

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire

**MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA
RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE FERHAT ABBAS SETIF I
FACULTE DE TECHNOLOGIE
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE**



MEMOIRE

EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLOME DE MAGISTER

OPTION : Instrumentation

Présenté par M^{lle} : KROUR SAFIA

Thème :

*Optimisation Des Paramètres D'une
Cellule Photovoltaïque Par
Les Algorithmes Génétiques*

Soutenu le: 21/12/2014, devant la commission d'examen:

Mr. A. BOULOUFA	Président	Prof.	Université F. A Sétif-1
Mr. A. BARTIL	Rapporteur	M.C.C.A	Université F. A Sétif-1
Mr. A. MESSOUS	Examineur	M.C.C.A	Université F. A Sétif-1
Mr. N. BOUKEZZOULA	Examineur	M.C.C.A	Université F. A Sétif-1

2014/2015

Dédicaces

*A mes très chers parents
Qu'Allah vous protège, vous prête une
bonne santé
Et une longue vie;
A mes frères et ma chère sœur
Pour m'avoir supporté durant les
moments difficiles
Pour leur soutien et leur patience ;
A mon âme sœur Meriem ;
Athedoug í tassa yeno ;
A tous ceux qui me sont chers
Et qui ne méritent pas d'être oubliés.*

Remerciements

C'est avec un grand plaisir que je réserve ces lignes en signe de reconnaissance à tous ceux qui ont, de près ou de loin, contribué à rendre ce travail possible. Même si des fois nos expressions nous trahissent et n'expriment pas réellement nos sentiments les plus sincères.

Ma profonde gratitude va en premier, à Allah le tout puissant, le miséricordieux de m'avoir donné la force et la patience d'arriver à mettre ce travail à terme.

*Mes reconnaissances vont à mon promoteur **Dr A. Bartil**, d'avoir accepté de m'encadrer au cours de ce lent parcours. Pour la confiance et la liberté qu'il m'a accordé dans la réalisation de ce travail.*

*Mes vifs remerciements vont, particulièrement, à **Pr A. Bouloufa** pour son aide considérable et ces précieux conseils pour la réussite de ce projet et je suis ravie de pouvoir lui compter parmi les membres de mon jury, pour l'honneur qu'il me fait en acceptant d'assurer la présidence de mon jury de mémoire.*

*Mes remerciements vont de même à **Dr A. Messous** ainsi qu'à **Dr N. Boukezzoula**, qui m'ont honoré en acceptant d'être examinateurs dans ce jury.*

LISTE DES FIGURES

Chapitre I

Figure I.1. Spectre d'émission solaire	4
Figure I.2. Transitions électroniques pour un gap direct et un gap indirect	5
Figure I. 3. Structure d'une cellule solaire sous éclairement.....	6
Figure I.4. (a) Caractéristique courant-tension de la cellule photovoltaïque sous éclairement et dans l'obscurité; (b) Représentation conventionnelle de la courbe $I(V)$ et $P(V)$	7
Figure I.5. Principales pertes intrinsèques pour une cellule en silicium	9
Figure I.6. Schéma électrique équivalent d'une cellule photovoltaïque : (a) modèle à deux exponentiels, (b) modèle à un seul exponentiel.....	9
Figure I.7. Influence de l'éclairement	10
Figure I.8. Effet de la température sur la caractéristique $I(V)$	11
Figure I.9. Effet de la résistance série sur la caractéristique $I(V)$	11
Figure I.10. Effet de la résistance parallèle sur la caractéristique $I(V)$	12
Figure I.11. Composition d'une cellule photovoltaïque	13
Figure I.12. Les différents types de cellules solaires à base du silicium.....	16
Figure I.13. N_s cellules montées en série et la caractéristique $I(V)$ résultante	17
Figure I.14. N_p cellules montées en parallèle et la caractéristique $I(V)$ résultante.....	17
Figure I.15. Caractéristique d'un groupement hybride des cellules identiques.....	18

Chapitre II

Figure II.1. Le processus d'optimisation.....	20
Figure II.2. Optimisation d'une fonction objectif	22
Figure II.3. Recherche locale et recherche globale	24
Figure II.4. Etude Monte Carlo de 2854 photodiodes	25
Figure II.5. Circuit équivalent au modèle à 5 paramètres (SEM).....	27
Figure II.6. Circuit équivalent au modèle à 4 paramètres	28
Figure II.7. Circuit équivalent au modèle idéal	28
Figure II.8. Circuit équivalent au modèle à 7 sept paramètres	29
Figure II.9. Circuit équivalent au modèle à 6 six paramètres	29
Figure II.10. Branche principale de la fonction de Lambert W_0	32
Figure II.11. Comparaison entre la caractéristique $I-V$ simulée avec la méthode de Newton et avec la fonction de Lambert W	33

Chapitre III

Figure III.1. Les cinq niveaux d'organisation d'un algorithme	37
Figure III.2. Schéma général d'un algorithme génétique.....	39
Figure III.3. Principe général des algorithmes génétiques	41
Figure III.4 Illustration schématique du codage des variables d'optimisation.....	42
Figure III.5. La roulette	45
Figure III.6. Le tournoi.....	46
Figure III.7. Exemple de croisement à un point simple.....	46
Figure III.8. Exemple de croisement bi-points	47
Figure III.9. Exemple de croisement uniforme	47
Figure III.10. Une mutation.....	48

Chapitre IV

Figure IV.1. Caractéristique I(V) d'Easwarakhanthan : expérimentale et simulée avec les paramètres extraits par les deux méthodes proposées.....	61
Figure IV.2. Structure de la cellule solaire p-Si/n-ZnO:Al	62
Figure IV.3. Caractéristique I(V) de la cellule solaire p-Si/n-ZnO:Al	62
Figure IV.4. Caractéristique I(V): expérimentale et simulée avec les paramètres extraits par les deux méthodes proposées	64
Figure IV.5. L'organigramme de l'algorithme génétique	67
Figure IV.6. Caractéristique I(V): expérimentale et simulée avec les paramètres extraits par les AGs	70
Figure IV.7. Diagramme du coût minimal et du coût moyen en fonction de la génération	71

Sommaire

Introduction générale	1
-----------------------------	---

Chapitre I

L'énergie photovoltaïque

I.1 Introduction	3
I.2 Généralité sur l'énergie photovoltaïque	3
I.2.1 Préambule	3
I.2.2 Nature du rayonnement solaire	3
I.2.3 Effet photovoltaïque	5
I.2.4 Cellule photovoltaïque	6
I.2.4.1 Description du fonctionnement d'une cellule photovoltaïque	6
I.2.4.2 Paramètres caractéristiques d'une cellule photovoltaïque	8
I.2.4.3 Facteurs limitant le rendement	9
I.2.4.4 Modélisation électrique de la cellule solaire	10
I.2.4.5 Influence des différents paramètres sur les performances	12
a) Influence de l'éclairement	12
b) Influence de la température	12
c) Influence de la résistance série	13
d) Influence de la résistance shunt	14
I.3 Structure des cellules photovoltaïques	14
I.3.1 Silicium comme matériau de base pour le photovoltaïque	14
I.3.2 Constituants de base d'une cellule photovoltaïque	15
a) Passivation des faces avant et arrière	15
b) Couche antireflet (CAR)	15
c) Texturation de la surface	16
d) Contacts face avant et arrière	16
e) Champ BSF	16
I.3.3 Différentes technologies existantes à base de Silicium	17
I.3.3.1 Silicium monocristallin	17
I.3.3.2 Silicium polycristallin	17

I.3.3.3 Silicium amorphe	17
I.4 Système photovoltaïque	18
I.4.1 Association des cellules	18
I.4.1.1 Association en série	19
I.4.1.2 Association en parallèle	19
I.4.1.3 Association hybride	20
I.5 Avantages et inconvénients de la photovoltaïque	20
I.5.1 Avantages	20
I.5.2 Inconvénients	21
I.6 Conclusion	21

Chapitre II

L'optimisation des paramètres photovoltaïques

II.1 Introduction	22
II.2 L'optimisation: Définition et intérêt	22
II.2.1 Variables du problème	23
II.2.2 Espace de recherche	23
II.2.3 Fonction objectif	24
II.2.4 Méthodes d'optimisation	24
II.2.4.1 Méthodes déterministes	25
II.2.4.2 Méthodes non-déterministes	25
II.3 Classification des méthodes d'optimisation	26
II.3.1 Premier cas	26
II.3.2 Deuxième cas	26
II.3.3 Troisième cas	26
II.4 Recherche local et recherche global	27
II.5 Méthodes classiques d'optimisation	27
II.5.1 Méthode de Monte-Carlo	27
II.5.2 Méthode de Newton	29
II.6 Extraction des paramètres photovoltaïques d'une cellule solaire	29

II.6.1 Modèles électriques d'une cellule solaire	29
II.6.1.1 Modèle à une diode	30
II.6.1.1.1 Modèle à cinq paramètres (simple exponentielle (SEM))	30
II.6.1.1.2 Modèle à quatre paramètres	30
II.6.1.1.3 Modèle à trois paramètres (modèle idéal)	31
II.6.1.2 Modèle à deux diodes	31
II.6.1.2.1 Modèle à sept paramètres (double exponentielle DEM)	32
II.6.1.2.2 Modèle à six paramètres	32
II.6.2 Méthodes d'extraction	33
II.6.2.1 Méthode d'optimisation verticale	33
II.6.2.2 Méthode de conductance simple	33
II.6.2.3 Fonction de Lambert	34
II.6.2.3.1 Calcul de la fonction de Lambert W	34
II.6.2.3.2 Validation de la fonction de Lambert	36
II.6.2.4 Méthode de fonction Co-contenue	36
II.6.2.5 Algorithmes génétiques	37
II.7 Conclusion	38

Chapitre III

Les algorithmes génétiques

III.1 Introduction	39
III.2 Définition	39
III.3 Historique	40
III.4 Aperçu sur les algorithmes génétiques	40
III.5 Présentation générale d'un algorithme génétique	42
III.6 Caractéristiques des algorithmes génétiques	44
III.6.1 Codage	45
III.6.1.1 Codage binaire	45
III.6.1.2 Codage réel	46
III.6.1.3 Codage gray	46
III.6.2 Espace de recherche	46

III.6.3 Fonction d'évaluation	47
III.6.4 Rôle du hasard	47
III.7 Opérateurs génétiques	47
III.7.1 Sélection	48
III.7.1.1 Sélection par roulette	48
III.7.1.2 Sélection par tournoi	49
III.7.2 Croisement	49
III.7.2.1 Croisement à un point simple	50
III.7.2.2 Croisement multi-points	50
III.7.2.3 Croisement uniforme	51
III.7.3 Mutation	52
III.7.3.1 Mutation uni-point	52
III.7.3.2 Mutation bi-points et multi-points	52
III.7.3.3 Mutation par valeur	52
III.7.4 Elitisme	53
III.8 Paramètre de dimensionnement	53
III.9 Etapes importantes de l'algorithme génétique	53
III.10 Avantages et inconvénients des algorithmes génétiques	54
III.10.1 Avantages	54
III.10.2 Inconvénients	55
III.11 Conclusion	55

Chapitre IV

Résultats et interprétations

IV.1 Introduction	56
IV.2 Algorithmes d'optimisation	56
IV.3 Méthodes d'extraction proposées	57
IV.3.1 Méthode analytique des cinq points	57
IV.3.2 Méthode de Gromov modifiée	58
IV.4 Test des méthodes proposées	60

IV.5 Extraction des paramètres d'une cellule de type p-Si/n-ZnO:Al	61
IV.6 Extraction des paramètres par les algorithmes génétiques.....	64
IV.6.1 Fonction fitness	64
IV.6.2 Organigramme de l'algorithme génétique.....	65
IV.6.3 Utilisation de l'algorithme génétique	68
IV.6.4 Test de l'algorithme génétique	69
IV.6.5 Application de l'algorithme génétique sur la cellule p-Si/n-ZnO:Al	69
IV.7 Conclusion	71
Conclusion générale	72

Introduction générale

La future gestion de l'énergie est désormais une question d'actualité majeure face aux problèmes liés à l'épuisement des réserves d'énergie fossile, notamment sous ces formes liquides ou gazeuses. De plus, les risques en matières environnementales liés aux rejets de CO₂ dans l'atmosphère engendrant le phénomène de l'effet de serre [1], ainsi que ceux provenant de l'élimination des déchets nucléaires suscitent actuellement un vif intérêt pour les énergies renouvelables sous leurs multiples formes. L'intension majeure de la politique énergétique et les efforts des recherches conduisent vers l'augmentation du rendement des systèmes énergétiques renouvelables disponibles et à la conception des technologies rentables. L'énergie solaire est une des sources renouvelables les plus prometteuses, et qui est actuellement utilisée dans le monde entier pour répondre à la demande croissante sur l'énergie électrique.

