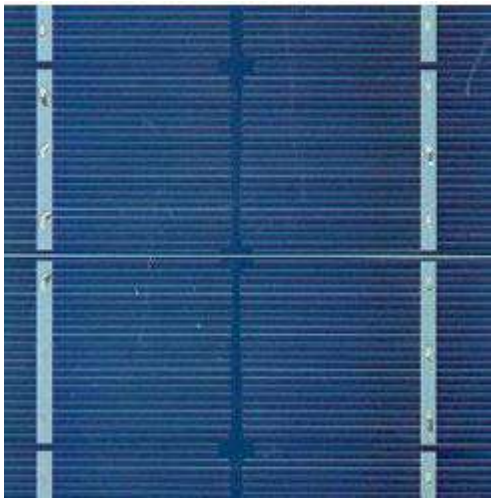


Figure I. 2: la Cellule PV monocristallin [6]

I.4.2 Les cellules poly cristallines

Leur conception est plus facile et leur coût de fabrication est moins important. Cependant leur rendement est plus faible : de 11% à 15% jusqu'à 19.8% en laboratoire) [6].



Figure I. 3: Cellule PV poly cristalline [6]

I.4.3 Les cellules amorphes

Elles ont un faible rendement (5% à 8%, 13% en laboratoire), mais ne nécessitent que de très faibles épaisseurs de silicium et ont un coût peu élevé. Elles sont utilisées couramment dans de petits produits de consommation telle que des calculatrices solaires ou encore des montres [7].

L'avantage de ce dernier type est le fonctionnent avec un éclairement faible (même par temps couvert ou à l'intérieur d'un bâtiment).

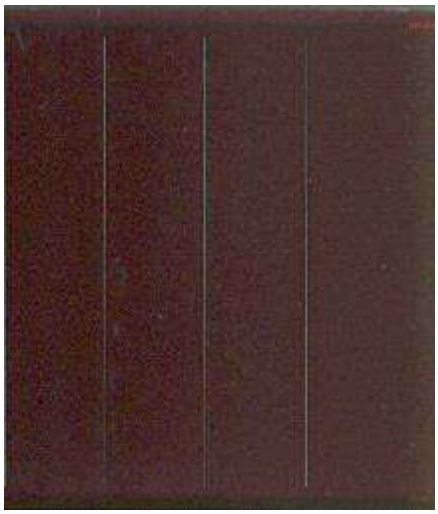


Figure I. 4: Cellule photovoltaïque amorphe. [7]

I.5 Modélisation du module photovoltaïque

I.5.1 Modèle à une diode

Une cellule PV peut se modéliser à partir de l'équation définissant le comportement statique de la jonction PN d'une diode classique. Ainsi, *la figure.I.5* illustre le schéma électrique équivalent d'une cellule PV réelle. Dans cette équation, on prend en compte le courant de court-circuit et les différentes résistances modélisant les pertes dues à la connectique. En statique, le comportement d'une cellule PV constituée d'une jonction PN à base de silicium peut être décrit par l'équation (I.1) [8].

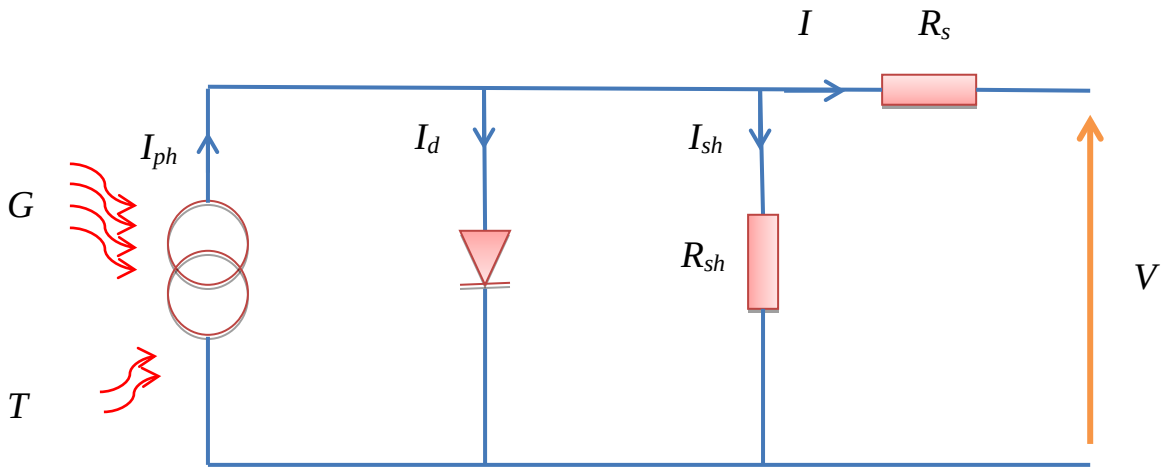


Figure I. 5: Schéma équivalent d'une cellule PV, modèle à une diode

$$I = I_{ph} - I_d - I_{sh} \quad \text{(I. 1)}$$

Avec :

$I_d = I_0\left(e^{\frac{q(V+IR_S)}{nkT}} - 1\right)$: Le courant traversant la diode.

I_0 : Le courant de saturation d'une diode.

$I_{sh} = \frac{V+I.R_S}{R_{sh}}$: Le courant délivré par la résistance de shunt.

En utilisant les équations ci-dessus, on peut déduire l'expression du courant délivré par la cellule photovoltaïque:

$$I = I_{ph} - I_0\left(e^{\frac{V+R_SI}{nV_t}} - 1\right) - \frac{V+R_SI}{R_{sh}} \quad \text{(I. 2)}$$

I.5.2 Modèle à deux diodes

Nous avons, cette fois-ci, deux diodes pour représenter les phénomènes de polarisation de la jonction P-N. Le schéma du générateur photovoltaïque devient dans ce cas celui de la figure suivante :

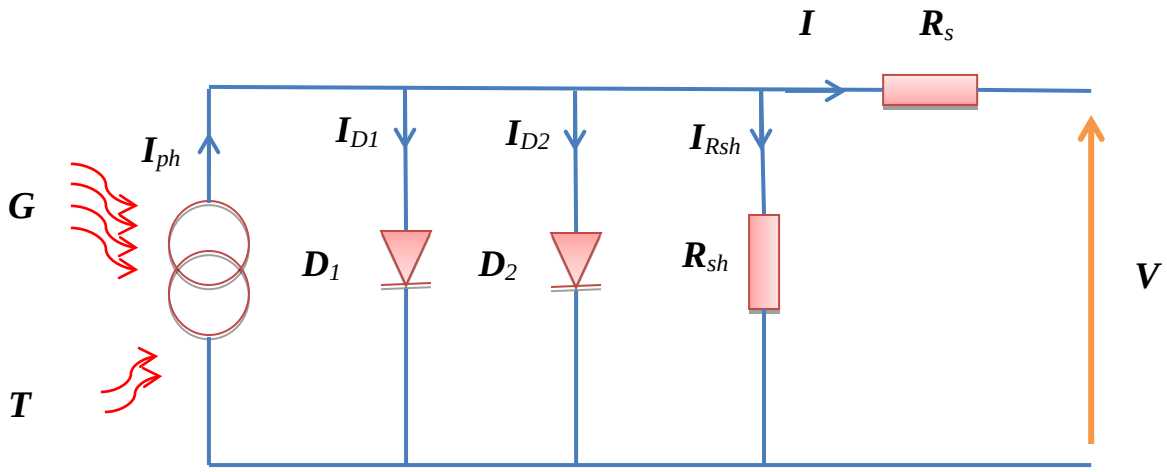


Figure I. 6: Schéma équivalent d'une cellule PV, modèle à deux diodes

En appliquant toujours la loi de Kirchhoff on a :

$$I = I_{ph} - I_{D1} - I_{D2} - I_{Rsh} \quad \text{(I. 3)}$$

Les courants des diodes sont donnés par :

$$I_{D1} = I_{s1}.\left[e^{(q\frac{V+R_SI}{n.k.T})} - 1\right] \quad \text{(I. 4)}$$

$$I_{D2} = I_{s2}.\left[e^{(q\frac{V+R_SI}{n.k.T})} - 1\right] \quad \text{(I. 5)}$$

Le courant délivré par la résistance de shunt donnés par :

$$I_{Rsh} = \frac{V+I.R_s}{R_{sh}} \quad \text{(I. 6)}$$

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

$$I = I_{ph} - I_{s1}.\left[e^{\left(q\frac{V+R_sI}{n.k.T}\right)} - 1\right] - I_{s2}.\left[e^{\left(q\frac{V+R_sI}{n.k.T}\right)} - 1\right] - \frac{V+I.R_s}{R_{sh}} \quad \text{(I. 7)}$$

Où :

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.

$I_{sh} = \frac{V+R_sI}{R_{sh}}$: Le courant délivré par la résistance parallèle.

Rs : Résistance en série, modélisant les pertes ohmiques du matériau et des contacts.

q : Charge d'électron $(1{,}60 \times 10^{-19}C)$

K : Constante de Boltzmann $(1.381 \times 10^{-23}\ J/K)$

n : Facteur d'idéalité de la diode, compris entre 1 à 2 en pratique.

T : La température effective de la cellule en kelvin.

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

I.6 Paramètres électriques du module photovoltaïque

Les paramètres des cellules photovoltaïques $(I_{cc}, V_{co}, P_{max}, n, FF, ç)$, extraits des caractéristiques courant-tension, permettent de comparer différentes modules éclairées dans des conditions identiques.

I.6.1 Courant de court-circuit I_{cc}

Il s'agit du courant obtenu en court-circuitant les bornes du module (V= 0). Il croît linéairement avec l'intensité d'illumination du module et dépend de la surface éclairée, de la longueur d'onde du rayonnement, de la mobilité des porteurs et de la température. On peut écrire :

$$I_{cc}(v = 0) = I_{ph} \quad \text{(I.8)}$$

I.6.2 Tension à circuit ouvert V_{co}

Elle dépend de la barrière d'énergie et de la résistance shunt. Elle décroît avec la tension à circuit ouvert est obtenue quand le courant qui traverse le module est nul.

La température et varie peu avec l'intensité lumineuse :

$$V_{co}(I=0) = nv_T Ln(\frac{I_{ph}}{I_s} + 1) \qquad \text{(I. 8)}$$

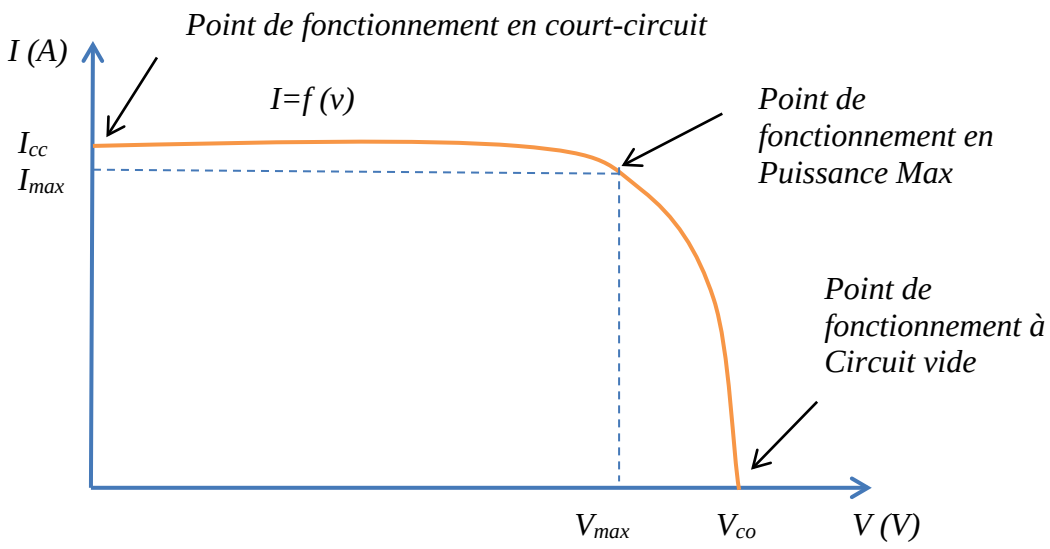


Figure I. 7: la courbe courant-tension I(V)

I.6.3 Puissance maximale P_{max}

La puissance fournie au circuit extérieur par une cellule photovoltaïque sous éclairement dépend de la résistance de charge (résistance externe placée aux bornes du module). Cette puissance est maximale (notée Pmax) pour un point de fonctionnement Pmax (I_{max}, V_{max}) de la courbe courant-tension (courants compris entre 0 et Icc et tension comprise entre 0 et V_{co}).

$$P_{max} = I_{max} \times V_{max} \qquad \text{(I. 9)}$$

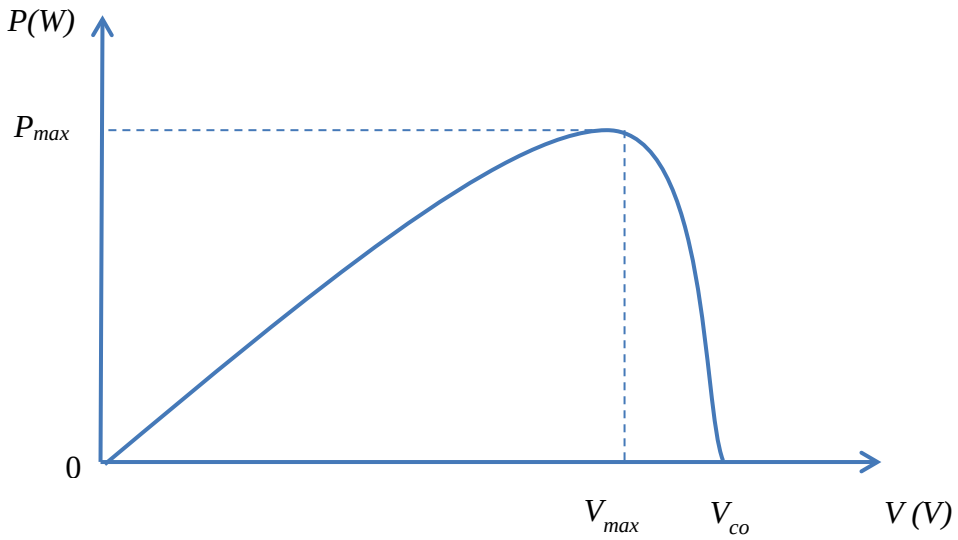


Figure I. 8: La courbe Puissance-tension P(V)

I.6.4 Facteur de Forme FF

Il mesure le caractère rectangulaire de la courbe I-V ; ainsi il détermine la qualité électrique de la cellule. Il est défini à partie des paramètres précédents par relation

$$FI = \frac{P_m}{V_{co} I_{cc}} \qquad \text{(I. 10)}$$

On définit le facteur de forme dans le cas général comme suit :

$$FF = FI\left(1 - \frac{V_{co}}{R_{sh} I_{cc}} - \frac{I_{cc} R_s}{V_{co}} + \frac{R_s}{R_{sh}}\right) \qquad \text{(I. 11)}$$

Ou FI est le facteur de forme idéal de la cellule.

Le facteur de forme en fonction de la tension de circuit ouvert Vco et de résistance série Rs et shunt Rp de la cellule. Le FF l'est d'autant plus grand que Vco et Rp sont grand que Rs est petit. Un bon facteur de forme nécessite $Rs < 1Ù \; et \; Rsh > 10^4$.