L'énergie photovoltaïque, reposant sur la transformation directe des rayons lumineux provenant du soleil en électricité, est la plus jeune des énergies renouvelables et elle possède un potentiel important. La production de l'énergie photovoltaïque a subi un taux de croissance soutenable, et a connu un intérêt maximum pendant les trois crises pétrolières, quand le besoin à des énergies de types alternatifs semble dominant. Elle a marqué une augmentation moyenne annuelle de 60% entre 2004 et 2009 [2]. La première cellule solaire a été fabriquée aux Etats Unis par les chercheurs des laboratoires Bells vers la fin des années 50, et a été destinée à des applications spatiales. Cette cellule était à base de Silicium qui est le matériau le plus couramment utilisé, malgré la concurrence plus rude d'autres matériaux.

Les performances de la cellule solaire, ainsi que du module, peuvent être décrites par la caractéristique courant-tension $I(V)$, qui est habituellement affectée par les différents paramètres de la modélisation électrique de la cellule. L'identification ou l'extraction de ces paramètres s'avère très importante pour mieux comprendre les mécanismes physiques agissant à l'intérieure 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 courant photogénéré (I_{ph}), le courant de saturation (I_0), le facteur d'idéalité (n) et les deux résistances série et shunt (R_s, R_{sh}).

Des méthodes et des techniques d'étude et d'extraction de ces différents paramètres ont été développées au paravent. Notre travail sera porté sur le développement d'une méthode basée sur le modèle à une seule diode, capable d'extraire les cinq paramètres électriques. Dans ce contexte, une approche basée sur les algorithmes génétiques sera développée afin de modéliser et d'optimiser les données simulées d'une cellule solaire à base de silicium monocristallin de structure p-Si/n-ZnO:Al.

Outre l'introduction et la conclusion générales, ce mémoire comprend quatre chapitres :

Le premier chapitre concerne une étude générale sur l'énergie photovoltaïque. Il comprend le fonctionnement de la cellule photovoltaïque, ses caractéristiques principales et les différentes cellules solaires à base du Silicium.

Le but fixé dans le deuxième chapitre est l'optimisation des paramètres de la cellule en exploitant la caractéristique $I(V)$. Dans un premier temps, on présente les différents modèles qui décrivent le comportement de la cellule photovoltaïque, ensuite on étudie quelques méthodes implantées pour l'identification des paramètres de la cellule.

Le troisième chapitre sera consacré à une étude générale pour mettre en évidence les algorithmes génétiques. Il comprend la description et l'évolution du processus d'optimisation par les algorithmes génétiques, ainsi que les avantages et les inconvénients de ce processus.

Le quatrième et dernier chapitre consiste à utiliser des techniques d'optimisation pour chercher les paramètres optimaux du photocourant, courant de saturation, facteur d'idéalité et les résistances série et shunt pour une fonction fitness minimale. Ces paramètres seront enfin exploités pour présenter les caractéristiques électriques de la cellule solaire.

CHAPITRE I

*L'énergie
photovoltaïque*

I.1 Introduction

Récemment, les ressources dites renouvelables et notamment les cellules solaires font l'intérêt du monde entier suite aux prévisions d'épuisement inéluctable des ressources d'énergie. La conversion de l'énergie solaire en électricité, assurée par les ressources de l'électronique dans sa gamme d'éléments semi-conducteurs, est une technologie en rapide évolution. Ce premier chapitre est, donc, destiné à constituer une base théorique sur l'énergie photovoltaïque et une étude sur la structure et les différents types des cellules solaires.

I.2 Généralité sur l'énergie photovoltaïque

I.2.1 Préambule

L'épuisement des ressources fossiles, à plus ou moins long terme, la flambée des prix de revient du brut et la lutte contre les émissions de gaz à effet de serre rendent urgentes la maîtrise des consommations et la diversification des sources d'énergie: l'utilisation et le développement des énergies renouvelables.

On considère qu'une énergie est renouvelable, toute source d'énergie qui se renouvelle assez rapidement pour être considérée comme inépuisable (d'où son nom) à l'échelle de l'homme mais aussi dans certains cas de l'humanité (solaire par exemple). Les énergies renouvelables sont issues des phénomènes naturels réguliers ou constants provoqués principalement par le soleil (l'énergie solaire mais aussi hydraulique, éolienne ...), la lune (énergie marémotrice, certains courants : énergie hydrolienne...) et la terre (géothermique profonde...).

I.2.2 Nature du rayonnement solaire

Le soleil est constitué principalement de gaz, dont la fusion continue produit une quantité d'énergie phénoménale. La fusion des atomes d'hydrogène en atomes d'hélium permet en effet d'atteindre des températures de l'ordre de 20 millions de degrés Kelvin. Cette énergie se traduit par l'émission d'un rayonnement composé de longueurs d'ondes majoritairement comprises entre 0.2 μm et 3 μm [3]. Ce rayonnement solaire constitue la ressource énergétique la mieux partagée sur la terre et la plus abondante ; une partie de ce rayonnement peut être exploitée pour produire directement de la chaleur (solaire thermique) ou de l'électricité: c'est **l'énergie solaire photovoltaïque**.

À la surface de la terre, le spectre solaire n'est plus le même que dans l'espace, car il est pondéré par l'absorption des molécules présentes dans l'atmosphère (O_3 , CO_2 , H_2O , ...). Les conditions climatiques ainsi que la présence des particules influencent également la

valeur réelle du spectre. Pour pouvoir comparer les performances des cellules solaires et qualifier les différents spectres solaires utilisés, la notion d'Air Masse (*AM*), ou « masse atmosphérique », a été créée. La notion d'air masse quantifie la quantité d'énergie absorbée par l'atmosphère en fonction de l'angle θ du soleil par rapport au Zénith. Sa valeur dépend principalement de la pression, de l'altitude et de l'angle d'incidence des rayons lumineux.

Le nombre de masse est défini par :

$$AM = \frac{1}{\cos \theta} \tag{I.1}$$

L'angle θ représente l'angle d'élévation du soleil sur l'horizon (90 degrés au Zénith).

L'intégration de l'irradiance sur la totalité du spectre permet d'obtenir la puissance *P* (en $W.m^{-2}$) fournie par le rayonnement. Pour simplifier, on utilise les notations suivantes :

- **AM0** : Hors atmosphère (applications spatiales). $P \approx 1.36 \text{ kW.m}^{-2}$.
- **AM1** : Le soleil est au zénith du lieu d'observation (à l'équateur).
- **AM1.5G** : Spectre standard, le soleil est à 45° . $P \approx 1 \text{ kW.m}^{-2}$.

Au sol, le rayonnement solaire a, au moins, deux composantes : une composante directe et une composante diffuse (rayonnement incident diffusé ou réfléchi par un obstacle : nuages, sol) formant le rayonnement global [4]. La figure (I.1) montre le spectre d'émission solaire.

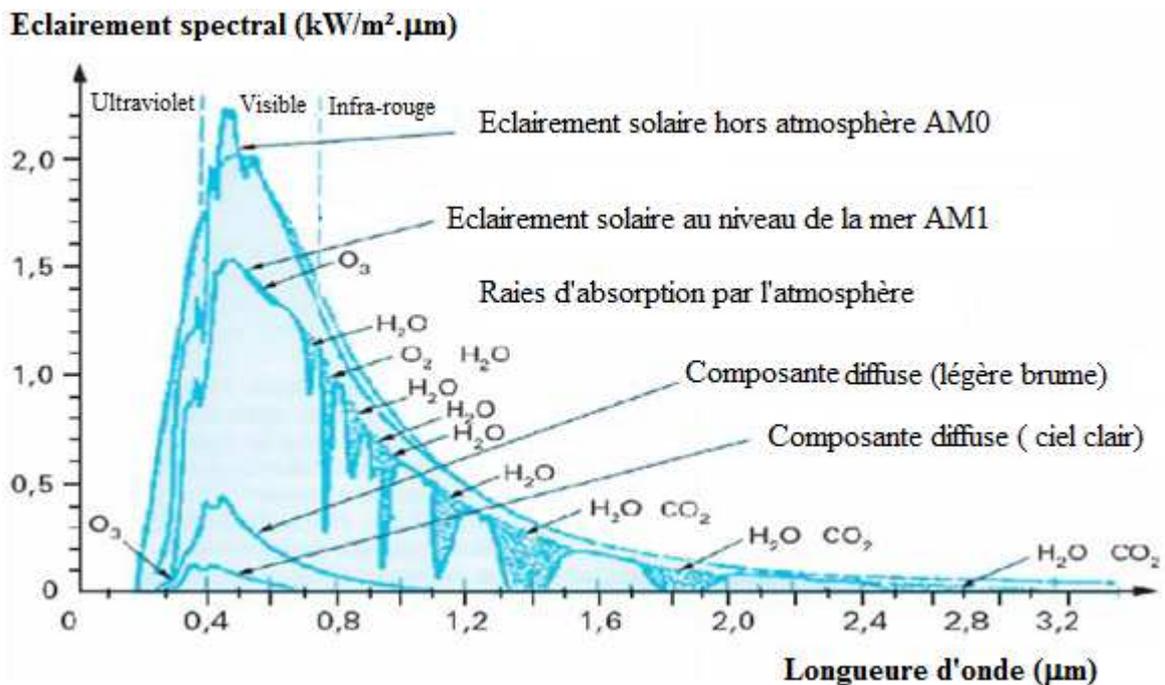


Figure I.1 : Spectre d'émission solaire [5].

I.2.3 Effet photovoltaïque

Découvert par Becquerel en 1839, puis expliqué par Einstein au début du XXe siècle, l'effet photoélectrique (ou photovoltaïque) provoque, sur certains matériaux, l'émission d'une petite quantité d'électricité lorsqu'ils sont exposés à la lumière. Pour cela, il faut d'abord que l'énergie des photons incidents soit transmise à des porteurs de charge (électrons ou trous) dans le matériau. L'absorption des photons dans un matériau semi-conducteur permet en effet la libération d'une certaine quantité de porteurs libres. Ce mécanisme de photogénération peut être représenté à l'aide des états énergétiques des bandes de valence et de conduction, séparées par un gap d'énergies interdites (EG) [6].

Un photon incident dont l'énergie est supérieure à l'énergie du gap peut permettre le saut d'un électron depuis l'état occupé de la bande de valence vers un état libre de la bande de conduction.

Ils existent plusieurs transitions possibles selon la nature du gap. Le vecteur d'onde k , inversement proportionnel à la longueur d'onde λ : $k = 2\pi / \lambda$, joue un rôle important.

La figure (I.2) illustre les transitions électroniques pour un gap direct et un gap indirect.

- Le semi-conducteur est dit à gap direct lorsque le minimum de la bande de conduction coïncide avec le maximum de la bande de valence dans l'espace des k .
- Le semi-conducteur est dit à gap indirect si les transitions électroniques se font obliquement.
- Le silicium utilisé dans notre travail est à gap indirect d'énergie 1.12eV correspondant à une longueur d'onde λ de 1107nm.

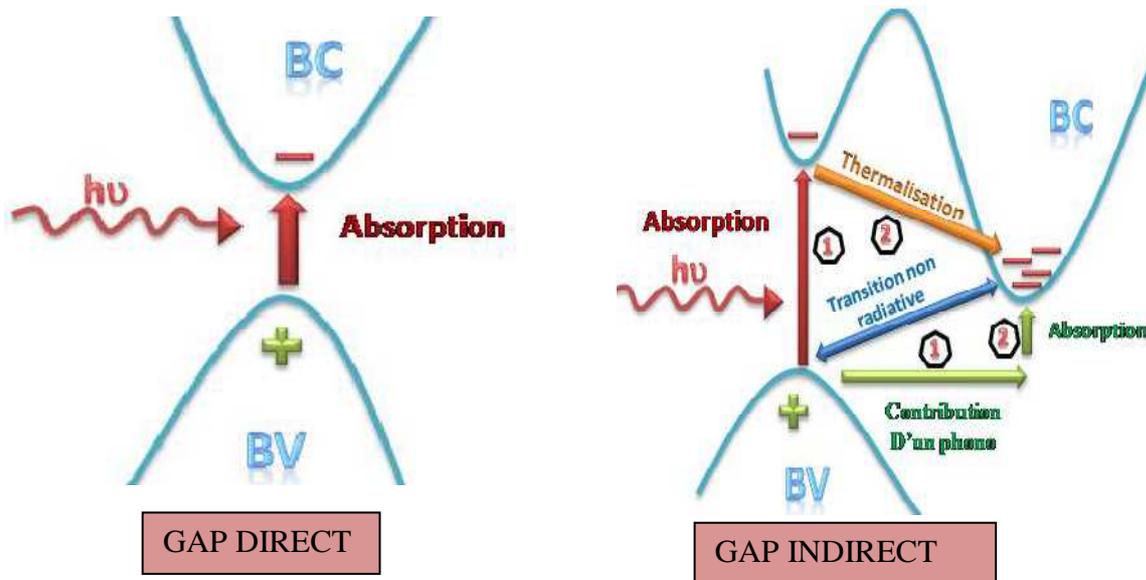


Figure I.2: Transitions électroniques pour un gap direct et un gap indirect [6].

I.2.4 Cellule photovoltaïque

I.2.4.1 Description du fonctionnement d'une cellule photovoltaïque

Une cellule solaire est un dispositif qui permet de transformer l'énergie solaire en énergie électrique. Cette transformation est basée sur les trois mécanismes suivants :

- ✚ L'absorption des photons dont l'énergie est supérieure au gap du matériau absorbant de la cellule ($h\nu > E_g$) ;
- ✚ La conversion de l'énergie du photon en énergie électrique qui correspond à la création des paires électron-trou;
- ✚ La collecte des porteurs générés dans le dispositif.

Afin de collecter les particules générées, un champ électrique permettant de dissocier les paires électron-trou créées est nécessaire. On utilise pour cela une jonction p-n [homojonction ou hétérojonction].

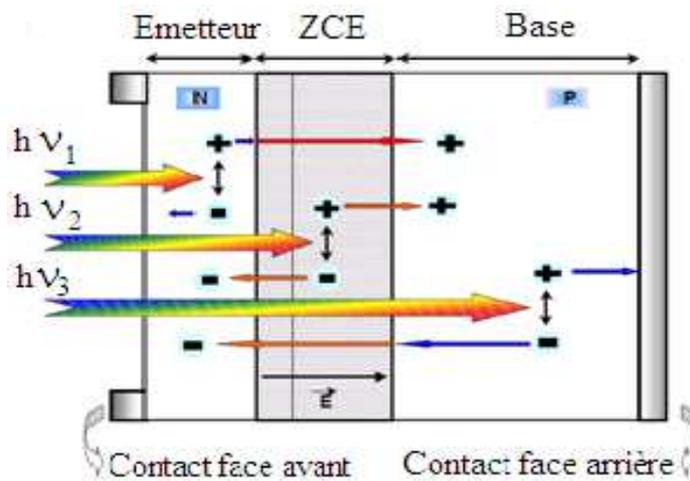


Figure I.3 : Structure d'une cellule solaire sous éclairnement.

Les photons incidents créent des porteurs dans les zones N et P et dans la ZCE. Les photoporteurs auront un comportement différent suivant la région :

- ✚ Dans la zone N ou P : les porteurs minoritaires qui atteignent la ZCE sont envoyés par le champ électrique dans la zone P pour les trous et dans la zone N pour les électrons où ils seront majoritaires. On obtient ainsi un photocourant de diffusion.
- ✚ Dans la ZCE : les paires électron-trou créées par les photons incidents sont dissociées par le champ électrique : les électrons vont aller vers la région N, les trous vers la région P. On aura un photocourant de génération.

Ces deux contributions s'ajoutent pour donner un photocourant résultant I_{ph} . C'est un courant de porteurs minoritaires. Il est proportionnel à l'intensité lumineuse [6].

Le courant délivré sur une charge par une cellule photovoltaïque éclairée est :

$$I(V) = I_{ph} - I_{obs} \tag{I.2}$$

Où I_{obs} : courant d'obscurité.

Pour les cellules photovoltaïques idéales, l'équation précédente s'écrit sous la forme :

$$I(V) = I_{ph} - I_0 \left(\exp\left(\frac{qV}{nkT}\right) - 1 \right) \tag{I.3}$$

Où I_0 : courant de saturation de la diode.

Ainsi, dans une cellule solaire deux courants s'opposent : courant d'éclairement et le courant de la diode (d'obscurité) qui résulte de la polarisation du composant.

I.2.4.2 Paramètres caractéristiques d'une cellule photovoltaïque

La caractéristique J-V de la cellule photovoltaïque permet la détermination des paramètres propres à la cellule suivants :

J_{cc} : courant de court-circuit mesuré sous éclairage et en annulant la tension aux bornes de la cellule ;

V_{co} : tension de circuit ouvert mesurée aux bornes de la cellule sous éclairage et sans circuit de charge ;

I_m et V_m : courant et tension qui correspondent à la puissance maximale P_m fournie par la cellule photovoltaïque.

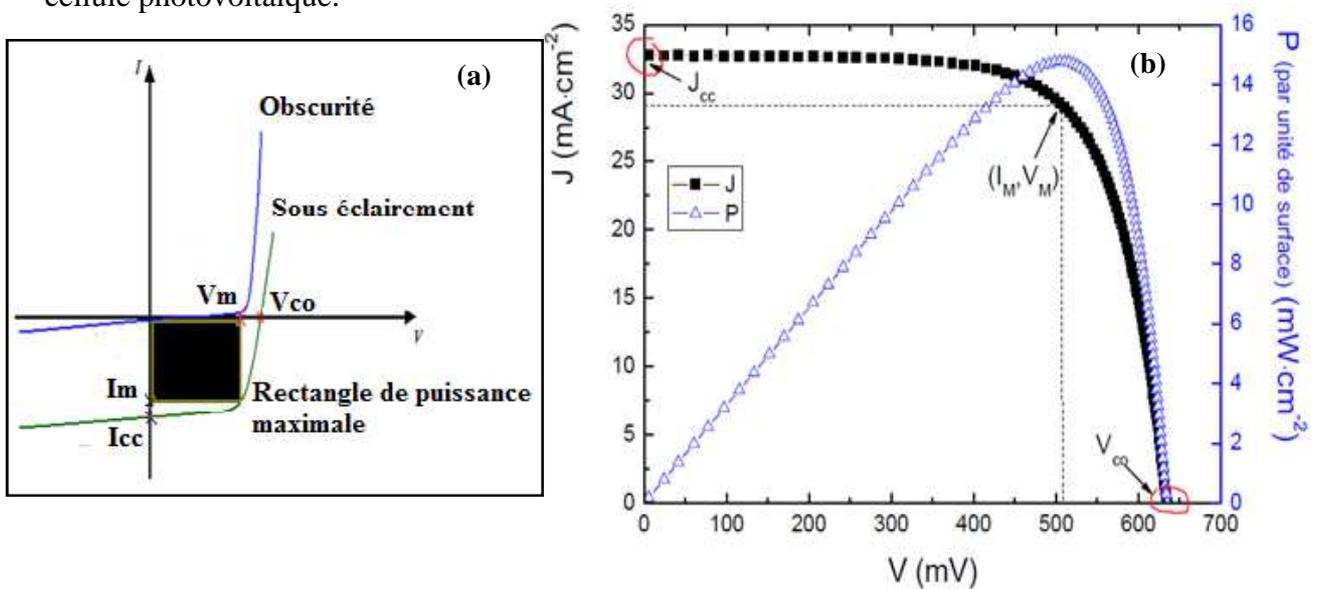


Figure I.4 : (a) Caractéristique courant-tension de la cellule photovoltaïque sous éclairage et dans l'obscurité;

(b) Représentation conventionnelle de la courbe $I(V)$ et $P(V)$.

Puissance électrique : La puissance électrique produite par une cellule sous éclairage est égale au produit de l'intensité du courant délivrée et de la tension à ses bornes. Il faut ainsi adapter la charge aux bornes du dispositif afin de le faire fonctionner au point de puissance maximale P_{max} (V_{max} , I_{max}).

$$P_m = I_m \cdot V_m \tag{I.4}$$

Facteur de forme (FF) : Le facteur de forme (FF) de la courbe J-V exprime le rapport entre la puissance réelle débitée par la cellule et sa puissance idéale égale au produit $J_{cc} \times V_{co}$.

$$FF = \frac{P_m}{V_{co} \cdot I_{cc}} \quad (I.5)$$

Rendement de conversion η : On appelle rendement de conversion η le rapport de la puissance fournie par la cellule sur la puissance incidente (l'éclairement). Il s'exprime selon l'équation (I.6) en fonction des paramètres extraits de la courbe J-V sous éclairement.

$$\eta = \frac{P_m}{P_{in}} = \frac{I_m \cdot V_m}{P_{in}} = \frac{FF \cdot V_{co} \cdot I_{cc}}{P_{in}} \quad (I.6)$$

Les trois paramètres principaux caractérisant un dispositif photovoltaïque sont donc sa J_{cc} , sa V_{co} et son FF. La valeur de J_{cc} est influencée par la longueur de diffusion des porteurs mais également par des facteurs optiques tels que l'absorption et la réflexion du flux lumineux. Le facteur de forme est limité dans la plupart des cas par des résistances et courts-circuits parasites. La V_{co} est liée au rapport entre les densités de courant de court-circuit et de saturation de la diode par la relation (I.7) :

$$V_{co} = n \frac{kT}{q} \ln \left(\frac{J_{cc}}{J_0} \right) \quad (I.7)$$

I.2.4.3 Facteurs limitant le rendement

La première limitation du rendement est due aux photons utiles dans la conversion. Tous les photons possédant une longueur d'onde supérieure à celle associée au gap du semi conducteur sont perdus, ces pertes sont évaluées à 23.5% sous un éclairement AM1.5 dans le cas du Si.

Les photons d'énergie supérieure au gap ne pourront générer qu'une seule paire électron-trou. L'excès d'énergie est perdu pour la conversion et thermalisé. Sous un éclairement AM1.5 cette perte est évaluée à 33% dans le cas du Silicium [7]. La tension max aux bornes de la cellule V_{co} ne pourra pas dépasser la tension du gap $[E_g / q]$. De plus, en raison de recombinaison, V_{co} ne pourra dépasser 0.65v pour le Silicium [8].

Le FF ne peut pas dépasser 0.89 même pour une cellule idéale [8]. Ce paramètre dépend de la conception de la cellule, de la qualité de la jonction PN, du matériau, la résistivité des contacts métalliques, ... etc.

Le rendement d'une cellule dépend aussi du nombre des photons y pénétrant. Cette quantité est limitée par le coefficient de réflexion R. Afin de diminuer la réflexion, la surface de la cellule est texturée et recouverte d'une couche anti-reflet.

De manière analogue, le taux d'ombrage tient compte de la couverture partielle de la surface de la cellule par une partie opaque correspondant à la surface des contacts métalliques de la face avant par contre pour certaines structures de cellules le taux est pratiquement nul [6].