I.6.5 Rendement

Le rendement 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 P_{in}.

$$\eta = \frac{P_{max}}{P_{in}} = \frac{I_{max} V_{max}}{P_{in}} = \frac{FF I_{cc} V_{co}}{P_{in}} \qquad \text{(I. 12)}$$

I.7 Influence des différents paramètres sur la caractéristique I (V)

I.7.1 Influence de l'éclairement

Les figures ci-dessous *(Figure I.9, Figure I.10)* montrent l'effet d'un éclairement variable sur la caractéristique P-V et de I-V de la cellule solaire sous une température constante (298 K).

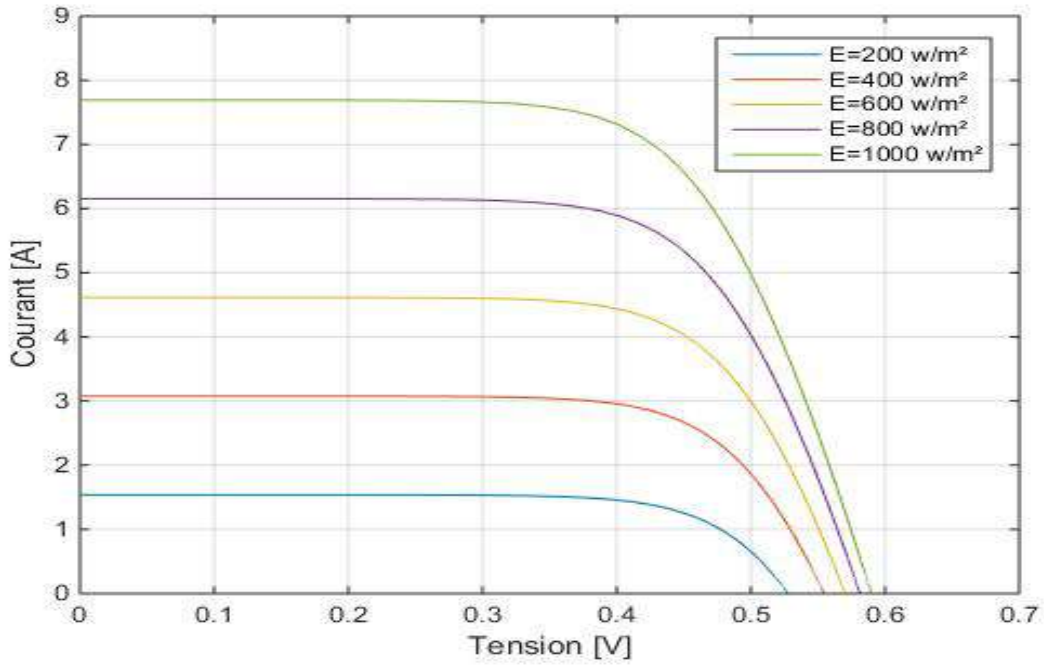


Figure I. 9: Courbes courant-tension pour différentes éclairement, T=298K.

On remarque que la valeur du courant du court-circuit est directement proportionnelle à l'intensité du rayonnement. Par contre, la tension en circuit ouvert ne varie pas dans les mêmes proportions, elle reste quasiment identique même à faible éclairement, *la Figure I.10* présente un exemple des courbes. Puissance-tension pour différents niveaux de rayonnements.

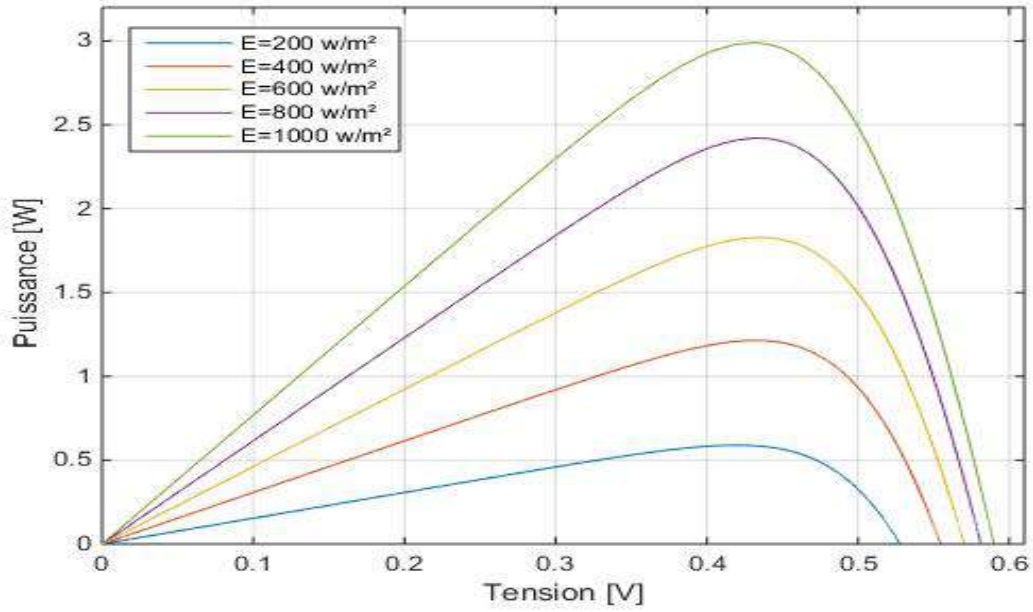


Figure I. 10: Courbes puissance-tension pour différents éclairements, T=298K.

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.7.2 Influence de la température

La figure (I.11) représente des courbes courant-tension pour différentes températures de fonctionnement de la cellule PV.

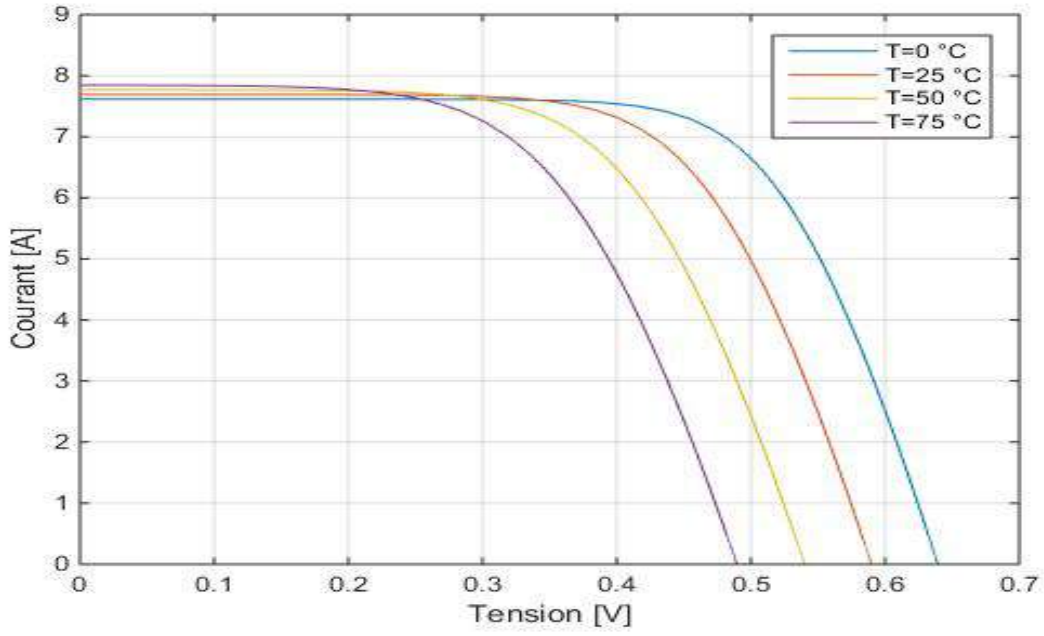


Figure I. 11:Courbes courant-tension pour différentes températures, E=1000[W/m²].

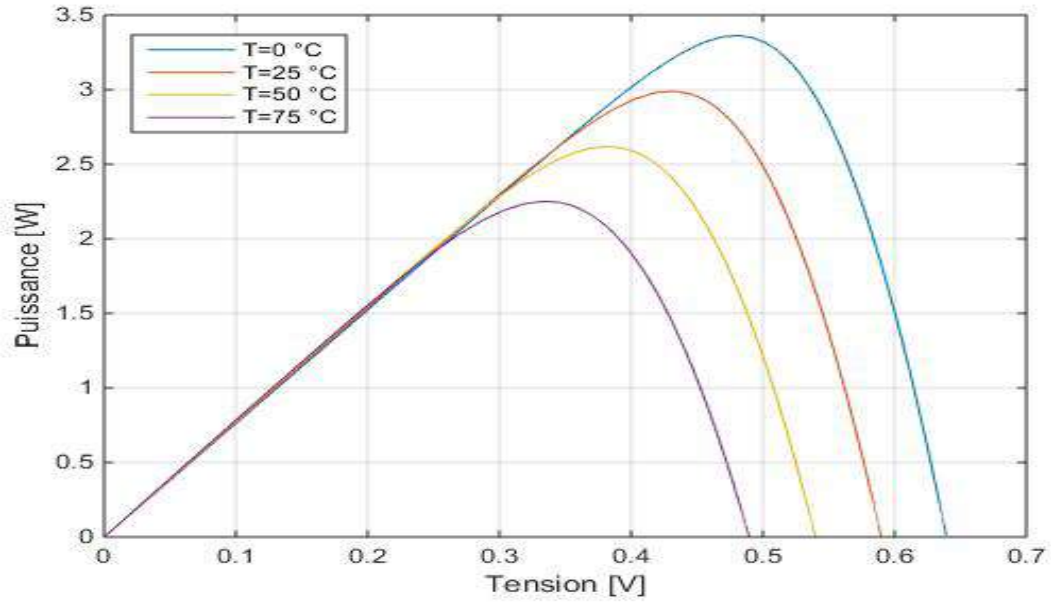


Figure I. 12: Courbes puissance-tension pour différentes températures, E=1000[W/m²].

La Figure I.12 présente des courbes puissance-tension pour différentes températures de fonctionnement de la cellule PV.

On remarque que la température a une influence négligeable sur la valeur du courant de court-circuit. Par contre, la tension en circuit ouvert baisse assez fortement lorsque la température augmente, par conséquent la puissance extractible diminue. Lors du dimensionnement d'une installation, la variation de la température du site devra être prise en compte. Il est important de savoir que la puissance du panneau diminue d'environ 0,5% par degré d'augmentation de la température de la cellule au-dessus de 25 °C.

I.7.3 Influence des résistances série et shunt

Les performances d'une cellule photovoltaïque sont d'autant plus dégradées que la résistance série est grande ou que la résistance shunt est faible. *La figure (I.13.a)* montre l'influence de la résistance série sur la caractéristique I = f (V) de la cellule. La courbe en pointillés correspond à une valeur non nulle de Rs. Cette influence est traduite par une diminution de la pente de la courbe I = f (V) dans la zone où la cellule fonctionne comme source de tension. La chute de tension correspondante est liée au courant généré par la cellule. Quant à la résistance shunt, elle est liée directement au processus de fabrication, et son influence ne se fait sentir que pour de très faibles valeurs de courant. *La figure (I.13.b)* montre que cette influence se traduit par une augmentation de la pente de la courbe de puissance de la cellule dans la zone correspondant à un fonctionnement comme source de courant. Ceci

provient du fait qu'il faut soustraire du photo-courant, outre le courant direct de diode, un courant supplémentaire variant linéairement avec la tension développée [7].

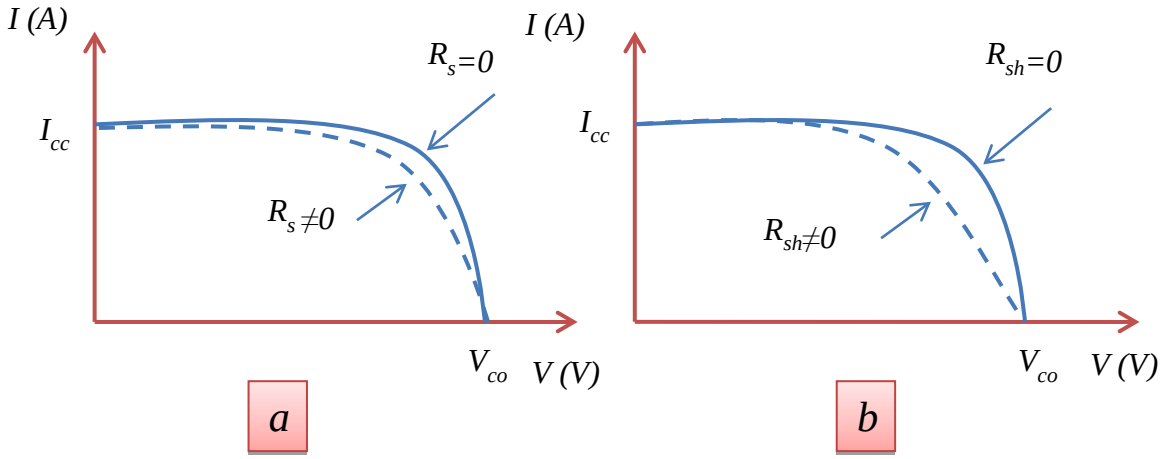


Figure I. 13: Influences des résistances séries et shunt [7]

I.8 Association des cellules photovoltaïques

Une cellule photovoltaïque seule est peu utilisable, sa faible épaisseur la rend très fragile et elle produit une très faible puissance électrique de l'ordre de 1 à 3 W, avec une tension de moins de 1V. Ainsi pour accroitre la puissance, on assemble ces cellules soit en série, soit en parallèle.

I.8.1 Association série

Les cellules sont assemblées pour former un GPV élémentaire (module PV). Les connexions en série de plusieurs cellules augmentent la tension pour même courant.

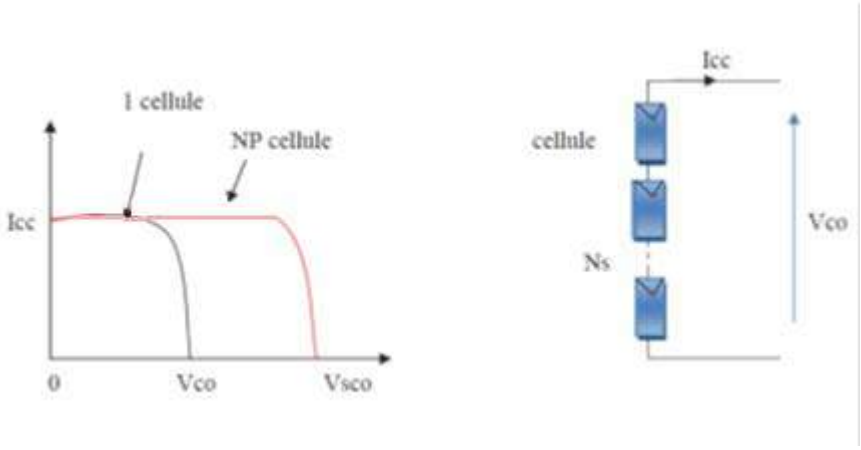


Figure I. 14: Caractéristique résultante d'un groupement de ns cellules en série.

I.8.2 Association parallèle

Tandis que les connexions en parallèle de plusieurs cellules augmentent le courant pour la même tension.