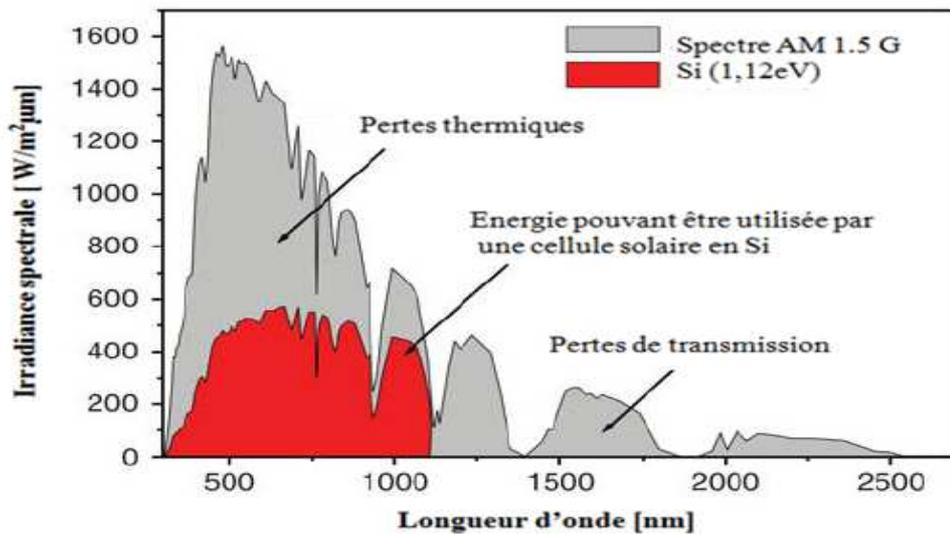


Figure I.5 : Principales pertes intrinsèques pour une cellule en silicium [9].

I.2.4.4 Modélisation électrique de la cellule solaire

Le fonctionnement d'une cellule solaire peut être modélisé en considérant le schéma équivalent électrique ci-contre. Nous pouvons considérer le cas d'une cellule photovoltaïque idéale comprenant une source de courant et une diode en parallèle. La source de courant I_{ph} modélise le courant photogénéré. Les branches de chacune des diodes représentent respectivement le courant de diffusion dans la base et l'émetteur I_{d1} , et le courant de génération et de recombinaison I_{d2} dans la zone de charge d'espace (ZCE) de la Jonction.

Pour envisager le cas d'une cellule photovoltaïque réelle, le circuit équivalent doit intégrer:

- Une résistance R_s , qui modélise les pertes résistives au sein de la photopile et donc les métallisations ;

Une résistance parallèle R_{sh} modélisant les courants de fuite qui court-circuitent la jonction (fuite par les bords de la cellule est au niveau de la jonction).

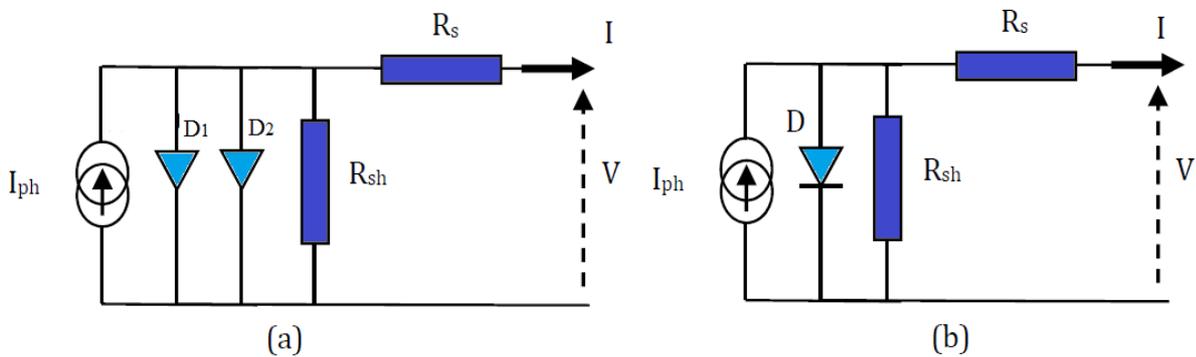


Figure I.6 : Schéma électrique équivalent d'une cellule photovoltaïque : (a) modèle à deux exponentiels, (b) modèle à un seul exponentiel [10].

À partir de l'expression (I.2) qui décrit le courant délivré par une cellule photovoltaïque éclairée à travers une charge, on peut écrire pour le modèle à deux exponentiels :

$$I = I_{ph} - I_{d1} - I_{d2} - I_{R_{sh}} = I_{ph} - I_{01}(e^{\alpha_1 V_j} - 1) - I_{02}(e^{\alpha_2 V_j} - 1) - \frac{V_j}{R_{sh}} \quad (I.8)$$

Où : $V_j = V + R_s I$

I_{d1} : courant de diffusion dans les zones neutres ;

I_{d2} : courant de génération-recombinaison dans la ZCE ;

α : c'est le facteur $\frac{q}{n_{1,2}KT}$.

Cependant, il est bien établi que la valeur d' I_{02} soit généralement 10^{-6} fois moins que celle d' I_{01} , pour cela; il est bien approprié de se limiter au modèle d'une seule diode [10].

Le facteur de forme est alors :

$$FF = FI \left(1 - \frac{V_{co}}{R_{sh} I_{cc}} - \frac{I_{cc} R_s}{V_{co}} + \frac{R_s}{R_{sh}} \right) \quad (I.9)$$

Où FI est le facteur de forme idéal : $FI = \frac{V_m \cdot I_m}{V_{co} \cdot I_{cc}}$

I.2.4.5 Influence des différents paramètres sur les performances

a) Influence de l'éclairement

Vu que la V_{co} est proportionnel au logarithme de l'irradiance et s'en suit qu'elle varie peu et d'autant moins que le facteur d'idéalité est proche de 1, on aura typiquement pour $n=1$, $\Delta V_{co} = 60\text{mV/décade}$. Le réseau de caractéristique met en évidence le problème d'adaptation d'impédance en fonction de l'éclairement, on constate aussi que les points de puissances max se situent sur une courbe dont l'allure est assez proche d'une droite verticale [7].

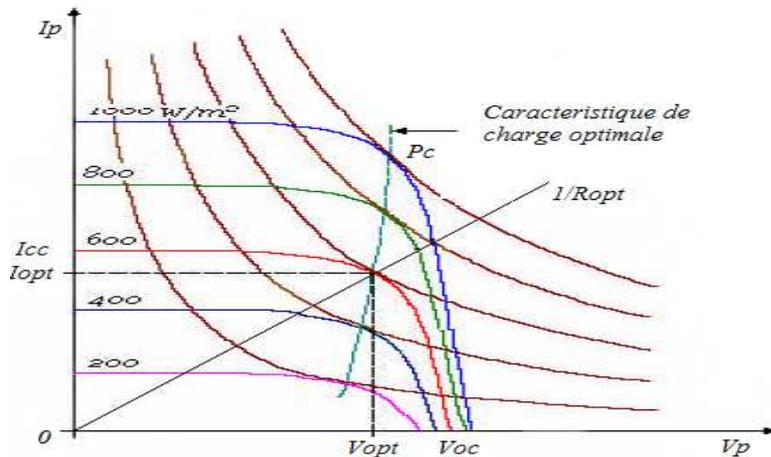


Figure I.7 : Influence de l'éclairement [7].

b) Influence de la température

Vu qu'une cellule solaire exposée à l'irradiance de 1000w/m^2 ne transforme en électricité que 20% environ, le reste étant réfléchi (5%-30%) ou dissipé en chaleur (70%), il y aura une augmentation du photocourant à cause de la diminution du gap du semiconducteur. de même, on assiste à une augmentation du courant direct de la diode entrainant une diminution de V_{co} [7].

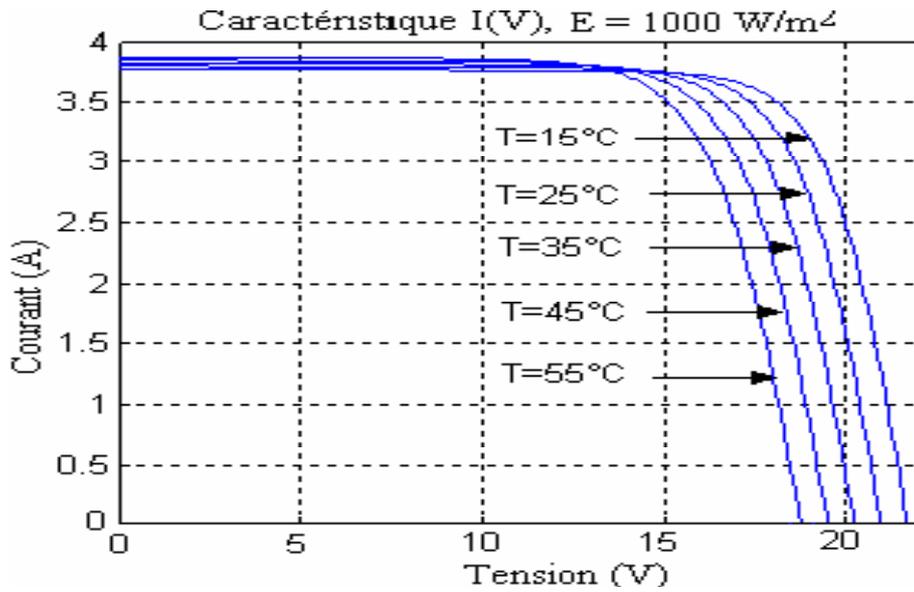


Figure I.8: Effet de la température sur la caractéristique I(V) [11].

c) Influence de la résistance série

La résistance série est gouvernée par les résistivités des matériaux, par les résistances de contact, des électrodes et par la grille collectrice. Elle agit sur la pente de la caractéristique dans la zone où la cellule se comporte comme un générateur de tension. Elle ne modifie pas la V_{co} mais elle peut diminuer notablement la valeur de I_{cc} [11].

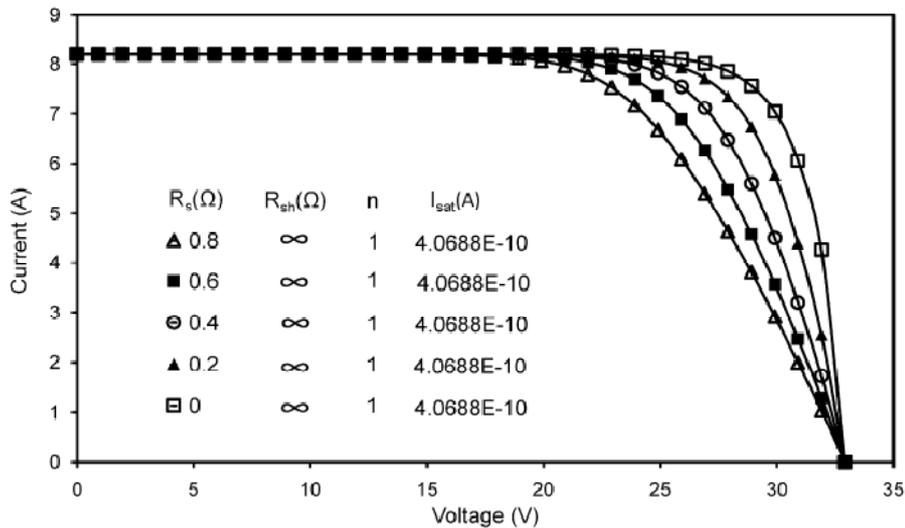


Figure I.9 : Effet de la résistance série sur la caractéristique I(V) [12].

d) Influence de la résistance shunt

Elle est considérée comme une conductance de fuite. Son effet se fait sentir surtout dans la partie génération du courant, elle agit comme s'il on devait soustraire au photocourant utile, outre le courant de diode, un courant supplémentaire proportionnel à la tension développée. Elle est généralement très élevée et elle est constatée sur la caractéristique I(V) par la présence d'une légère pente au voisinage du point de I_{cc} .

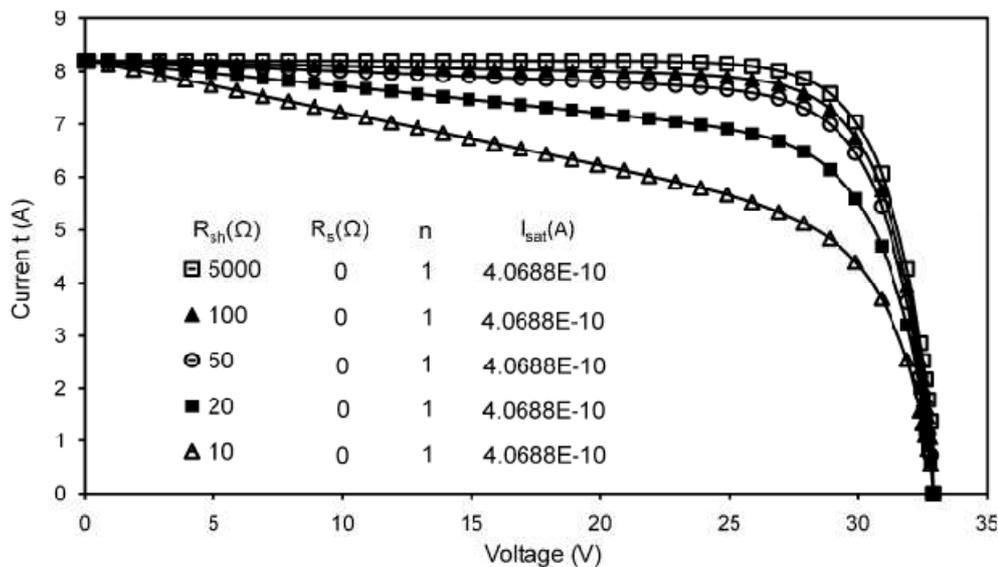


Figure I.10: Effet de la résistance parallèle sur la caractéristique I(V) [12].

I.3 Structure des cellules photovoltaïques

I.3.1 Silicium comme matériau de base pour le photovoltaïque

Les cellules solaires les plus couramment utilisées sont concentrées sur le silicium comme matériau de base [13]. Ce semi-conducteur présente plusieurs avantages :

- ✚ Il est abondant à la surface du globe et peut être, facilement, extrait à partir du sable ;
- ✚ Il n'est pas toxique comme certains binaire (III-V) ;
- ✚ Il possède un oxyde naturel SiO_2 présentant d'excellentes propriétés électroniques ;
- ✚ Il peut être dopé facilement avec du Bohr ou du Phosphore.

Son véritable inconvénient est son gap indirect (de l'ordre de 1.12eV). Ceci entraîne une absorption du rayonnement plus faible qu'avec un matériau à gap direct. De plus, la largeur de la bande interdite du Silicium n'est pas adaptée convenablement pour capter la part optimal du spectre solaire (entre 1eV et 1.7eV) [6].

On trouve plusieurs technologies pour le photovoltaïque à base de Silicium ; d'une part il y'a les cellules à base de Silicium massif (monocristallin, polycristallin, ruban) dites

de première génération qui constituent à l'heure actuel l'essentielle des modules photovoltaïques commercialisés, d'autre part la technologie à base de Silicium en couche mince.

I.3.2 Constituants de base d'une cellule photovoltaïque [6]

Bien que différentes structures soient envisageables pour l'élaboration des cellules photovoltaïques, des parties similaires sont présentes dans chaque composant. la structure d'une cellule photovoltaïque est représentée sur la figure (I.11).

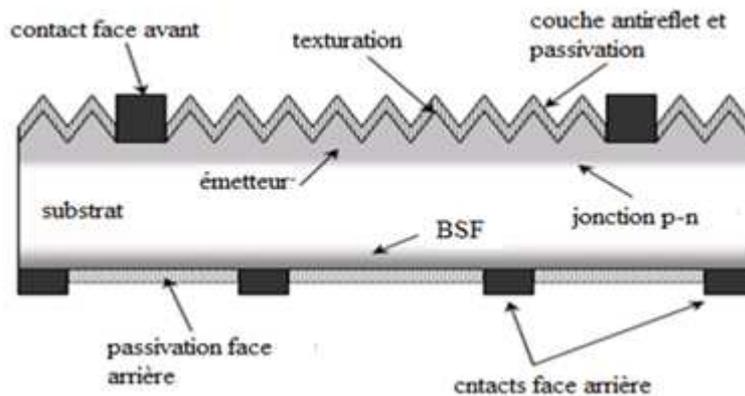


Figure I.11 : Composition d'une cellule photovoltaïque.

a) Passivation des faces avant et arrière

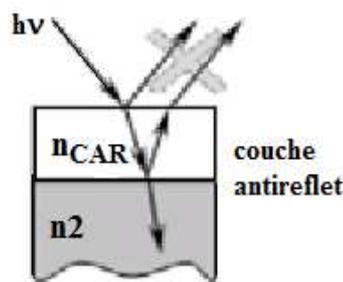
La passivation sert à améliorer la qualité électronique de la surface et du volume en neutralisant les effets des défauts apparent à la surface des semi-conducteurs et qui entraînent des pertes non négligeable liées à la recombinaison.

b) Couche antireflet (CAR)

La couche antireflet est utilisée pour minimiser la réflexion de la lumière. Le principe d'action est basé sur l'interférence des faisceaux lumineux dans les couches diélectriques minces. Si l'épaisseur de la CAR est égal à :

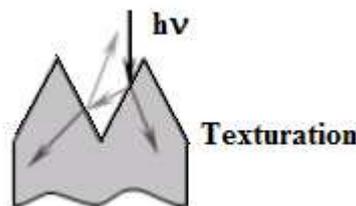
$$d_{CAR} = \frac{(2N+1)\lambda}{4n_{CAR}} \quad (N=0, 1, 2, 3, \dots) \quad (I.10)$$

On obtiendra l'annulation des faisceaux réfléchis à l'interface air/CAR et CAR/semi-conducteur.



c) Texturation de la surface

La texturation du Silicium est utilisée pour diminuer la réflectivité de la surface de la cellule. Cette opération vise à développer en surface un relief microélectronique généralement de forme pyramidale. La longueur d'onde de la lumière incidente étant inférieure aux dimensions des structures ainsi réalisées. Le relief entraîne une baisse de la réflexion en face avant : un rayon incident perpendiculairement sur une pyramide sera réfléchi sur la pyramide adjacente, cette double réflexion diminue le coefficient de réflexion total. D'autre part, un rayon d'incidence normale sera transmis dans la surface avec un angle de réflexion différent de 0° , ce qui aura pour effet d'augmenter la part des photons absorbés par le matériau.

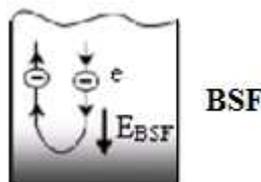


d) Contacts face avant et arrière

Les contacts métalliques à l'émetteur et au substrat servent à collecter le courant des porteurs photogénérés. Les contacts doivent être ohmiques, c'est-à-dire que la caractéristique $I=f(V)$ doit être linéaire. La résistance des contacts doit être minimale. La forte résistance des contacts augmente la résistance série de la cellule et baisse ainsi le facteur de forme et le rendement.

e) Champ BSF

Le champ électrique arrière (Back Surface Field) consiste à créer une barrière de potentiel $[p^+-p]$ sur la face arrière de la cellule pour assurer une passivation. Cette barrière induite par la différence de niveau de dopage entre la base et le BSF tend à confiner les porteurs minoritaires dans la base. Ceux-ci sont donc tenus à l'écart de la face arrière qui est caractérisée par une vitesse de recombinaison très élevée.



I.3.3 Différentes technologies existantes à base de Silicium

Pour ce genre d'applications technologiques, le silicium pur est obtenu à partir de la silice de quartz ou de sable par transformation chimique métallurgique.

Il existe différents types de cellules solaires, et chaque type de cellules a un rendement et un coût qui lui est propre. Cependant, quelque soit leur type, leur rendement reste assez faible.

I.3.3.1 Silicium monocristallin

Le silicium monocristallin est un matériau de très haute pureté, qui est obtenu par des procédés industriels tels que le tirage en creuset (méthode de Czochralski) ou la purification par fusion de zone (Float Zone FZ). Le silicium obtenu par ces méthodes permet d'obtenir des rendements de conversion record en laboratoires de l'ordre de 25% [14]. L'inconvénient de ce type est le rendement faible obtenu sous un faible éclairage, ainsi le coût prohibitif de production.

I.3.3.2 Silicium polycristallin

Le silicium polycristallin est un matériau composé de cristaux juxtaposés, il est produit par des techniques de croissance qui assurent la formation d'une structure colonnaire avec de gros cristaux. Les rendements de conversion industriels, qui étaient de l'ordre de 8 à 10% avant 1980, sont actuellement de 16 à 17% [14]. Il s'agit de la technologie la plus représentée sur le marché du photovoltaïque car elle allie à la fois des rendements de conversion élevés avec un coût de production faible par rapport à la filière silicium monocristallin.

I.3.3.3 Silicium amorphe

Depuis les années 1970, des recherches intensives ont été entreprise pour utiliser du silicium non cristallisé, c'est-à-dire à l'état amorphe. Ce sont les cellules des calculatrices ou des montres. Le silicium amorphe présente plusieurs avantages, en particulier son fonctionnement possible en intérieur sous faible éclairage, son fort coefficient d'absorption, sa faible consommation énergétique durant le cycle de production et son aptitude à être déposé sur des grandes surfaces. Cependant, les cellules à base du silicium amorphe présentent des faibles rendements, inférieurs à 10% au niveau industriel. L'avenir des couches de silicium amorphe passera probablement par des hétérostructures de type

amorphe/cristallin, qui, en effet présentent des rendements de laboratoires de 21% et de 16% en production industrielle [14].

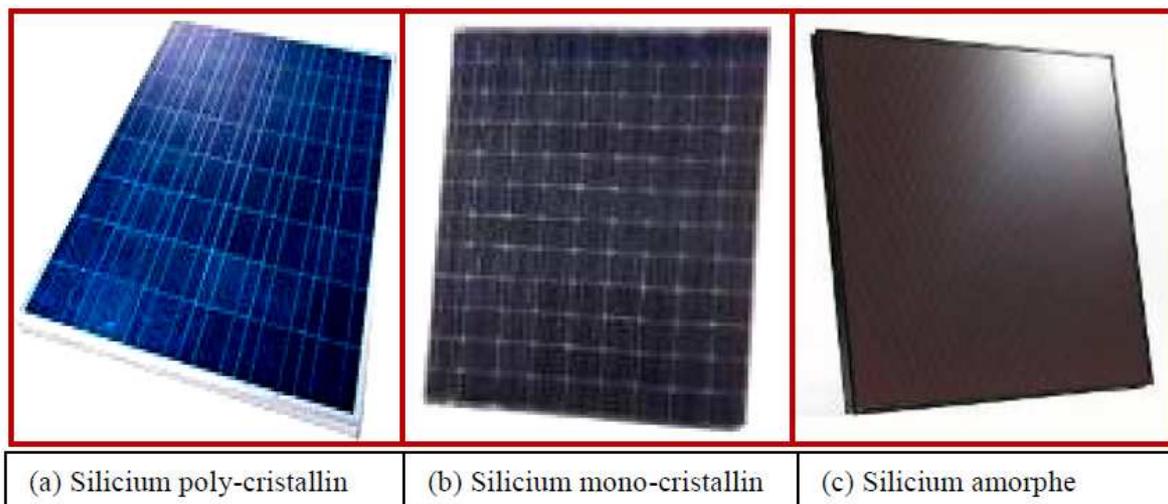


Figure I.12 : Les différents types de cellules solaires à base du silicium.