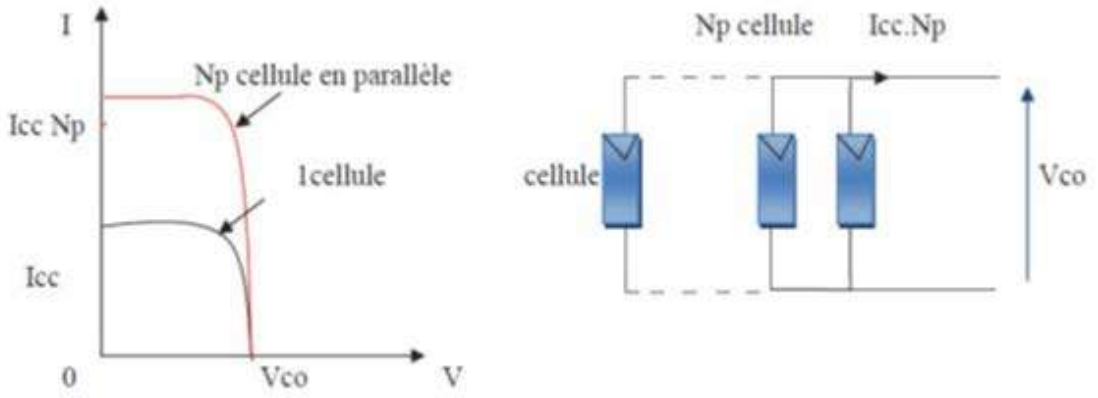


Figure I. 15: Caractéristique résultante d'un groupement de np cellules en parallèle.

I.8.3 Branchement mixte

Si pour une application donnée il est nécessaire de faire augmenter le courant et la tension délivrée par les cellules solaires, on réalise un groupement mixte ou groupement série-parallèle. On parlera dans ce cas de module et de panneaux solaires. Un panneau solaire est par définition un ensemble de modules regroupés selon un montage mixte, le module étant à son tour composé d'un ensemble de cellules montées généralement en série.

Il est possible d'utiliser un montage de N_c cellules identiques en série sur un module, N_{SP} nombre de branche (placées en parallèle) et N_{MS} nombre de modules par branche [8].
La puissance totale disponible P_T, dans ces conditions, est égale

$$P_T = N_{MS} \times N_{SP} \times P_M \qquad \textbf{(}\text{I. 13)}$$

La résistance optimale est donnée par

$$R_{OP} = \left(\frac{N_{MS}}{N_{SP}}\right) \times P_M \qquad \text{(I. 14)}$$

Où R_{optm} est la résistance optimale du module dans les mêmes conditions.

Figure (II.16) Association mixte de N_{SP} branches et de N_{MS} modules composés de N_C cellules solaires identiques [8**]**

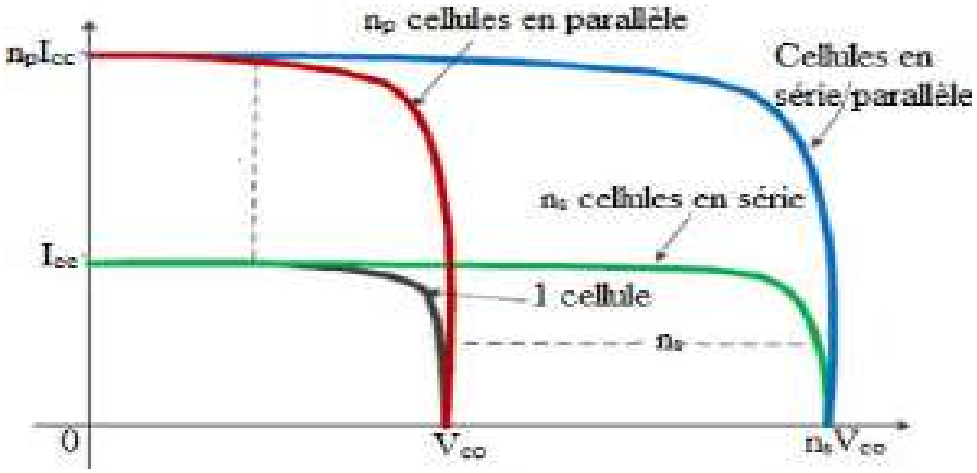


Figure I. 16: Caractéristique d'un assemblage série/parallèle de n_s et np cellules PV identiques

I.9 Avantages et inconvénients de l'énergie photovoltaïque

I.9.1 Avantages

D'abord une haute fiabilité. L'installation ne comporte pas de pièces mobiles qui la rendent particulièrement appropriée aux régions isolées. C'est la raison de son utilisation sur les engins spatiaux.

Ensuite le caractère modulaire des panneaux photovoltaïques permet un montage simple et adaptable à des besoins énergétiques divers. Les systèmes peuvent être dimensionnés pour des applications de puissances allant du milliwatt au Mégawatt.

Le coût de fonctionnement est très faible vu les entretiens réduits et il ne nécessite ni combustible, ni son transport, ni personnel hautement spécialisé.

La technologie photovoltaïque présente des qualités sur le plan écologique car le produit fini est non polluant, silencieux et n'entraîne aucune perturbation du milieu, si ce n'est par l'occupation de l'espace pour les installations de grandes dimensions.

I.9.2 Inconvénients

La fabrication du module photovoltaïque relève de la haute technologie et requiert des investissements d'un coût élevé.

Le rendement réel de conversion d'un module est faible, de l'ordre de 10-15 % avec une limite théorique pour une cellule de 28%. Les générateurs photovoltaïques ne sont compétitifs par rapport aux générateurs diesel que pour des faibles demandes d'énergie en régions isolées.

Lorsque le stockage de l'énergie électrique sous forme chimique (batterie) est nécessaire, le coût du générateur est accru.

Le stockage de l'énergie électrique pose encore de nombreux problèmes [9]

I.10 Conclusion

Ce chapitre s'est consacré à présenter les différents composants d'un système photovoltaïque. On a étudié le principe de l'effet photovoltaïque, la cellule PV et ses paramètres. On a fait ensuite un rappel sur les systèmes PV et leurs performances. Le mécanisme de la conversion photovoltaïque ainsi que l'étude de l'influence des divers paramètres (l'éclairement, la température, les résistances parasites série et parallèle) sur leur caractéristique.

II.1 Introduction

Identifier un système consiste à obtenir une description du comportement de système à partir de données expérimentales. Un system étant un objet ou un ensemble d'objets dont nous voulons étudier ses caractéristiques. Le monde de l'indentification regroupée en deux grandes familles :

- L'indentification non-paramétrique
- L'identification paramétrique

II.2 L'indentification 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 méthode nous ne pouvons obtenir qu'une idée 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.

II.3 L'identification paramétrique

Le but de L'identification paramétrique est d'estimer les paramètres d'un modèle mathématique, de façon à obtenir une représentation satisfaisante du système réel étudié.

Dans ce gêné d'identification nous retrouvons aussi différentes technique. 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 a un échelon d'entrée. Cette technique peut été suffisante pour des systèmes simple.

Une autre technique appelée « régression linéaire » est utilisée dans la méthode des moindres carrées simples. Nous retrouvons aussi les méthodes basées sur l'erreur de sortie et sur l'erreur de prédiction

Tout identification est basée sur des donnée expérimentales, ceci implique que nous nous retrouvons toujours avec des signaux affecté par du bruit. Une procédure d'identification implique différent choix, notamment :

- Le type de modèle à utiliser 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 vérification donne de grandes différence entre le système et le modèle, les causes peuvent être différentes, le modèle ne représente pas au mieux la physique du système, le critère n'est pas bien adapté par rapport au résultat souhait

II.4 Identification graphique

On chosiez le système du premier ordre comme un exemple, tel que sa fonction du transfert est du forme suivante:

$$G(p) = \frac{k}{1 + T.p}$$

a. Repense indicielle

Par la réponse indicielle on peut déterminer :

- Le gain $k = \frac{S_f}{E_0}$
- 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
-

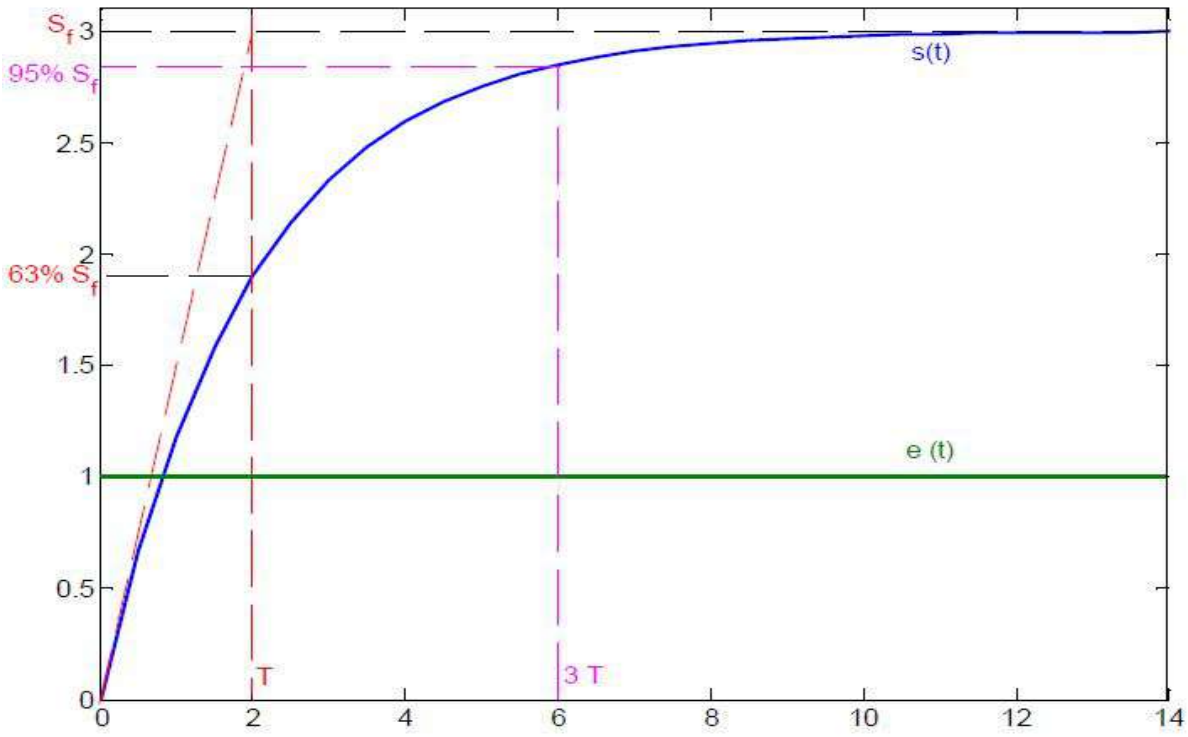


Figure II. 1: Réponse d'un système du premier ordre à un échelon.

b. Repense 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 :

$$s(t) = \frac{k}{T} e^{-\frac{t}{T}}$$

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.

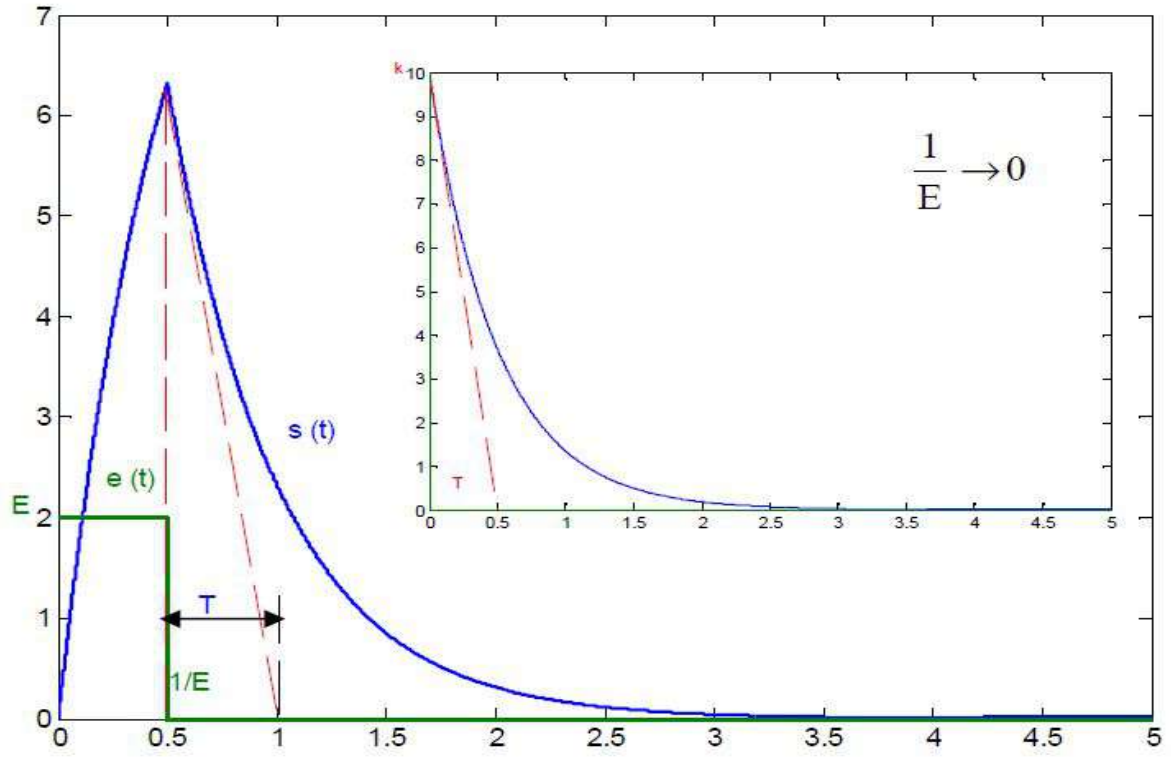


Figure II. 2: Réponse d'un système du premier ordre à une impulsion Dirac.

c. Système du premier 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 :

$$G(p) = \frac{k.e^{-ôp}}{1 + Tp}$$

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 C1 et C2

habituellement utilisés correspondent respectivement à 28% et 40% de la valeur finale. Le modèle de Broida donne les points C1 et C2 pour les dates suivantes :

$$\begin{cases} \dfrac{S(t)}{k.E} = 0.28 \quad \Rightarrow \quad \dfrac{t-\hat{o}}{T} = 0.328 \\ \dfrac{S(t)}{k.E} = 0.40 \quad \Rightarrow \quad \dfrac{t-\hat{o}}{T} = 0.510 \end{cases}$$