I.4 Système photovoltaïque

La cellule individuelle, unité de base d'un système photovoltaïque, ne produit qu'une très faible puissance électrique, typiquement de 1 à 3 W avec une tension de moins d'un volt. Pour produire plus de puissance, les cellules sont assemblées pour former un module (ou panneau). Les connections en série de plusieurs cellules augmentent la tension pour un même courant, tandis que la mise en parallèle accroît le courant en conservant la tension. L'interconnexion de modules entre eux en série ou en parallèle pour obtenir une puissance encore plus grande, définit la notion de champ photovoltaïque. Le générateur photovoltaïque se compose d'un champ de modules et d'un ensemble de composants qui adapte l'électricité produite par les modules aux spécifications des récepteurs.

I.4.1 Association des cellules

Dans la pratique les cellules solaires ne sont pas utilisées seules mais elles sont regroupées entre elles pour former un module photovoltaïque. Les modules sont regroupés leur tour pour former un panneau solaire. Généralement, dans le module les cellules sont groupées en série alors que dans le panneau les modules sont groupés en parallèle ou en série parallèle.

I.4.1.1 Association en série [7]

Dans un montage en série, le même courant traverse toutes les cellules ce qui permet d'augmenter la tension de sortie. Pour un groupement de N_s cellules montées en série la tension de sortie V_s a pour expression générale :

$$V_s = N_s \cdot V_i \quad \text{Avec } V_i : \text{ tension fournie par une cellule.}$$

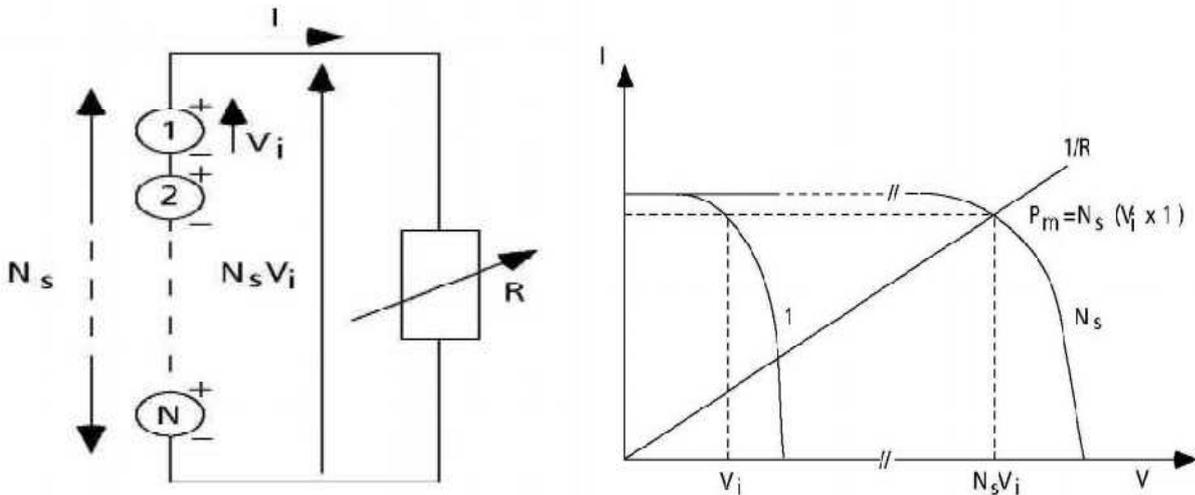


Figure I.13 : N_s cellules montées en série et la caractéristique $I(V)$ résultante.

I.4.1.2 Association en parallèle [7]

Dans un tel montage, les cellules sont soumises à la même tension ce qui permet d'augmenter le courant de sortie. Pour un groupement de N_p cellules montées en parallèle, le courant de sortie I_s a pour expression générale :

$$I_s = N_p \cdot I_i \quad \text{avec } I_i : \text{ courant fourni par une cellule.}$$

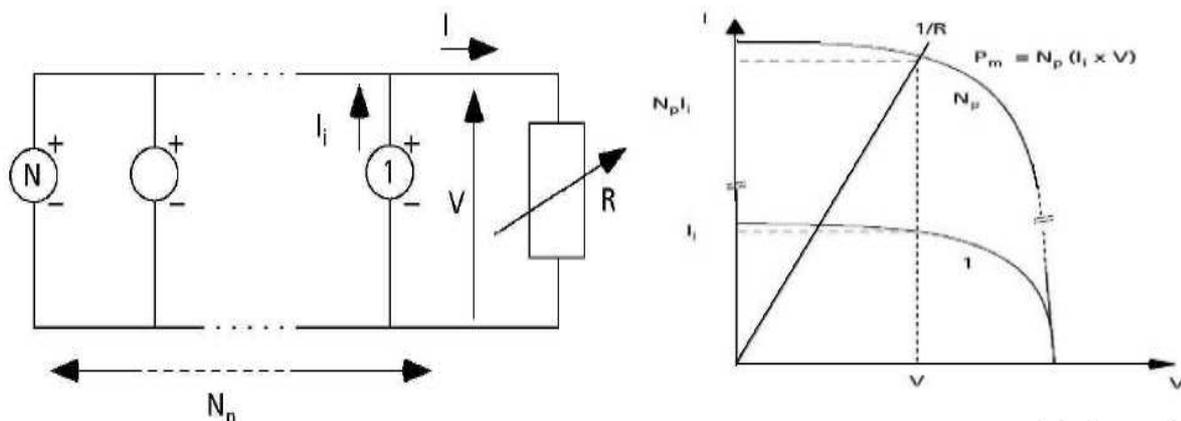


Figure I.14 : N_p cellules montées en parallèle et la caractéristique $I(V)$ résultante.

I.4.1.3 Association hybride

Selon l'association en série et/ou parallèle de ces cellules, les valeurs du courant de court-circuit total, et la tension à vide totale sont données par les relations:

$$I_{tot} = N_p \cdot I$$

$$V_{tot} = N_s \cdot V$$

Avec :

N_p : nombre des cellules en parallèle,

N_s : nombre des cellules en série.

La figure(I.15) montre la caractéristique résultante obtenue en associant des cellules identiques en série et en parallèle.

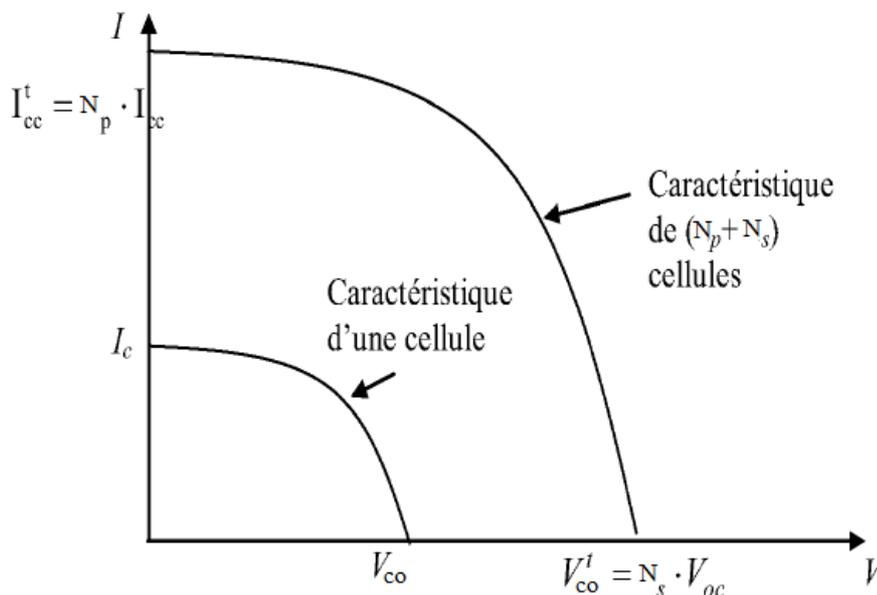


Figure I.15 : Caractéristique d'un groupement hybride des cellules identiques.

I.5 Avantages et inconvénients de la photovoltaïque

I.5.1 Avantages

La technologie photovoltaïque présente un grand nombre d'avantages :

- d'abord, une haute fiabilité : elle ne comporte pas de pièces mobiles qui la rend particulièrement approprié 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 puissance allant du milliwatt au mégawatt.

- ✚ Les coûts de fonctionnement sont très faibles vu les entretiens réduits et ils ne nécessitent ni combustible, ni transport, ni personnel hautement spécialisé.
- ✚ Enfin, la technologie photovoltaïque présente des qualités sur le plan écologique car le produit est non polluant, silencieux et n'entraîne aucune perturbation du milieu. Si ce n'est pas l'occupation de l'espace pour les installations de grandes dimensions.

I.5.2 Inconvénients

Le système photovoltaïque présente toutefois des 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.
- ✚ Les générateurs photovoltaïques ne sont pas compétitifs par rapport aux générateurs diesels sauf pour les faibles demandes d'énergie en régions isolées.
- ✚ La tension peut baisser pour plusieurs raisons :
 - a) A des températures élevées (contrairement à l'énergie solaire thermique) le PV fonctionne moins bien lorsqu'il fait très chaud sous les zones tropicales, il vaut mieux choisir des panneaux à tension élevée.
 - b) Avec de long fils électriques, il faut minimiser la longueur des câbles entre le panneau et les autres composants d'une installation.
 - c) Les diodes peuvent être responsables d'une petite chute de tension aussi.
- ✚ Enfin, lorsque le stockage de l'énergie électrique sous forme chimique (batterie) est nécessaire, le coût du générateur photovoltaïque est accru. La fiabilité et les performances des systèmes restent cependant équivalentes pour autant que la batterie et le composant de régulation associée soient judicieusement choisis.

I.6 Conclusion

Dans ce présent chapitre, nous avons rappelé quelques notions préliminaires nécessaires pour la compréhension du comportement de la photovoltaïque, tout en expliquant le fonctionnement de la cellule solaire et ses différentes caractéristiques et constituants de base. Ensuite, nous avons cité les différentes filières à base de silicium, et finalement nous avons mentionnés les avantages et les inconvénients de la photovoltaïque.

CHAPITRE II

*L'optimisation
des paramètres
photovoltaïque*

II.1 Introduction

L'optimisation joue un rôle très important dans la recherche opérationnelle, dans les mathématiques appliquées (fondamentales pour l'industrie et l'ingénierie), dans l'analyse et l'analyse numérique, en statique pour l'estimation du maximum de vraisemblance d'une distribution. Elle cherche à analyser et à résoudre analytiquement ou numériquement les problèmes qui consistent à déterminer le meilleur élément d'un ensemble.

Aujourd'hui, tous les systèmes susceptibles d'être décrits par un modèle mathématique sont optimisés. La qualité des résultats et des prédictions dépend de la pertinence du modèle, de l'efficacité de l'algorithme et des moyens pour le traitement numérique.

L'optimisation des paramètres photovoltaïques d'une cellule solaire est un travail très important sur le plan de la conception en vue d'une simulation adéquate afin de prédire le comportement de la cellule à partir de la caractéristique courant-tension ($I(V)$) expérimentale ou simulée.

II.2 Optimisation : Définition et intérêt

L'optimisation est une étape nécessaire pour mener à bien un travail de recherche. Mathématiquement, elle signifie la recherche des valeurs des variables qui maximisent ou minimisent une fonction donnée, ce qui permet d'obtenir un rendement idéal. Donc, elle sert à améliorer le processus étudié.

Cependant, pour que le problème puisse être optimisé, il faut :

- ✚ Exprimer un critère objectif d'optimalité ;
- ✚ Choisir les paramètres de conception ;
- ✚ Définir un espace admissible pour les variables de conceptions.

En générale, le processus d'optimisation passe nécessairement par trois étapes à savoir [15]:

- ✚ L'analyse ;
- ✚ La synthèse ;
- ✚ L'évaluation.

Ces étapes peuvent être schématisées comme suit :

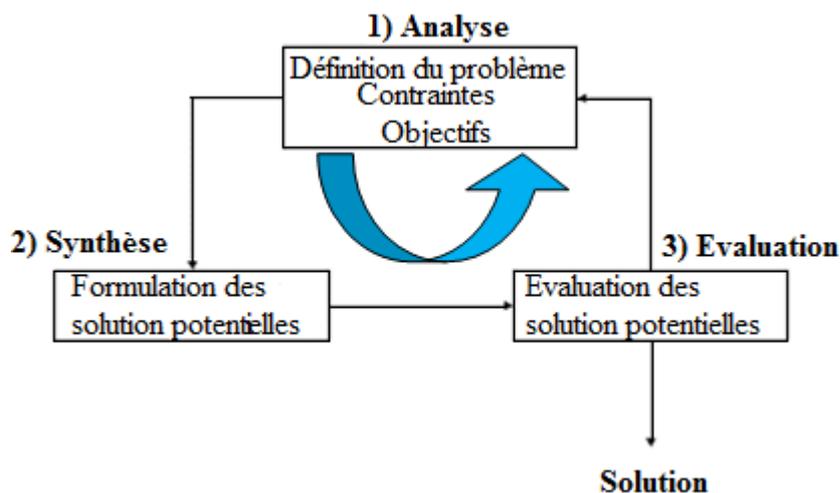


Figure II.1: Le processus d'optimisation selon [15].

Tous d'abord, il faut analyser et opérer un certain nombre de choix préalable :

- ✚ **Variables du problème** : Les paramètres intéressants à faire varier ;
- ✚ **Espace de recherche** : Les limites dans lesquelles on fait varier ces paramètres ;
- ✚ **Fonction objectif** : Qui représente les objectifs à atteindre ;
- ✚ **Méthode d'optimisation** : La méthode qui convient au problème à optimiser.

Après avoir effectués ces différents choix, la méthode choisie synthétise des solutions potentielles qui sont évaluées, puis éliminées jusqu'à obtention d'une solution acceptable. Si nécessaire, le problème peut être redéfini à partir des solutions déjà obtenues.

II.2.1 Variables du problème

Les variables peuvent être de nature diverses. C'est à l'utilisateur de définir les variables du problème. Il peut avoir intérêt à faire varier un grand nombre de paramètres afin d'augmenter les degrés de liberté de l'algorithme.

II.2.2 Espace de recherche

Dans certains algorithmes d'optimisation, l'espace de recherche est infini : seule la population initiale est finie [16]. Mais pour d'autres, tel que les algorithmes génétiques et Monte Carlo, il est généralement nécessaire de définir un espace de recherche fini.

Cette limitation de l'espace de recherche n'est pas généralement problématique. En effet, cela ne sert que pour des raisons technologiques ou informatiques (taille de la fenêtre

d'optimisation). De plus, la plupart du temps on a au moins une idée des ordres de grandeur des variables du problème, de ce fait, leurs intervalles de définition sont en général limités.

II.2.3 Fonction objectif

L'optimisation est un ensemble de techniques permettant de trouver les valeurs des variables qui rendent optimale une fonction donnée. On définit alors une fonction objectif (fonction de coût ou fonction profit) que l'on cherche à optimiser (minimiser ou maximiser) par rapport à tous les paramètres concernés. Sur le plan mathématique, cela correspond à la recherche des extremums d'une fonction à plusieurs variables, donc une telle fonction objectif présente généralement un grand nombre de solution non optimal. L'objectif de l'optimisation est représenté sur la figure ci-dessous, la réponse y est fonction d'une seule variable x , et l'on cherche la valeur x_{\max} comprise entre les bornes x_A et x_B qui rend optimale la valeur de la réponse y .

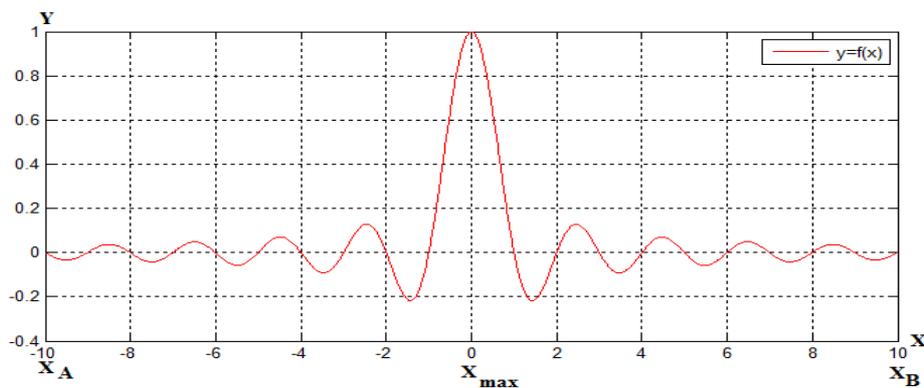


Figure II.2: Optimisation d'une fonction objectif.

II.2.4 Méthodes d'optimisation

Une fois définie la fonction à optimiser, il s'agit de choisir une méthode adaptée au problème posé. La complexité du problème, en taille ou en structure, relative à l'espace de recherche et à la fonction à optimiser conduit à développer diverses méthodes. Ces méthodes peuvent être regroupées en deux catégories : les méthodes déterministes (classiques) et les méthodes non-déterministes (stochastiques). Les méthodes déterministes sont généralement efficaces quand l'évaluation de la fonction est très rapide, ou quand la forme de la fonction

est connue à priori. Les cas plus complexes seront souvent traités plus efficacement par des méthodes non-déterministes

II.2.4.1 Méthodes déterministes

Qualifiées de classiques (telles que la méthode du gradient, les méthodes numériques,...), elles n'utilisent aucun concept stochastique.

Une méthode déterministe utilise donc toujours le même cheminement pour arriver à la solution, et nous pouvons donc déterminer, à l'avance, les étapes de la recherche. En général, l'utilisation de ces méthodes nécessite comme étape préliminaire la localisation des extrema. Ces méthodes sont limitées par leur "faible" espace de recherche. Elles requièrent des hypothèses sur la fonction objectif à optimiser, telles que la continuité et la dérivabilité de la fonction en tout point du domaine des solutions. La fonction à optimiser est évaluée en chacun des points de discrétisation. La valeur maximale est alors considérée comme une bonne approximation de l'optimum de la fonction. Ces méthodes sont brutales et le temps de calcul augmentera exponentiellement en fonction du nombre des variables.

Enfin, un grand nombre de fonctions à optimiser ne sont pas dérivables et souvent même pas continues. Par conséquent, ces méthodes restent limitées à des problèmes très précis.

II.2.4.2 Méthodes non-déterministes

Ces méthodes, qualifiées de stochastique, sont bien adaptées aux problèmes importants et complexes (tels les problèmes discrets) ou même à des problèmes ayant des multifonctions objectif. Elles font appel à des tirages des nombres aléatoires, elles permettent d'explorer l'espace de recherche plus efficacement. Citons entre autres :

- ✚ **Méthode Monte Carlo** : La fonction est évaluée en un grand nombre de points choisis aléatoirement.
- ✚ **Méthodes hybrides** : On peut par exemple utiliser la méthode des gradients en partant d'un grand nombre de points choisis aléatoirement. On peut ainsi espérer déterminer au fur et à mesure tous les optima locaux de la fonction.
- ✚ **Algorithmes évolutionnaires** : Le principe est de simuler l'évolution d'une population d'individus divers auxquelles on applique différents opérateurs génétiques et que l'on soumet à chaque génération à une sélection. Ces algorithmes sont de plus en plus utilisés dans l'industrie car ils sont particulièrement adaptés aux problèmes d'optimisation comportant de nombreux paramètres.

II.3 Classification des méthodes d'optimisation

Il existe de nombreuses méthodes d'optimisation. La plupart d'entre elles ont été créées pour traiter le problème mathématique consistant à trouver l'extremum de fonctions multi variables, non linéaires et soumises, ou non, à des contraintes.

Certaines techniques ont été étudiées dans le but de donner aux expérimentateurs une possibilité rationnelle de déterminer les optimums de fonctionnement de leurs systèmes physiques.

Les méthodes d'optimisation peuvent être classées en fonction du type d'étude que l'on souhaite mener [17]. Divers cas se posent :

II.3.1 Premier cas : Le phénomène physique est suffisamment connu pour qu'il soit possible de créer un modèle représentatif du phénomène. On recherchera alors les extremums de ce modèle de connaissance par les voies classiques (dérivation, méthode de Lagrange).

II.3.2 Deuxième cas : Le phénomène étudié est trop complexe pour en déterminer un modèle physiquement significatif. On désire alors seulement obtenir une relation entre les variables et la réponse, qui soit représentative du phénomène étudié. On postulera alors une représentation mathématique empirique sous forme d'une corrélation dont les paramètres seront ensuite déterminés afin de déduire les variables vraiment influentes et de calculer à priori les valeurs de la fonction objectif ; on utilisera ensuite des méthodes d'optimisation pour déterminer l'optimum de fonctionnement. Dans ce cas, on dit qu'il s'agit d'une méthode indirecte d'optimisation puisqu'il faut au préalable avoir un modèle mathématique.

II.3.3 Troisième cas : On désire connaître uniquement les conditions de fonctionnement optimal sans rechercher une représentation mathématique du phénomène. Dans ce cas, il s'agit d'une méthode directe d'optimisation puisqu'elle ne nécessite aucun modèle mathématique.

II.4 Recherche locale et recherche globale

On rencontre, souvent, les termes recherche global et recherche local. Le terme d'optimisation globale fait référence à la recherche des optima globaux de la fonction objectif, la méthode d'optimisation globale vise la détermination des optima globaux du problème, en évitant le piègeage dans l'un de ses optima locaux. Cette dénomination présente néanmoins une certaine ambiguïté, car on rencontre souvent dans la littérature la dénomination de "méthode locale", qui fait cette fois référence au mécanisme de recherche, lorsqu'il procède par voisins successifs.

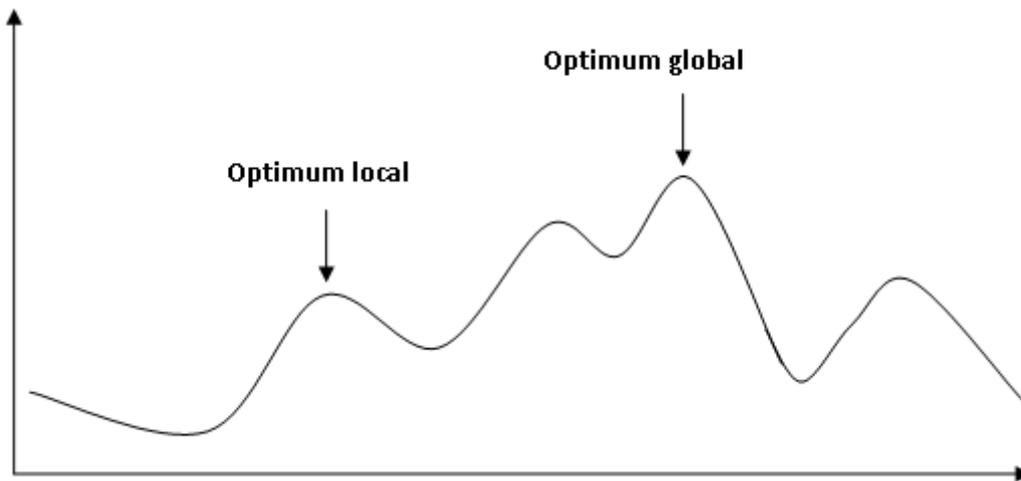


Figure II.3 : Recherche locale et recherche globale.

II.5 Méthodes classiques d'optimisation

Le principe des méthodes classiques est qu'à partir d'une solution de départ X_0 , considérée comme étant la valeur minimale X_{\min} , on engendre par transformation élémentaire une suite finie de voisins.

II.5.1 Méthode de Monte-Carlo

C'est la plus simple des méthodes. Elle consiste à tirer à chaque itération une solution au hasard. La fonction objectif f est évaluée en ce point. La nouvelle valeur est comparée à la précédente. Si elle est meilleure que la précédente, cette valeur est enregistrée, ainsi que la solution correspondante, et le processus continu. Sinon on repart du point précédent et on recommence le procédé, jusqu'à ce que les conditions d'arrêt soient atteintes [18].