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 :

$$\frac{t-\hat{o}}{T} = 0.328 \quad \Rightarrow t-\hat{o} = 0.328T$$

$$\frac{t-\hat{o}}{T} = 0.510 \quad \Rightarrow t-\hat{o} = 0.510T$$

La résolution de ces équations donne :

$$T = 5.5(t_2 - t_1)$$

$$\hat{o} = 2.8t_1 - 1.8t_2$$

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

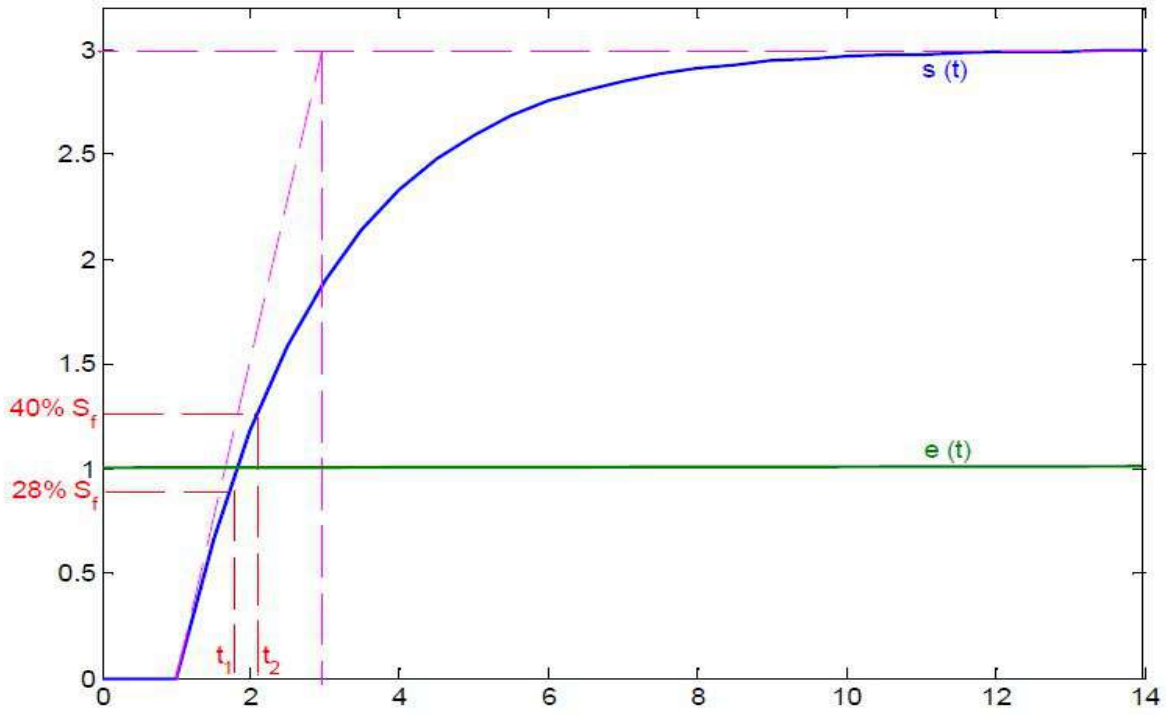


Figure II. 3: système du premier ordre avec retard

II.5 Identification basée sur l'erreur de sortie

Le principe de cette méthode d'identification est illustré en *figure II.4* Le modèle est une fonction de n paramètres è$_i$, i variant de 1 à n. Il s'agit alors de déterminer les paramètres _i tels que le critère soit minimum. Le critère est en général choisi de la forme $J = \sum$ å^2.

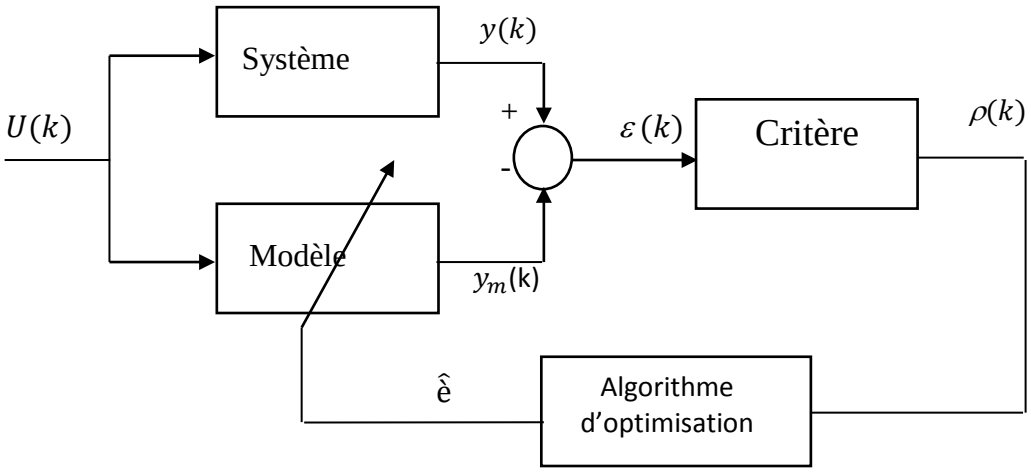


Figure II. 4: Principe d'identification fondé sur l'erreur de sortie.

La recherche des paramètres optimaux ê$_i$ se fait par programmation non linéaire. Il s'agit d'utiliser un algorithme qui à partir de paramètres non optimaux è$_i$ et un critère J donne les paramètres ê$_i$.

Ces algorithmes sont nombreux, à titre de d'exemple voici les plus utilisés.

- gradient
- quasi Newton.
- Nelder et Mead.
- algorithmes génétiques.
- recuit simulé.

Avantages de cette méthode :

- Pas d'hypothèse sur la forme du modèle, il peut en particulier être non linéaire.
- Adapté à la recherche de paramètres physiques si modèle de connaissances (modèle continu !).

L'inconvénient majeur est qu'aucun de ces algorithmes n'est capable de garantir que le résultat est réellement l'optimum.

II.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} .

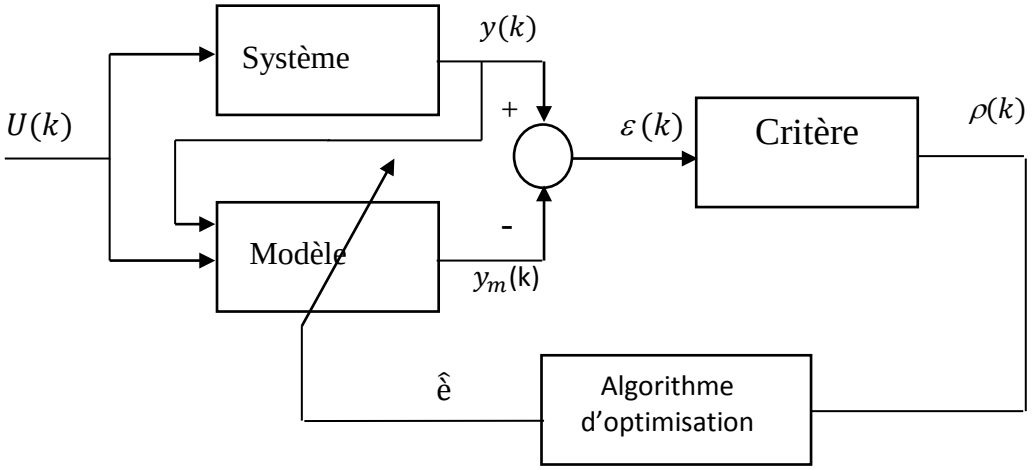


Figure II. 5 : Principe d'identification foncée sur l'erreur de prédiction

Cette erreur est non linéaire en les paramètres. Les méthodes basées sur l'erreur de sortie consistent à déterminer un algorithme de recherche de valeurs des paramètres minimisant un critère sur l'erreur de sortie

II.7 Méthodes métaheuristiques

Les méthodes métaheuristiques apparues à partir des années 1980 [10], permettent de trouver une solution de bonne qualité en un temps de calcul en général raisonnable, sans garantir l'optimalité de la solution obtenue.

Les métaheuristiques sont un ensemble d'algorithmes d'optimisation visant à résoudre les problèmes d'optimisation difficiles. Elles sont souvent inspirées par des systèmes naturels, qu'ils soient pris en physique (cas du recuit simulé), en biologie de l'évolution (cas des algorithmes Génétiques) ou encore en éthologie (cas des algorithmes de colonies de fourmis ou de l'optimisation par essaims particulaires) [11]. Les méthodes métaheuristiques ont prouvé leurs efficacités dans le domaine de l'optimisation.

Dans cette partie, nous allons parler un peu des algorithmes mentionnés dans le dernier chapitre.

II.7.1 Optimisation par algorithmes génétiques (AG)

Les algorithmes génétiques (AG) sont des méthodes d'optimisation stochastiques maintenant bien connues, sont inspires des mécanismes de la sélection naturelle et de la génétique. Ils utilisent les principes de survie des individus les mieux adaptés. C'est J. Halland [12], qui a posé les fondements théoriques de l'algorithme génétique, passant du paradigme darwinien de l'évolution naturelle à celui de l'évolution artificielle. Une nouvelle étape est franchie de lorsque les travaux de G. Goldberg [13], vers le milieu des années quatre-vingt, donnent aux algorithmes génétiques leurs lettres de noblesse en tant que méthode d'optimisation viable, efficace et non spécifique [14]. Quelque terme de base de l'algorithme génétique :

- Population : ensemble fini d'individus (de solution).
- Individu: solution potentielle du problème ou expression des chromosomes.
- Chromosome: solution potentielle du problème sous une forme codée (forme de Chaîne de caractères) ou ensemble des gènes.
- Gène : partie élémentaire (caractère) non divisible d'un chromosome.
- Fitness : terme qui désigne la fonction d'évaluation d'un individu. Cette Fonction est liée à la fonction à optimiser et permet de définir le degré de performance d'un individu.

II.7.2 L'optimisation des essaims de particules (PSO)

L'optimisation des essaims de particules est une méthode d'optimisation globale heuristique proposée par Kennedy et Eberhart en 1995; Développé à partir de l'intelligence des essaims, il est basé sur la recherche du comportement des troupeaux d'oiseaux et de poissons. Cet algorithme est utilisé pour résoudre des problèmes complexes d'optimisme. En raison de ses nombreux avantages, notamment sa simplicité de mise en œuvre et sa simplicité, l'algorithme peut être utilisé largement dans plusieurs domaines tels que l'optimisation des fonctions. Il utilise un certain nombre de particules (solutions candidates) qui volent dans l'espace de recherche pour trouver la meilleure solution. Pendant ce temps, les particules regardent toutes la meilleure particule (la meilleure solution) sur leur trajectoire. En d'autres termes, les particules considèrent leurs meilleures solutions ainsi que la meilleure solution trouvée jusqu'à présent. Chaque particule dans PSO doit prendre en compte la position actuelle, la vitesse actuelle, la distance à $pbest$ et la distance à $gbest$ afin de modifier sa position. PSO a été modélisé mathématiquement comme suit:

$$v_i^{t+1} = w.v_i^t.c_1.rand.(pbest_i - x_i^t) + c_2.rand.(gbest_i - x_i^t) \quad \text{(II.1)}$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^t \quad \text{(II.2)}$$

Où v_i^t est la vitesse de la particule i à l'itération t, w est une fonction de pondération, c_j est un coefficient d'accélération, $rand$ est un nombre aléatoire compris entre 0 et 1, x_i^t est la position actuelle de la particule i à l'itération t, $pbest$ est le best de l'agent i à itération t, et $gbest$ est la meilleure solution à ce jour [15].

La première partie de l'équation (II.1) fournit une capacité d'exploration pour PSO. Les deuxième et troisième parties représentent respectivement la pensée privée et la collaboration de particules. Au début, PSO place les particules au hasard dans un espace problématique. A chaque itération, équation (II.1) calcule les vitesses des particules. L'équation (II.2) calcule les positions des particules après avoir défini les vitesses. Le processus de modification de la position des particules se poursuivra jusqu'à ce qu'un critère final soit rempli.

II.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons brièvement mentionné certaines techniques de définition de système et certains algorithmes d'optimisation, notamment L'optimisation des essaims de particules (PSO) et l'algorithme génétique.

Il existe autre algorithme d'optimisation elle est l'algorithme de luciole, dans le chapitre suivant, nous parlerons en détail de cet l'algorithme qui est l'axe du projet.

III.1 Introduction

Les métaheuristiques bio-inspirées sont devenues de plus en plus intéressantes grâce à leur efficacité vis-à-vis de la résolution des problèmes de l'optimisation combinatoire [19]-[22]Pendant les deux dernières décennies, Les chercheurs ont commencé à s'intéresser de plus en plus à la manière dont la nature résout les problèmes, Ce qui fait, de nouvelles métaheuristiques se sont apparues presque chaque année.

Les métaheuristiques sont utilisées afin de résoudre les problèmes d'optimisation combinatoire. En principe, ce type de problème apparait simple à résoudre du fait que nous connaissons presque souvent comment calculer les différentes solutions possibles. La simulation de chaque solution peut mener à la sélection de la meilleure (l'optimale). L'ensemble de ces solutions est appelé l'espace de recherche. Ce qui fait, le problème d'optimisation consiste à trouver la meilleure solution parmi cet espace. Pouvoir tester toutes les solutions possibles mène à ce que le problème ne sera pas difficile à résoudre.

Cependant, lorsque l'espace de recherche devient très large, l'énumération de toutes les solutions ne serait pas possible à cause de la très longue durée que le processus de recherche prendra. Les métaheuristiques représentent l'ensemble des méthodes ayant la possibilité de résoudre ce type de problèmes.

Parmi les algorithmes bio-inspirés les plus connus on trouve les algorithmes évolutifs, inspirés de l'évolution biologique. L'algorithme Firefly est un algorithme évolutif. Dans ce chapitre nous allons présenter une explication détaillée de cet algorithme.

III.2 Les lucioles naturelles

Les lucioles (en anglais FireFly) sont de petits coléoptères ailés capables de produire une lumière clignotante froide pour une attraction mutuelle.

Dans le langage courant entre les lucioles, ils sont également utilisés synonymes bogues d'éclairage ou des vers luisants. Ce sont deux coléoptères qui peuvent émettre de la lumière, mais les lucioles sont reconnues comme des espèces qui ont la capacité de voler.

Ces insectes sont capables de produire de la lumière à l'intérieur de leur corps grâce à des organes spéciaux situés très près de la surface de la peau. Cette production de lumière est due à un type de réaction chimique appelée bioluminescence [23].

Les femelles peuvent imiter les signaux lumineux des autres espèces afin d'attirer des mâles qu'elles les capturent et les dévorent. Les lucioles ont un mécanisme de type condensateur, qui se décharge lentement jusqu'à ce que certain seuil est atteint, ils libèrent l'énergie sous forme de lumière. Le phénomène se répète de façon cyclique. L'Algorithme des lucioles développé par Yang [24] est inspiré par l'atténuation de la lumière sur la distance et l'attraction mutuelle mais il considère toutes les lucioles comme unisexes.



Figure III. 1 : Les Lucioles naturelles.

III.3 Algorithme des Lucioles (FireFly Algorithm)

L'algorithme Firefly est un méta heuristique, bio-inspirée, introduite par Dr Xin – She Yan à l'université Cambridge en 2007. L'algorithme est basé sur le principe d'attraction entre les lucioles et simule le comportement d'un essaim de lucioles dans la nature, ce qui lui donne beaucoup de similarités avec d'autres méta heuristiques basées sur l'intelligence collective du groupe, tel que l'algorithme PSO (Particle Swarm Optimisation), l'algorithme d'optimisation par colonies d'abeilles (ABC), et l'algorithme des bactéries de fourrages (BFA) [25]. Selon des bibliographies récentes, les performances de l'algorithme Firefly dans la résolution des problèmes d'optimisation dépassent celles des autres algorithmes, tel que les algorithmes génétiques. Ceci a été justifié par des recherches récentes, où les performances de cet algorithme ont été comparées avec celles de quelques algorithmes connus [26].

III.3.1 Principe de fonctionnement de l'algorithme des Lucioles

L'algorithme Firefly [27]-[29] a été introduit par XS Yang en 2008. Sa source d'inspiration est basée sur l'émission de la lumière, absorption de la lumière et le comportement attractif mutuelle entre les lucioles. Initialement, il a été développé pour résoudre les problèmes d'optimisation, mais plus tard il a été utilisé pour résoudre discrètement des problèmes tels que les vendeurs itinérants …etc.

• Toutes les lucioles sont unisexes de telles sortes que seront attirées vers d'autres indépendamment de leurs sexes.

• L'attractivité des lucioles est directement proportionnelle à la luminosité entre eux, et est diminué une fois la distance entre deux lucioles augmente. Ainsi, pour tous les deux lucioles clignotantes quelconques, le moins lumineux sera attiré et se déplace donc vers le plus lumineux.

• La luminosité de la lumière clignotante peut être considérée comme une fonction objective qui devra être optimisé.

• La plupart des méthodes d'optimisation métaheuristiques sont basé sur la génération aléatoire de la population initiale de solutions candidate possible. Pour cela le processus de l'algorithme de luciole commence avec l'initialisation de la population des lucioles et donc chaque luciole dans une population représente une solution candidate.

La taille de la population détermine le nombre de solutions ou la taille de l'espace de recherche dont le but est d'orienter la recherche à la meilleure localisation.

• Dans l'étape suivante, chaque luciole est évaluée en fonction de leur condition physique (intensité lumineuse). À chaque nouvelle étape itérative, la luminosité et l'attirance de chaque luciole est calculée.

• La distance entre toutes lucioles peut être définie comme une distance cartésienne.

• La fonction de la distance développée est utilisée pour trouver la distance entre deux lucioles.

• La fonction de l'attractivité est définie en utilisant l'intensité lumineuse, la distance entre lucioles, et un coefficient d'absorption.

• Le mouvement de luciole est défini par une fonction de mouvement, en utilisant la position actuelle, l'attractivité et une marche aléatoire, après avoir comparé la luminosité de chaque luciole avec toutes les autres lucioles, les positions des lucioles sont mises à jour en se basant sur les règles de connaissances sur les lucioles et sur leurs voisins.

• Après le déplacement, la nouvelle luciole est évaluée et l'intensité de sa lumière est mise à jour. Pendant la boucle de comparaison en paire, la meilleure solution actuelle est la mise à jour d'une manière itérative. Le Processus de comparaison par pair est répété jusqu'à la satisfaction des critères de résiliation.

Les principales étapes de l'algorithme FireFly sont données Ci-dessous :

Fonction objective $f(x), x = (x1, \ldots, xd)^T$

Début

Générer une population initiale de lucioles $\boldsymbol{x_i}$ (i=1..., n)

Déterminer les intensités de lumière Ii at **x**i via $f\ (\boldsymbol{x_i})$

Tant que $(t < Nbr_iter)$ **faire**

Pour $i = 1$**à** n //toutes les lucioles

Pour $j = 1$ **à** n //toutes les lucioles

Si (Ij> Ii) **alors**

Attractivité $\hat{a}_{i,j}$ varie selon la distance $r_{i,j}$

Déplacer luciole I vers j avec l'attractivité $\hat{a}_{i,j}$

Sinon déplacer I aléatoirement

Fin si

Evaluer la nouvelle solution

Mettre à jour l'intensité Ii

Vérifier si luciole i est la meilleure.

Fin j, Fin i

Classez les lucioles et trouvez le meilleur résultat global

t++

Fin tant que

Fin

.

III.3.2 Génération de la population initiale

Dans cette étape, l'algorithme des lucioles "Firefly algorithm" génère une population initiale qui représente un ensemble de solutions possibles.

Cette population initiale est généralement générée aléatoirement, le choix de la population initiale est très important car il peut rendre plus ou moins rapide la convergence vers l'optimum global.

Dans le cas où l'on ne connaît rien sur le problème à résoudre, il est essentiel que la population initiale soit répartie sur tout le domaine de recherche.

En contrepartie, le choix d'une population trop élevée peut augmenter considérablement le temps de calcul, et si la taille de la population est trop petite, il y aura une convergence prématurée car l'algorithme n'a pas un grand échantillon de l'espace de recherche.

III.3.3 Fonction d'évaluation

La fonction d'évaluation (fitness) en terminologie anglo-saxome ou de coût, attribut à chaque luciole une valeur numérique qui représente un coût de performance, elle est utilisée pour coder la luminosité des Fireflies. Grace à cette fonction l'algorithme converge vers l'optimum.

L'efficacité de l'algorithme en termes de pertinence de la solution et le temps de calcul dépend principalement de la fonction objective, pour cela elle doit définir les fonctions objectives de façon plus fidèle que possible.

Il existe deux types de fonction d'évaluation, soit mono critère ou multicritère :

a) Une fonction d'évaluation mono critère

Signifie que la fonction dépend d'une seule et même fonction objectif. La résolution de la fonction d'adaptation (fitness), dans ce cas est simple et ne pose généralement aucun problème.

b) Une fonction d'évaluation multicritère

Généralement, les problèmes d'optimisation doivent souvent satisfaire des objectifs multiples. Une méthode classique consiste à définir des fonctions objectifs élémentaires dont certains sont concurrents, traduisant chaque objectif à atteindre, et de les fusionner au sein d'une seule fonction.

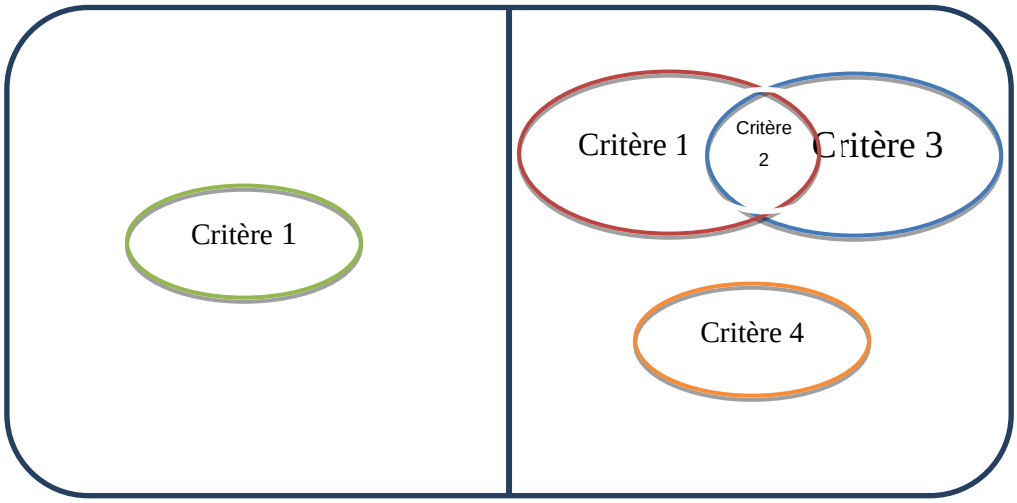


Figure III. 2 : Fonctions mono critère et multi critère.

III.3.4 Classement

Le classement s'effectue par rapport à la fonction objective, donc dans notre algorithme le classement se fait selon l'intensité de la lumière de chaque luciole. Généralement le classement sert à déterminer le meilleur individu ou le mauvais individu, si la fonction objective cherche à maximiser les critères, le classement par ordre croissant et donc le meilleur est le maximum et le mauvais est le minimum, sinon si la fonction objective cherche à minimiser les critères, le classement se fait par ordre décroissant et donc le meilleur est le minimum et le mauvais est le maximum.

III.3.5 Déplacement et mise à jour

À chaque nouvelle étape itérative, la luminosité et l'attirance de chaque Firefly est calculée, c'est la fonction objectif.

Après avoir comparé la luminosité de chaque luciole avec toutes les autres lucioles, les positions des lucioles sont mises à jour en se basant sur des règles de connaissance de la luciole et de leurs voisins, ces règles sont généralement la position initiale, la distance entre deux lucioles comparés et un mouvement aléatoire.

Après le déplacement, la nouvelle luciole est évaluée, sa position et son intensité de lumière sont mises à jour.

Pendant la boucle de comparaison en deux à deux, la meilleure solution est mise à jour de manière itérative. Le processus de comparaison par pair est répété jusqu'à la satisfaction des critères de résiliation. [30]

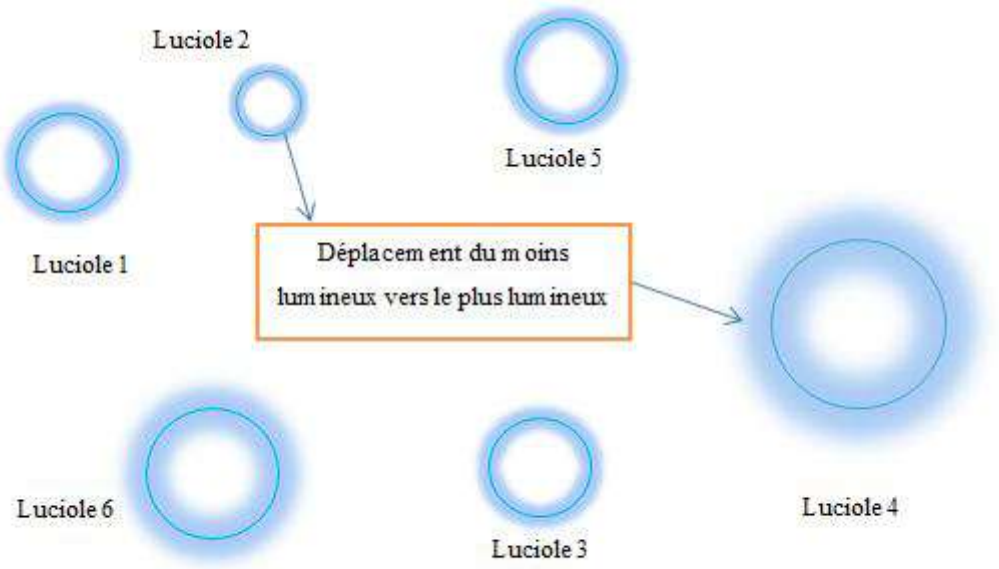


Figure III. 3: Déplacement des lucioles dans une itération.

III.3.6 Convergence

Pour un grand nombre de lucioles (n), si $n >> m$, où m est le nombre d'optima local d'un problème d'optimisation, la convergence de l'algorithme peut être obtenue. Ici, l'emplacement initial de n lucioles est réparti uniformément dans tout l'espace de recherche et, à mesure que les itérations de l'algorithme continuent, les lucioles convergent vers tous les optimums locaux. En comparant les meilleures solutions parmi tous ces optima, les optima globaux sont atteints. En ajustant les paramètres ã et á l'algorithme Firefly peut surpasser à la fois les algorithmes Harmony S Search algorithm et PSO. Il peut également trouver les optima globaux ainsi que les optima locaux simultanément et efficacement.

III.3.7 Critère d'arrêt

Les étapes précédentes (déplacement et mise à jour) appliquées d'une manière itérative, cette boucle s'arrêt jusqu'à ce que la condition d'arrêt soit satisfaite. Cette condition correspond soit à un nombre maximum de génération fixée au départ, ou quand une solution satisfaisable proche de la solution optimale est atteinte. Aussi on peut arrêter la boucle quand les résultats de l'algorithme sont devenus stable, pour éviter la perte de temps.

Au cours de son évaluation, la population tend à converger, c-à-d, les lucioles tendent à se ressembler de plus en plus. Quand la population s'est uniformisée en grande partie, les lucioles fournissent une bonne approximation d'un optimum du problème. Si cet optimum

n'est pas toujours l'optimum global, c'est généralement un optimum local proche (en qualité) de celui-ci.

III.4 Paramétrages des algorithmes Firefly

L'algorithme Firefly est formulé avec deux choses importantes : La variation de l'intensité de la lumière et la formulation de l'attraction. Pour simplifier, l'attraction des lucioles est déterminée en fonction de la luminosité, où la luminosité est déterminée avec la fonction objective. Donc dans l'algorithme des fireflies :

III.4.1 Intensité lumineuse et attractivité

L'algorithme Firefly est formulé avec deux choses importantes : La variation de l'intensité de la lumière et la formulation de l'attraction. Pour simplifier, l'attraction des lucioles est déterminée en fonction de la luminosité, où la luminosité est déterminée avec la fonction objective.

Dans le cas d'un problème de minimisation, la luminosité *I* d'une luciole à une position x peut être définie comme $I(x) \alpha f(x)^{-1}$. Cependant, l'attraction â est relative à la position des autres lucioles. Par conséquent, elle varie en fonction de la distance r_{ij} entre la luciole i et la luciole$j$. D'un autre côté, l'intensité de la lumière diminue avec la croissance de la distance par rapport à la source. Ce qui fait que l'attraction peut varier selon le degré d'absorption. Pour simplifier, l'intensité de la lumière *I(r)* varie en fonction de la loi $I(r) = \frac{I_S}{r^2}$ où *Is* est l'intensité à la source. Pour une valeur constante de γ, l'intensité varie en fonction de la distance r, ce qui donne $I(r) = I_0 e^{-\tilde{a}r^2}$, où I_0 est l'intensité de la lumière de la source. La combine des deux effets de la loi carrée inverse et l'absorption peut être approximer avec la formule Gaussienne suivante [31]:

$$I(r) = I_0 e^{-\tilde{a}r^2} \quad \text{(III.1)}$$

Parfois il est nécessaire d'utiliser une fonction mono tonique décroissante. Dans ce cas, nous pouvons utiliser l'approximation :

$$I(r) = \frac{I_0}{1+\tilde{a}r^2} \quad \text{(III.2)}$$

Sachant que l'attraction d'une luciole est proportionnelle à l'intensité des lucioles adjacentes, La formule de cette attractivité â d'une luciole peut être définie comme :

$$\hat{a}(r) = \hat{a}_0 e^{-\tilde{a}r^2} \quad \text{(III.3)}$$

Où â0 est l'attraction a $r = 0$. Pour généraliser, le calcul de *β(r)* est défini par :

$$â(r) = â_0 e^{-ãr^m}, (m \geq 1) \quad \text{(III.4)}$$

III.4.2 La distance

La distance entre deux lucioles quelconques i et j en x_i et x_j respectivement, la distance cartésienne est déterminée par l'équation (II.5) où $x_{i,k}$ est la $k^{éme}$ composante de la coordonnée spatiale x_i de la $i^{éme}$ luciole et d le nombre de dimensions.

$$r_{ij} = \|x_i - x_j\| = \sqrt{\sum_{k=1}^{d}(x_{i,k} - x_{j,k})^2} \quad \text{(III.5)}$$

Où $x_{i,k}$ représente le $k^{éme}$ composant spatiale de la coordonné xi de la luciole i. Dans un repaire 2-D, la formule r_{ij} devient :

$$r_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad \text{(III.6)}$$

III.4.3 Le mouvement

Le mouvement d'une luciole *i* attirée par une autre lucioles *j* (plus lumineuse que *i*) est déterminé par :

$$x_i = x_i + â_0 e^{-ãr_{ij}}(x_j - x_i) + á(rand - \tfrac{1}{2}) \quad \text{(III.7)}$$

Le second terme dans l'équation est dû à l'attraction. Tant dis que le troisième terme rajoute de l'aléatoire à l'équation, où α est aléatoire, *rand* une fonction de génération de nombre aléatoire uniforme dans l'intervalle $[0, 1]$. Le paramètre ã caractérise la variation de l'attractivité, sa valeur est cruciale dans la détermination de la vitesse de convergence et le comportement de l'algorithme.

III.4.4 Nombre de luciole

Le nombre de lucioles aussi appelé la taille de la population initiale, à une influence directe sur l'algorithme Firefly pour cela il est très important de bien choisir ce paramètre pour garantir un meilleur compromis entre la qualité de la solution et la rapidité de l'exécution.

D'après' les différents tests effectués dans on constate que plus la taille de la population est grande, sa diversité augmente est donc la qualité de solution est meilleure.

Par conséquent si le temps d'exécution de l'algorithme augmente, il affecte l'efficacité de l'algorithme.

Par contre si le nombre de luciole est petit, il y aura alors une probabilité de converger vers un optimum local et donc il est plus efficace d'avoir un nombre important de lucioles pour assurer une diversité et éviter le problème des minima locaux.

III.4.5 Coefficient d'absorption

Le coefficient d'absorption ã contrôle la variation de l'attractivité en fonction de la distance entre deux lucioles communiquées. Il est dans l'intervalle$[0, \infty]$.

$\tilde{a} = 0$ Correspond à aucun changement, pas de variation ou attractivité constante, $\tilde{a} = \infty$ correspond à une recherche aléatoire complète.

Nous préférons garder la valeur de $\tilde{a} \in [0,1]$, $\tilde{a} = 1$ entraîne une attractivité proche de zéro qui est encore équivalente à la recherche aléatoire complète.

Ce coefficient d'absorption personnalisé pourrait être basé sur la "longueur caractéristique" de l'espace de recherche optimisé

III.4.6 Nombre de génération

La convergence vers la solution optimale globale n'est pas garantie dans tous les cas même si les expériences dénotent la grande performance de la méthode. De ce fait, il est fortement conseillé de doter l'algorithme d'une portée de sortie en définissant un nombre maximum d'itération.

III.5 Pourquoi l'algorithme Firefly est si efficace?

Tout le monde a souligné que l'algorithme Firefly peut surpasser de nombreux autres algorithmes, car il présente deux avantages principaux: une subdivision automatisée et une capacité de traitement multimédia, qui permettent aux adolescents de trouver chaque optima en même temps si La taille de la population était suffisamment élevée par rapport au nombre

de postes correspondant à ces fonctions, tandis que d'autres les rendent flexibles pour faire face aux problèmes persistants [32].

Pour montrer qu'Optima Global et Optima peuvent être trouvés simultanément, utilisez l'auteur de l'algorithme dans les quatre fonctions suivantes :

$$f(x,y) = e^{-(x-4)^2-(y-4)^2} + e^{-(x+4)^2-(y-4)^2} + 2[e^{-x^2-y^2} + e^{-x^2-(y+4)^2}] \qquad \text{(III.8)}$$

Où $(x, y) \in [-5, 5] \times [-5, 5]$. Cette fonction a quatre pics. Deux pics locaux avec f = 1 en (−4, 4) et (4, 4) et deux pics globaux avec fmax = 2 en (0, 0) et (0, −4), comme le montre la figure III.5. Nous pouvons voir que chacun de ces quatre optima peut être trouvé en utilisant 25 lucioles sur environ 50 générations (voir Figure. III.6). Le nombre total d'évaluations de fonctions est donc d'environ 500. C'est beaucoup plus efficace que la plupart des algorithmes métaheuristiques existants [33].

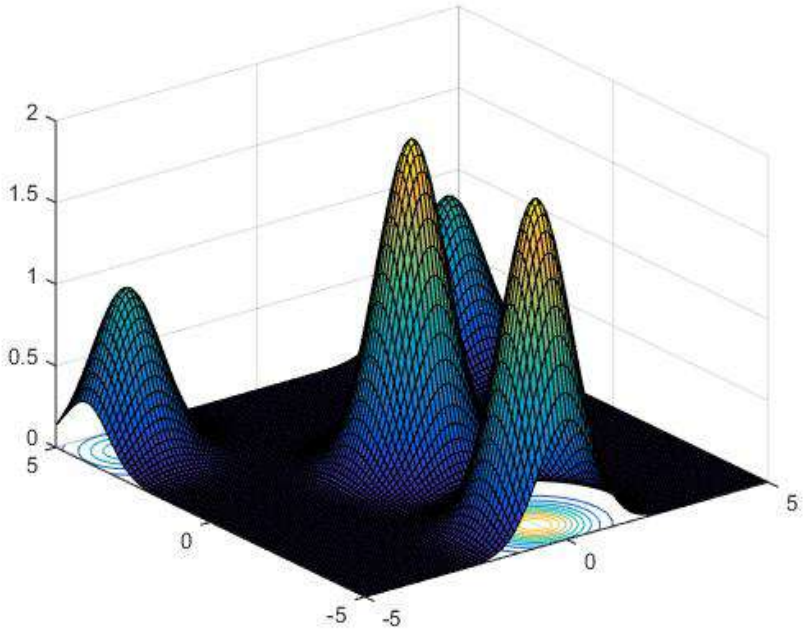


Figure III. 4 : la représentation 3D de fonction

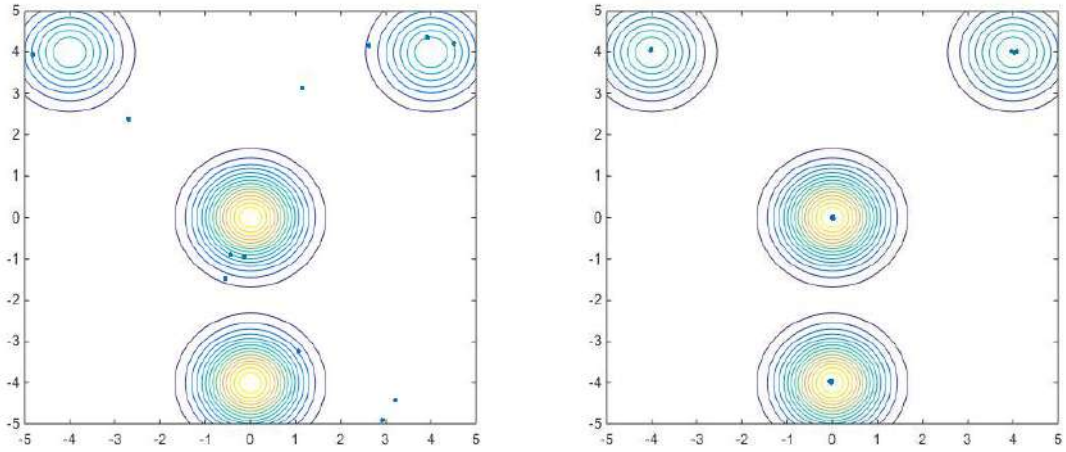


Figure III. 5 : Emplacement initial de 25 lucioles (à gauche) et leur emplacement final après 50 itérations (à droite).

La figure III.7 représenté la variation de meilleur Élément de x et y en fonction de nombre d'itération.

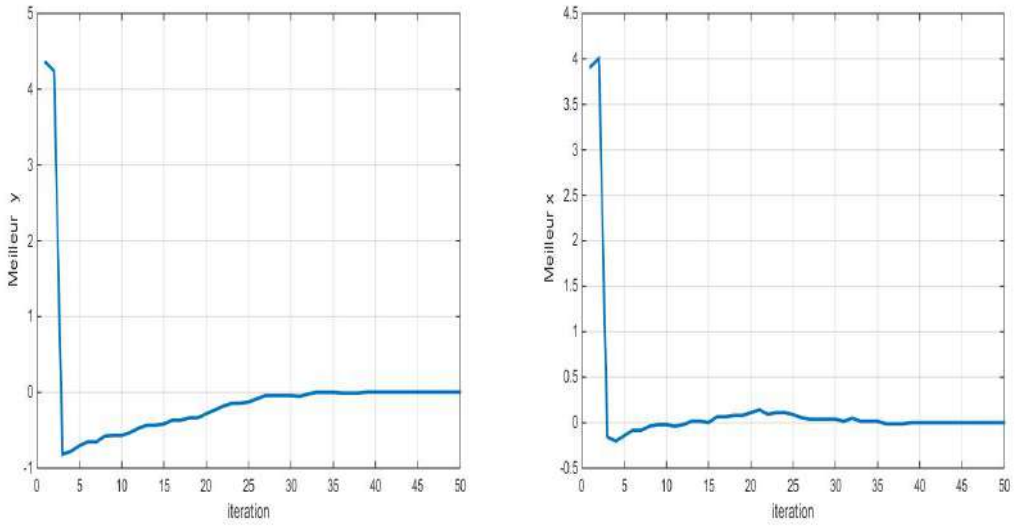


Figure III. 6 : la variation de meilleur élément de x.et y

II.7 Conclusion

L'algorithme des lucioles "Firefly Algorithm" permet de fournir rapidement des solutions qui sont proche de la solution optimale grâce aux mouvements des lucioles en fonction d'attractivité et d'intensité qui est défini par la fonction objective et qui est le centre de tous les calculs. Les emplacements changent à chaque itération et donc le changement des solutions aussi afin de déterminer le meilleur compromis entre la qualité de la solution et la rapidité de l'algorithme.

IV.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous avons appliqué l'algorithme Firefly au deux cas cellule et panneau photovoltaïque et comparé le résultat obtenu avec les autres algorithmes d'optimisations.

IV.2 Estimation de paramètre

L'estimation de paramètre PV est un processus qui minimise la différence entre les données mesurées et le courant calculé en ajustant les paramètres PV normaux. Lorsque le nombre de données expérimentales atteint.

La méthode d'estimation des paramètres basée sur l'algorithme Firefly est utilisée extraire les cinq paramètres de la cellule solaire. Le rayonnement solaire et la température du module sont fixes et la courbe I-V est mesuré. Les données sont obtenues à partir de [1], où 57 mm cellule solaire en silicium de diamètre commercial (R.T.C France) (à 33° C). Les algorithmes sont codés et exécutés dans le Matlab environnement pour identifier les paramètres de cellule en utilisant le seul modèle de diode. Les paramètres sont extraits avec d'autres métaheuristiques algorithmes, pour étudier l'exactitude et l'efficacité de l'algorithme utilisé les résultats sont par rapport.

IV.3 Identification de paramètres et fonction objectif

Les paramètres inconnus sont optimisés et extraits avec algorithme métaheuristique basé sur l'optimisation de la fonction objective de la cellule solaire et minimiser. Dans l'algorithme d'optimisation, chaque solution est définie par un vecteur $x = \left[I_{ph}\ I_0\ R_s\ R_{sh}\ n\right]$ pendant le processus d'optimisation, la fonction objective doit être minimisée par rapport à les limites des paramètres x. L'équation (I.2) est réécrite dans le suivant les équations homogènes.

$$f(V, I, x) = 0 \tag{IV.1}$$

La fonction objectif est la somme de l'erreur absolue individuelle (IAE), peut être formulée par

$$\text{Fitness} = -\sqrt{\frac{1}{N}\left(\sum_{i=1}^{N} |Im - I_{cal}|\right)} \tag{IV.2}$$

Où Vi et Ii sont avec le courant et la tension mesurés respectivement et N est le nombre de points de données.

Sous la limite de la variable sont présentés dans *le Tableau IV.1*

Tableau IV. 1 : Gamme supérieure et inférieure des paramètres de cellules solaires

Parameters	Limit bas	Limit haut
$\boldsymbol{I_{ph}}$ $(\boldsymbol{A})$	0	1
$\boldsymbol{I_0}$ (ì$\boldsymbol{A}$)	0	1
$\boldsymbol{R_s}$(Ù)	0	0.5
$\boldsymbol{R_{sh}}$(Ù)	0	100
$\boldsymbol{n}$	1	2

IV.4 Étude de cas 1: Modèle de cellule solaire utilisant un modèle à diode unique

Extraction des valeurs des paramètres optimaux pour la diode unique modèle par l'algorithme de luciole sont comparés à ceux trouvés par plusieurs autres techniques basées sur les mêmes données, ils sont : Optimisation des essaims de particules (PSO) [34], algorithme génétique (GA) [34] et Bouzidi et al. (2007) [35] sont résumés *Tableau IV. 2.*

Tableau IV. 2: Comparaison entre différentes extractions de paramètres.

cas	Item	FA	PSO	Bouzidi et al. (2007)	GA
cellule solaire	I_{ph} (A)	0.7609	0.7609	0.7607	0.7619
	I_0 (ìA)	0.5576	0.9877	0.3267	0.8087
	R_s(Ù)	0,0339	0.0365	0.0364	0.0299
	R_{sh}(Ù)	59.993	52.912	60.240	42.372
	n	1.5365	1.4754	1.4816	1.5751

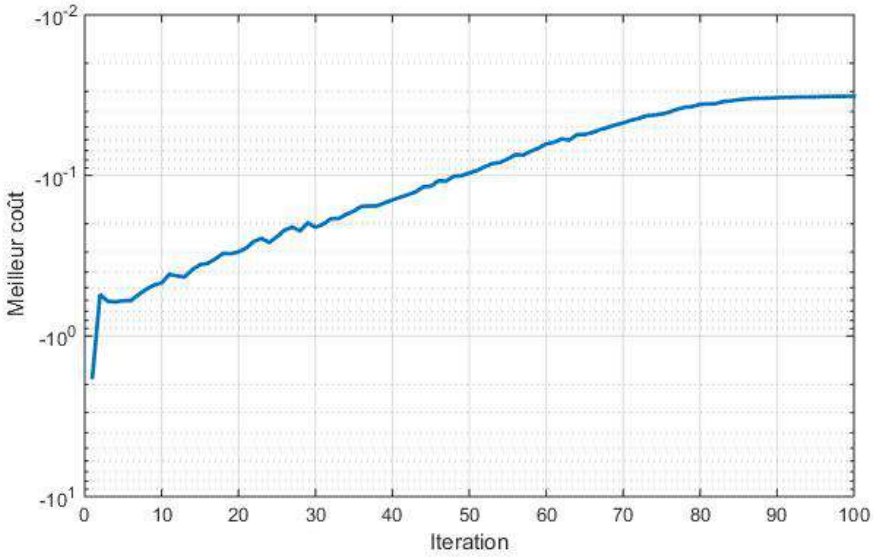


Figure IV. 1 : La variation de meilleur cout (fitness) cas de cellule solaire.

Ces figure représenté la variation des meilleurs estimations de chaque paramètres d'une cellule photovoltaïque

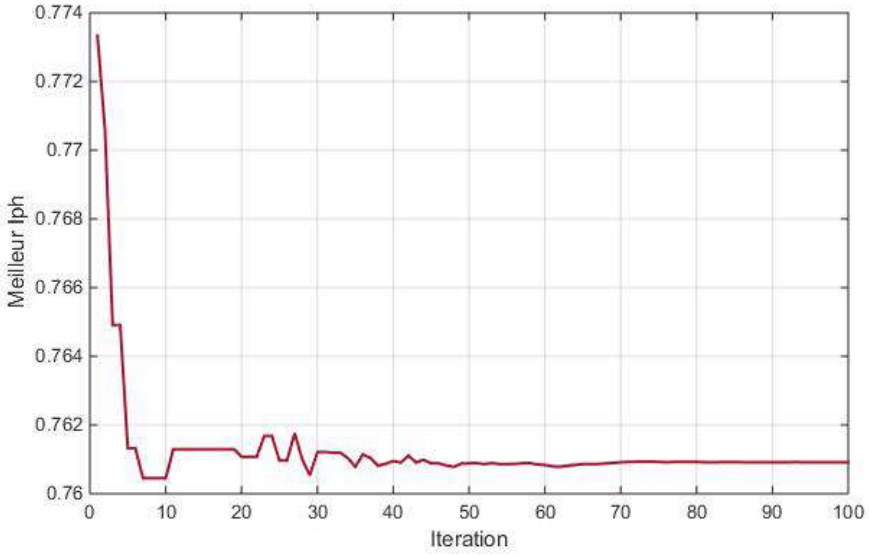


Figure IV. 2 : la variation de paramètres estimés (Iph) de cellule solaire

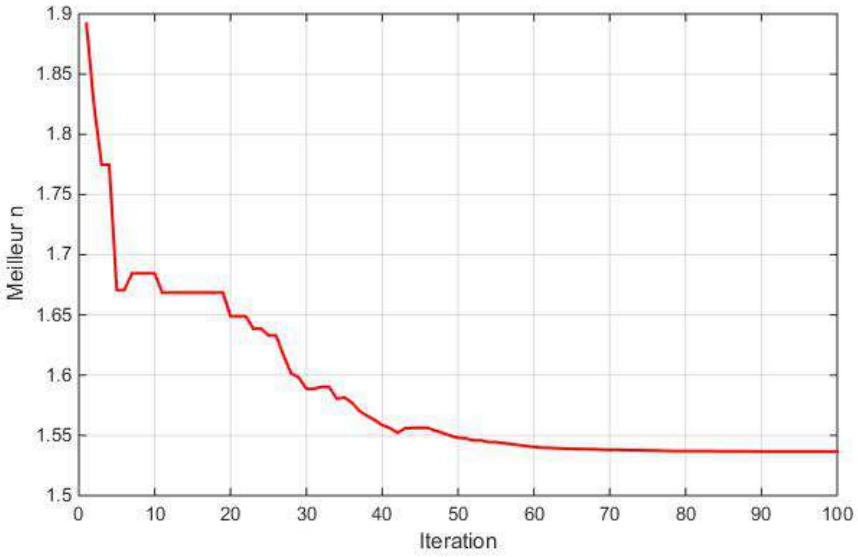


Figure IV. 3: la variation de paramètres estimés (n) de cellule solaire

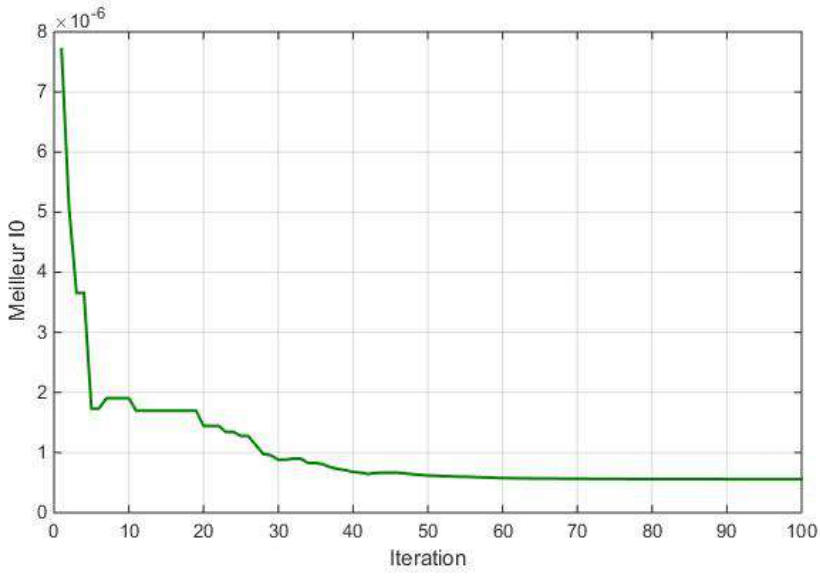


Figure IV. 4 : la variation de paramètres estimés (I0) de cellule solaire

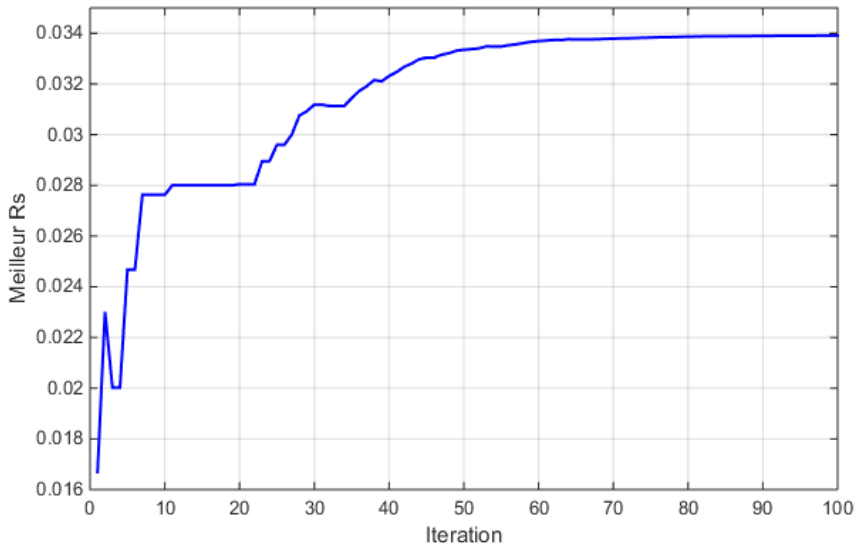


Figure IV. 5 : la variation de paramètres estimés (Rs) de cellule solaire

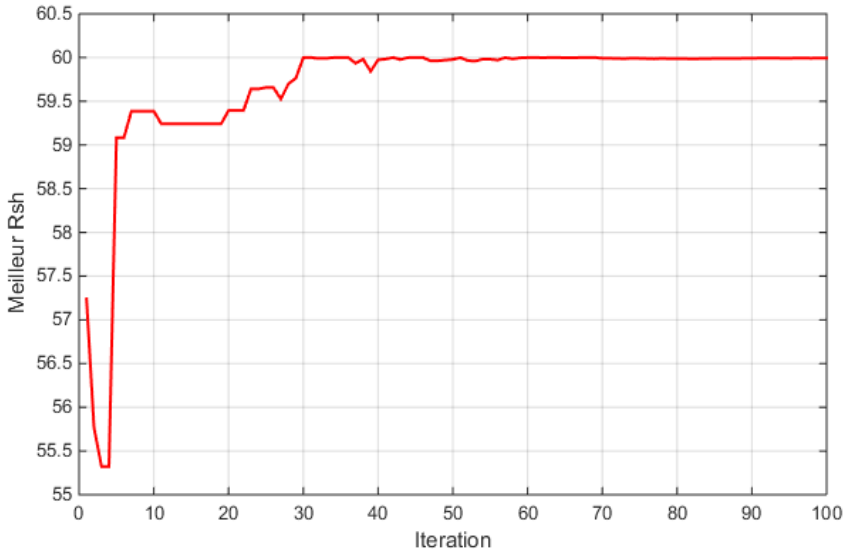


Figure IV. 6 : la variation de paramètres estimés (Rsh) de cellule solaire

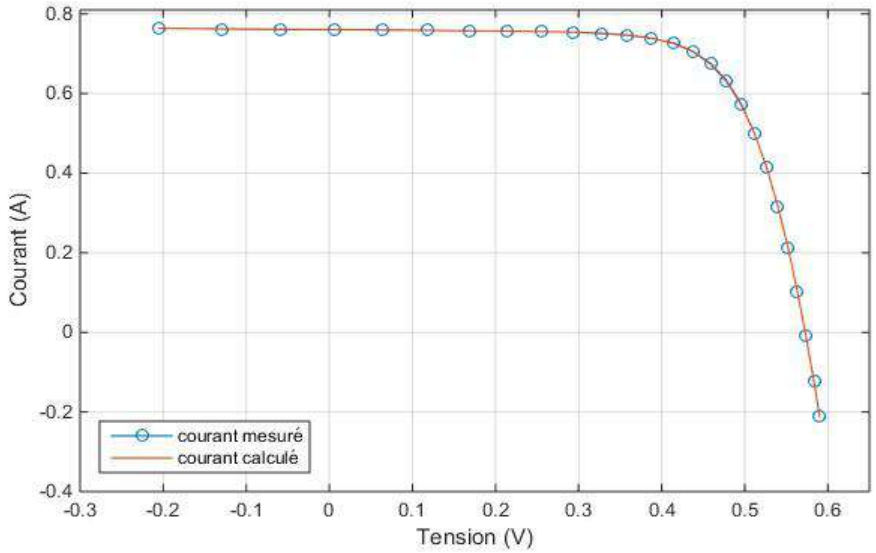


Figure IV. 7 : Résultats de comparaison entre le courant mesuré et calculé.

On remarque que la courbe de courant calculé Identique avec la courbe de courant mesuré

Afin de vérifier la qualité des résultats, nous calculons l'erreur absolue individuelle pour chaque mesure par :

$$AEI = |I_i - I_{cal}| \qquad \text{(IV.3)}$$

Où I_{cal} est le courant calculé pour chaque V_i , I_i

Tableau IV. 3 : Ajustement courbe des paramètres estimés de la cellule solaire.

Itération	$V_m(V)$	$I_m(A)$	I_{cal} (A)	IAE basé sur FA	IAE basé sur PSO	IAE basé sur Bouzidi et al. (2007)	IAE basé sur GA
1	-0.2057	0.7640	0,7639	0.00032	0.000854	0.000347	0.000936
2	-0.1291	0.7620	0,7626	0,00063	0.001575	0.000383	0.001666
3	-0.0588	0.7605	0,7614	0,00096	0.001223	0.000717	0.001999
4	0.0057	0.7605	0,7603	0,00010	0.000874	0.000355	0.000927
5	0.0646	0.7600	0,7594	0,00059	0.000531	0.000835	0.000445
6	0.1185	0.7590	0,7584	0,00050	0.000425	0.000739	0.000533
7	0.1678	0.7570	0,7576	0,00062	0.000964	0.000410	0.001662
8	0.2132	0.7570	0,7567	0,00026	0.000487	0.000448	0.000755
9	0.2545	0.7555	0,7556	0,00019	0.000684	0.000085	0.001178

10	0.2924	0.7540	0,7542	0,00020	0.000247	0.000251	0.001127
11	0.3269	0.7505	0,7517	0,00125	0.000328	0.001581	0.002074
12	0.3585	0.7465	0,7473	0,00087	0.001547	0.001688	0.001571
13	0.3873	0.7385	0,7396	0,00111	0.000651	0.002682	0.001707
14	0.4137	0.7280	0,7262	0,00173	0.002135	0.000843	0.001185
15	0.4373	0.7065	0,7051	0,00133	0.000087	0.002581	0.000530
16	0.4590	0.6755	0,6730	0,00248	0.002418	0.002930	0.001094
17	0.4784	0.6320	0,6284	0,00353	0.002790	0.003427	0.001150
18	0.4960	0.5730	0,5699	0,00304	0.002494	0.005676	0.000829
19	0.5119	0.4990	0,4980	0,00098	0.001452	0.009993	0.004796
20	0.5265	0.4130	0,4128	0,00018	0.001028	0.0132599	0.007163
21	0.5398	0.3165	0,3172	0,00076	0.001684	0.017316	0.009007
22	0.5521	0.2120	0,2125	0,00057	0.000435	0.020599	0.008115
23	0.5633	0.1035	0,1031	0,00031	0.004720	0.023594	0.004458
24	0.5736	-0.0100	-0,0092	0,00072	0.003463	0.030641	0.001648
25	0.5833	-0.1230	-0,1254	0,00240	0.000235	0.031672	0.010085
26	0.5900	-0.2100	-0,2112	0,00126	0.000284	0.039175	0.014679
Total IAE	/	/	/	2,67E-02	0.033581	0.212223	0.081320

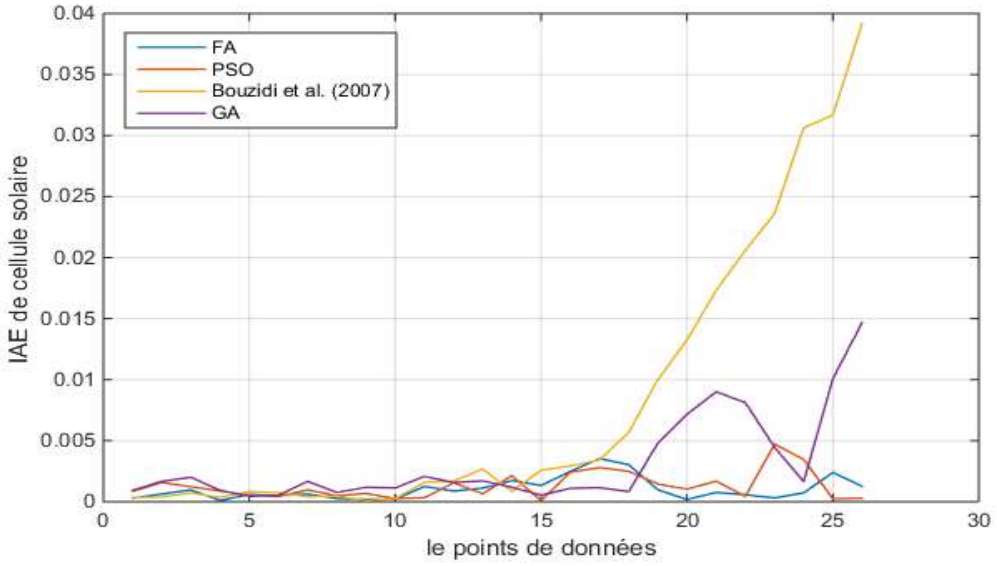


Figure IV. 8 : Profils IAE pour différents algorithmes d'estimation (cas de cellule solaire).

IV.5 Étude de cas 2: Modèle de module PV utilisant un modèle à diode unique

Dans cette section, les mesures ont été prises en utilisant le module solaire mentionné ci-dessus pour caractériser un jeu de données I-V.

Tableau IV. 4: Paramètres estimés du modèle de module PV en utilisant différentes méthodes.

cas	Item	FA	PSO	Bouzidi et al. (2007)	GA
module PV	I_{ph} (A)	1.0327	1.0313	1.0339	1.0441
	I_0 (ìA)	2.9581	2.6386	3.0760	3.4360
	R_s(Ù)	1.2168	1.2357	1.2030	1.1968
	R_{sh}(Ù)	756.680	833.333	555.555	555.555
	n	49.8564	48.2889	48.1862	48.5862

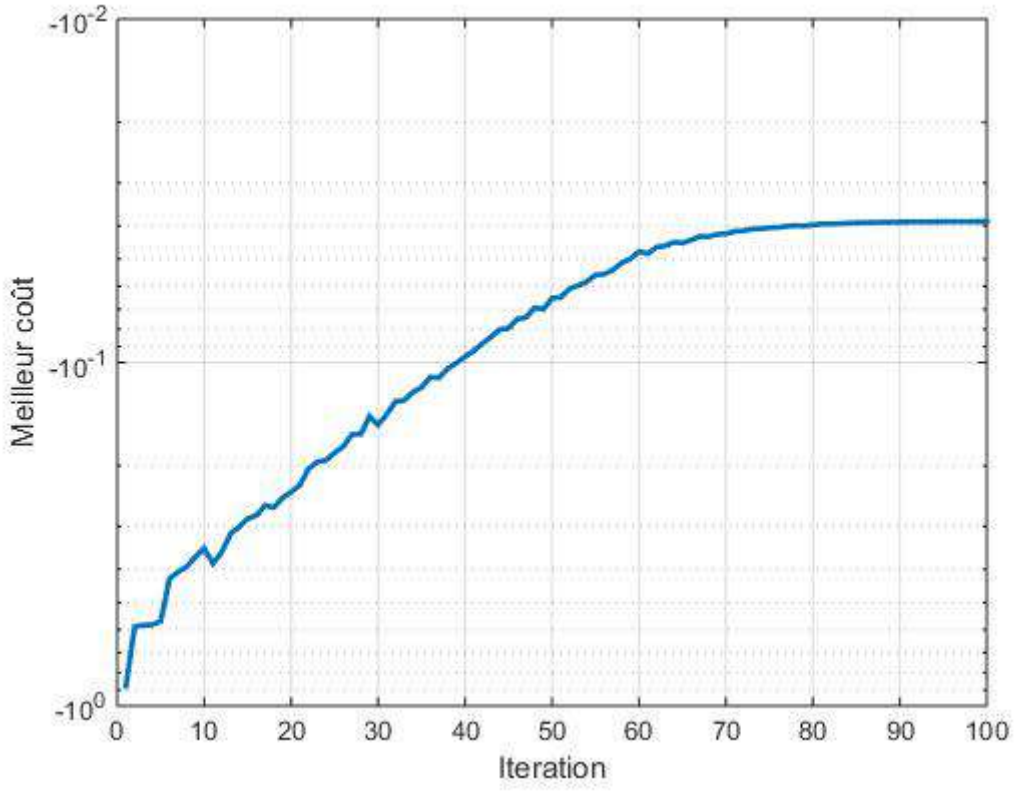


Figure IV. 9 : La variation de mielleur cout (fitness), cas de module.

Tableau IV. 5 : Ajustement courbe des paramètres estimés du module PV.

Itération	$V_m(V)$	$I_m(A)$	$I_{cal}(A)$	IAE basé sur FA	IAE basé sur PSO	IAE basé sur Bouzidi et al. (2007)	IAE basé sur GA
1	0.1248	1.0315	1.0309	6.211e-4	0.004351	7.74758E-05	0.010193793
2	1.8093	1.0300	1.0286	0.0014	0.001354	0.001645391	0.008698485
3	3.3511	1.0260	1.0265	5.33e-4	0.000521	0.000495255	0.009911526
4	4.7622	1.0220	1.0245	0.0025	0.005145	0.000771843	0.011228492
5	6.0538	1.0180	1.0223	0.0043	0.002524	0.001971045	0.012457628
6	7.2364	1.0155	1.0197	0.0042	0.000419	0.001243466	0.011728394
7	8.3189	1.0155	1.0159	3.853e-5	0.004151	0.001553998	0.008880327
8	9.3097	1.0100	1.0099	7.518e-5	0.001986	0.003985862	0.006327239
9	10.2163	1.0035	1.0001	0.0034	0.002282	0.007721693	0.00237697
10	11.0449	0.9880	0.9842	0.0038	0.005478	0.008442889	0.001333667
11	11.8018	0.9630	0.9595	0.0035	0.005614	0.008368167	0.000977468
12	12.4929	0.9255	0.9230	0.0025	0.001965	0.007217233	0.001607955
13	13.1231	0.8725	0.8727	2.427e-4	0.004784	0.003931467	0.004322128
14	13.6983	0.8075	0.8075	3.001e-5	0.001874	0.003598334	0.004074905
15	14.2221	0.7265	0.7281	0.0016	0.000227	0.000824159	0.006303696
16	14.2221	0.6345	0.6365	0.0020	0.000723	0.000681443	0.007322338
17	15.1346	0.5345	0.5356	0.0011	0.001384	0.000404116	0.00662565
18	15.5311	0.5345	0.4286	0.0011	0.000884	0.001261056	0.007121865
19	15.8929	0.3185	0.3184	1.330e-4	0.000254	1.36166E-05	0.005535372
20	16.2229	0.2085	0.2075	9.548e-4	0.000845	0.001034466	0.00423231
21	16.5241	0.1010	0.0981	0.0029	0.000914	0.004482183	0.000525321
22	16.7987	-0.0080	-0.008	2.913e-4	0.000257	0.000225555	0.004951548
23	17.0499	-0.1110	-0.110	9.520e-5	0.000039	0.000751118	0.0052044
24	17.2793	-0.2090	-0.208	1.774e-4	0.000087	0.000524973	0.004701146
25	17.4885	-0.3030	-0.301	0.0015	0.000478	0.000524973	0.006836252
Total IAE	/	/	/	0.0393	0.048532	0.064183	0.153479

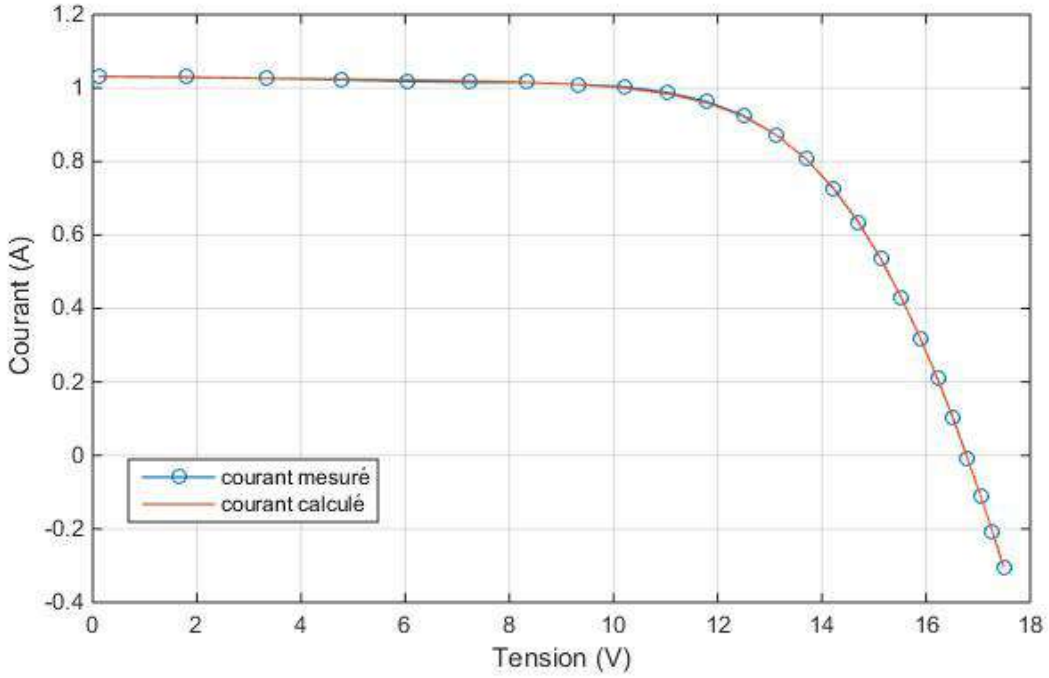


Figure IV. 10:Résultats de comparaison entre le courant mesuré et calculé en cas de module

IV.6 Conclusion

Ce chapitre présente une variante de l'algorithme Firefly pour l'estimation des paramètres de cellules solaires et de modules photovoltaïques. L'algorithme proposé est mis en œuvre et testé à l'aide des données de mesure d'une cellule solaire et d'un module photovoltaïque. Les résultats sont comparés à d'autres algorithmes de référence pour valider la précision et les performances des techniques proposées. (FA) montre de meilleures performances en termes de taux de convergence et d'évitement des minima locaux. Il est observé que (FA) donne la plus grande précision que les algorithmes mentionnés en raison du fait qu'une erreur plus faible est produite. On peut donc en conclure que la proposition de FA améliore le problème d'optimisation.

Conclusion général

Dans ce travail, nous avons abordé le problème de la détermination des paramètres, de l'extraction des cinq paramètres, du courant photo , des courants de saturation des diodes, des facteurs d'idéalisation des diodes, de la résistance série et de la résistance parallèle extraite. Utilisation de l'algorithme Firefly. Utilisation de différents modèles, à savoir la cellule solaire et le module PV, pour valider les performances de l'approche proposée pour résoudre ce problème d'estimation. Le cadre de la solution a été mis en œuvre et testé en utilisant les données enregistrées réelles. Les résultats obtenus avec l'algorithme FA, en particulier par rapport à d'autres méthodes concurrentes, sont très prometteurs et méritent une attention sérieuse. Le potentiel de FA apparaît comme un nouvel outil précieux pour l'estimation des paramètres et l'identification du système, ainsi que pour la minimisation de la modélisation du système à partir d'hypothèses très simplistes telles que la continuité, la convexité et la différenciation requises par d'autres techniques d'estimation traditionnelle

[1] Easwarakhanthan, T., et al. "Nonlinear minimization algorithm for determining the solar cell parameters with microcomputers." International Journal of Solar Energy 4.1 1986: 1-12.

[2] Chegaar, M., Z. Ouennoughi, and A. Hoffmann. "A new method for evaluating illuminated solar cell parameters." Solid-state electronics 45.2 2001: 293-296.

[3] Tamrakar, Rituraj, and Archana Gupta. "A Review: extraction of solar cell modelling parameters." Int. J. Innovative Res. Electr., Electron., Instrum. Control Eng 3.1 2015: 55-60.

[4] Beneddine Aboubaker "Analyse des défauts d'une installation photovoltaïque ", Mémoire de Master, UNIVERSITE DR. Yahia Fares de Médéa, 2018.

[5] Morsli, Abdelkader. Etude d'un système solaire photovoltaïque utilisant des supercondensateurs. Diss. Ecole Nationale Polytechnique.

[6] Omar, Feddaoui. Contribution à l'Etude des Systèmes Hybrides de Génération: Application aux Energies Renouvelables. Diss. University of Souk Ahras, 2014.

[7] LOUAZENE, Mohamed Lakhdar. Contribution à l'optimisation des systèmes photovoltaïques utilisés pour l'irrigation dans les zones sahariennes–Application zone de Ouargla. Diss. Université de Batna 2, 2015.

[8] Mokadem Zohra et touhami Linda "Etude et dimensionnement d'un système solaire photovoltaïque du pôle universitaire de l'université de Médéa par logiciel PVsyst" Mémoire Master, universite dr. Yahia Fares de Médéa, 2018.

[9] Ibrahim, Yassine. Systeme hybride photovoltaique-eolien-diesel sans stockage. Projet de fin d'etudes, Université Libanaise Faculté de Génie II 2013.

[10] Benabid, Rabah, and M. Boudour. "Optimisation Multiobjectif de la Synthèse des FACTS par les Particules en Essaim pour le Contrôle de la Stabilité de Tension des Réseaux Electriques." Université Amar Telidji, Laghouat 2007.

[11] Gerbex, Stéphane. Métaheuristiques appliquées au placement optimal de dispositifs FACTS dans un réseau électrique. No. THESIS_LIB. EPFL, 2003.

[12] Holland, John H. "Adaptation in natural and artificial systems Ann Arbor." The University of Michigan Press 1 1975: 975.

[13] Goldberg, David E. "Genetic algorithms in search, optimization and machine learning. Addsion-Wesley Longman." Reading 1989.

[14] Mancer, Nabil. "Contribution à l'optimisation de la puissance réactive en présence de dispositifs de compensation dynamique (FACTS)." Mémoire de magister non publié, Département génie électrique, Université Mohamed Khider-Biska, Algérie 2012.

[15] Hamid, Nurul Farhana Abdul, Nasrudin Abd Rahim, and Jeyraj Selvaraj. "Solar cell parameters identification using hybrid Nelder-Mead and modified particle swarm optimization." Journal of Renewable and Sustainable Energy 8.1 2016: 015502.

[16] Bonabeau, Eric, et al. Swarm intelligence: from natural to artificial systems. No. 1. Oxford university press, 1999.

[17] Yang, Xin-She. "Firefly algorithm, stochastic test functions and design optimisation." arXiv preprint arXiv:1003.1409 2010.

[18] Goldberg, David E. "Genetic algorithms in search." Optimization, and MachineLearning 1989.

[19] Yang, Xin-She. "Firefly algorithms for multimodal optimization." International symposium on stochastic algorithms. Springer, Berlin, Heidelberg, 2009.

[20] Merzouk, Salah Eddine. Problème de dimensionnement de lots et de livraisons: application au cas de la chaîne logistique. Diss. Besançon, 2007.

[21] Olariu, Stephan, and Albert Y. Zomaya. "Biology-derived algorithms in engineering optimization." Handbook of bioinspired algorithms and applications. Chapman and Hall/CRC, 2005. 607-618.

[22] Kennedy, James. "In search of the essential particle swarm." 2006 IEEE International Conference on Evolutionary Computation. IEEE, 2006.

[23] Stanger-Hall, Kathrin F., James E. Lloyd, and David M. Hillis. "Phylogeny of North American fireflies (Coleoptera: Lampyridae): implications for the evolution of light signals." Molecular phylogenetics and evolution 45.1 2007: 33-49.

[24] Yang, Xin-She. "Firefly algorithms for multimodal optimization." International symposium on stochastic algorithms. Springer, Berlin, Heidelberg, 2009.

[25] Lukasik, Szymon, and Sławomir Żak. "Firefly algorithm for continuous constrained optimization tasks." International conference on computational collective intelligence. Springer, Berlin, Heidelberg, 2009.

[26] Yang, Xin-She. "Firefly algorithm, stochastic test functions and design optimisation." arXiv preprint arXiv:1003.1409 (2010).

[27] Yang, Xin-She. "Firefly algorithms for multimodal optimization." International symposium on stochastic algorithms. Springer, Berlin, Heidelberg, 2009.

[28] Yang, Xin-She. Nature-inspired metaheuristic algorithms. Luniver press, 2010.

[29] Yang, Xin-She. "Firefly algorithm, Levy flights and global optimization." Research and development in intelligent systems XXVI. Springer, London, 2010. 209-218.

[30] Romana capor-hrosik, Adis Alihodzic, Milan Tuba, Mirjana VUKOVIC, Milenko PIKULA, "Firefly Algorithm for Constrained Optimization Problems", ISBN: 978- 960-474-330-8.

[31] Yang, Xin-She. "Firefly algorithms for multimodal optimization." International symposium on stochastic algorithms. Springer, Berlin, Heidelberg, 2009.

[32] Yang, Xin-She, and Xingshi He. "Firefly algorithm: recent advances and applications." arXiv preprint arXiv:1308.3898, 2013.

[33] Yang, Xin-She. Nature-inspired metaheuristic algorithms. Luniver press, 2010.

[34] Amokrane, Zouhir, and Mourad Haddadi. "An improved technique based on pso to estimate the parameters of the photovoltaics cell/module." 2017 5th International Conference on Electrical Engineering-Boumerdes (ICEE-B). IEEE, 2017.

[35] Bouzidi, K., M. Chegaar, and N. Nehaoua. "New method to extract the parameters of solar cells from their illuminated IV curve." 4th International Conference on Computer Integrated Manufacturing, Setif, Algeria. 2007.