L'algorithme de cette méthode est comme suite :

```
x := solution aléatoire
fmin := f(x)
xmin := x
REPETER
x := solution aléatoire
SI f(x) < fmin
    fmin := f(x)
    xmin := x
FIN SI
JUSQU'A conditions d'arrêt satisfaites
```

La figure (II.4) illustre l'optimisation du rendement quantique d'une photodiode par méthode Monte Carlo. Il s'agissait ici d'optimiser l'épaisseur de plusieurs couches épitaxiales.

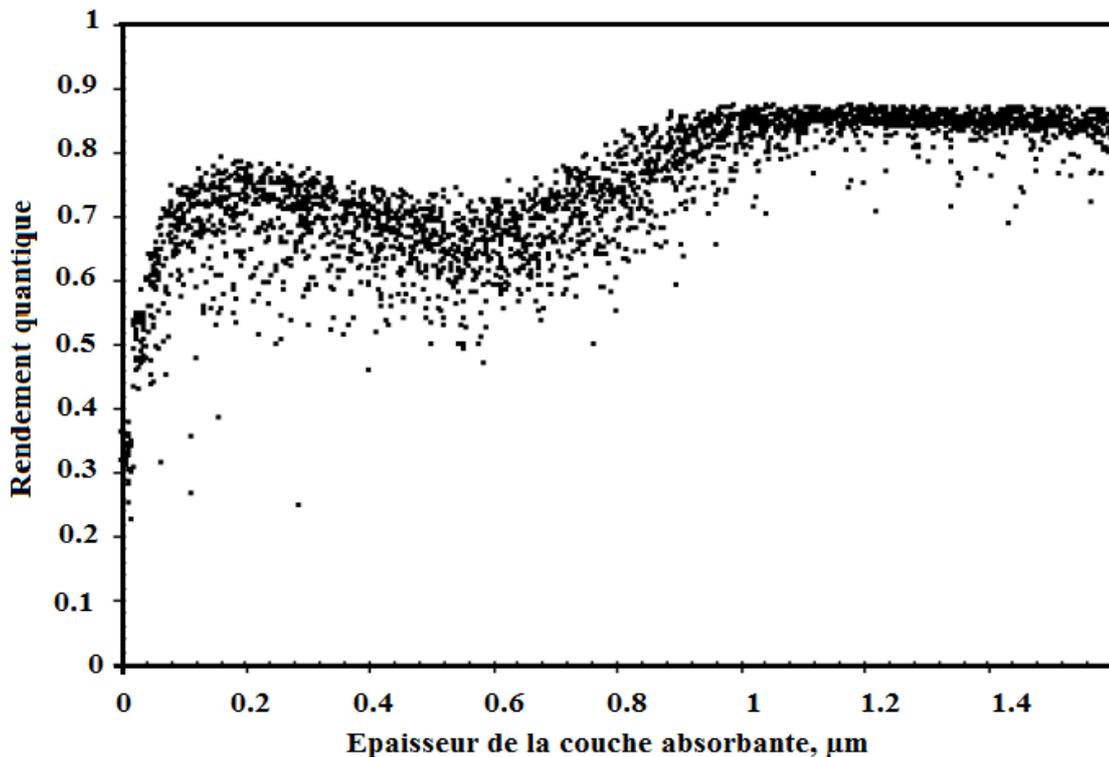


Figure II.4: Etude Monte Carlo de 2854 photodiodes [18].

Le grand avantage de cette méthode est sa simplicité. Elle permet entre autres de visualiser l'effet de différents paramètres et de donner ainsi des orientations, d'étudier des structures intéressantes qui auraient été à priori écartées.

II.5.2 Méthode de Newton

En analyse numérique, la méthode de Newton, ou méthode de Newton-Raphson, est un algorithme efficace pour trouver des approximations d'un zéro (ou racine) d'une fonction d'une variable réelle à valeurs réelles. L'algorithme consiste à linéariser une fonction f en un point et de prendre le point d'annulation de cette linéarisation comme approximation du zéro recherché. On réitère cette procédure en partant de la valeur approchée obtenue. Dans les cas favorables, les approximations successives obtenues convergent avec une vitesse quadratique. De manière informelle, le nombre de décimales correctes double à chaque étape. Appliqué à la dérivée d'une fonction, cet algorithme permet d'obtenir une évaluation des points critiques. La méthode de Newton se généralise en dimension supérieure. La raison réside en une utilisation du théorème du point fixe, qui cependant n'est pas nécessaire pour comprendre le sens du résultat.

II.6 Extraction des paramètres photovoltaïques d'une cellule solaire

La représentation des cellules solaires nécessite l'utilisation de plusieurs modèles non linéaires ; Ces modèles diffèrent en précision et fiabilité. En effet chacun de ces modèles est différent par la précision qu'il offre et ce en regard des différents paramètres mis en jeu (résistance série, résistance shunt, facteur d'idéalité ...).

On rencontre dans la littérature plusieurs méthodes d'extraction et estimation des paramètres qui décrivent le modèle électrique non linéaire des cellules solaires. Ces paramètres sont généralement le photocourant I_{ph} , le courant de saturation I_0 , la résistance série R_s , le facteur d'idéalité n et la résistance parallèle R_{sh} . En effet, plusieurs modèles électriques ont été proposés pour la représentation de la cellule solaire.

II.6.1 Modèles électriques d'une cellule solaire

La modélisation des cellules solaires s'impose comme une étape irréfutable, ce qui a conduit à une diversification dans les modèles électriques proposés par les chercheurs. Une cellule solaire est représentée, dans la littérature, par plusieurs modèles, chacun d'eux est régi par une expression mathématique en fonction des paramètres technologiques de la cellule solaire (courant et tension). Les modèles électriques utilisés dans l'étude et la modélisation des cellules solaires sont divers :

- ✚ Modèle à une diode ;
- ✚ Modèle à deux diodes.

II.6.1.1 Modèle à une diode :

Ce modèle est le plus utilisé pour l'obtention des valeurs de certains paramètres de la caractéristique $I(V)$ d'une cellule solaire par des méthodes d'approximations, il était le premier à employer [19], il donne de bonne description de coté de l'idéalité. Et on distingue :

II.6.1.1.1 Modèle à cinq paramètres (simple exponentielle (SEM))

La jonction PN soumise à l'éclairement est connectée à une charge résistive, et est schématisée par un générateur de courant en parallèle avec une diode, et délivre un courant I_{ph} . La cellule solaire possède les avantages combinés d'un générateur de courant et d'un générateur de tension. Le circuit équivalent est illustré comme suit :

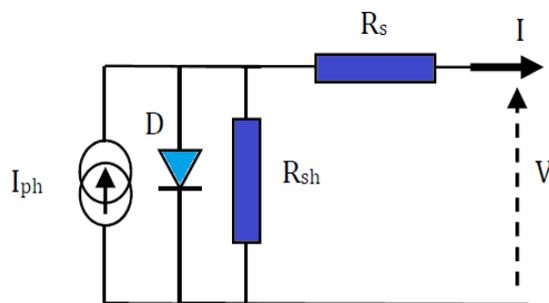


Figure II.5 : Circuit équivalent au modèle à 5 paramètres (SEM) [19].

L'équation qui régit ce modèle, établit par le modèle de [19], est donnée par :

$$I = I_{ph} - I_0 \left[\exp\left(\frac{q(V+R_s I)}{nKT}\right) - 1 \right] - \frac{V+R_s I}{R_{sh}} \quad (\text{II.1})$$

Les paramètres de ce modèle sont : le photocourant I_{ph} , le courant de saturation I_0 , la résistance série R_s , la résistance shunt R_{sh} et le facteur d'idéalité de la diode n .

II.6.1.1.2 Modèle à quatre paramètres

Dans ce modèle, la valeur de la résistance shunt est supposé infinie. Donc les quatre paramètres apparaissant dans l'équation de la caractéristique $I(V)$ sont : I_{ph} , I_0 , R_s et n . Ce modèle est illustré sur la figure suivante :

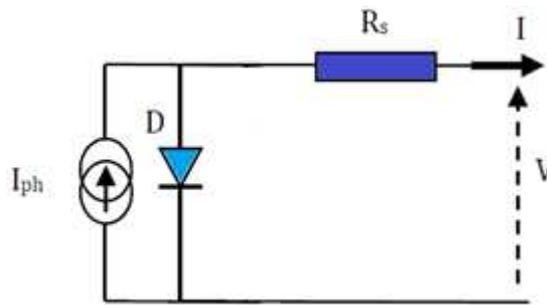


Figure II.6 : Circuit équivalent au modèle à 4 paramètres.

Le courant fournit par la cellule dans ce cas est donné par la formule :

$$I = I_{ph} - I_0 \left[\exp \left(\frac{q(V+R_s I)}{nKT} \right) - 1 \right] \quad (II.2)$$

Cependant ; ce modèle est peu utilisé car les résultats obtenus en l'utilisant sont moins précis.

II.6.1.1.3 Modèle à trois paramètres (modèle idéal)

Le modèle idéal est le plus simple des modèles d'une cellule photovoltaïque, Il est représenté par une source de courant qui modélise le courant généré par les photoporteurs en parallèle avec une diode idéale qui modélise la jonction PN.

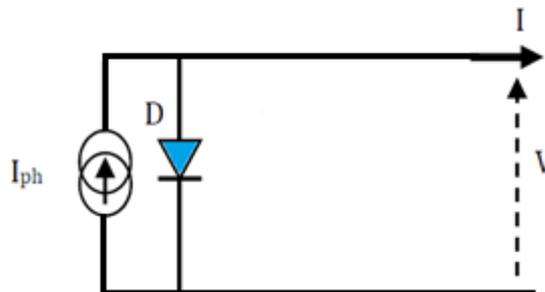


Figure II.7 : Circuit équivalent au modèle idéal.

L'omission des plusieurs paramètres nous amène à la relation décrivant ce modèle :

$$I = I_{ph} - I_0 \left[\exp \left(\frac{qV}{nKT} \right) - 1 \right] \quad (II.3)$$

II.6.1.2 Modèle à deux diodes

Le modèle double-diode apporte une meilleure précision tout en rendant la modélisation plus complexe. Les branches de chacune des diodes représentent, respectivement, le courant de diffusion dans la base et l'émetteur et le courant de génération et de recombinaison dans la ZCE de la jonction. On distingue les trois modèles suivants :

II.6.1.2.1 Modèle à sept paramètres (double exponentielle DEM)

Ce modèle est dit le plus proche du comportement réel de la cellule solaire, du fait qu'il tient compte du mécanisme de transport des charges électriques à l'intérieur de la cellule solaire.

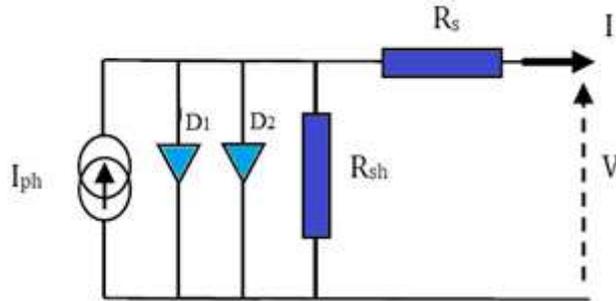


Figure II.8: Circuit équivalent au modèle à 7 sept paramètres.

L'expression de la caractéristique courant-tension, selon [16], s'écrit :

$$I = I_{ph} - I_{01} \left[\exp \left(\frac{q(V+R_s I)}{n_1 K T} \right) - 1 \right] - I_{02} \left[\exp \left(\frac{q(V+R_s I)}{n_2 K T} \right) - 1 \right] - \frac{V+R_s I}{R_{sh}} \quad (II.4)$$

Les deux termes exponentiels représentent, séparément, le courant de saturation de diffusion (I_{01}) et le courant de saturation de génération-recombinaison (I_{02}).

II.6.1.2.2 Modèle à six paramètres

La figure ci-dessous schématise le modèle à six paramètres :

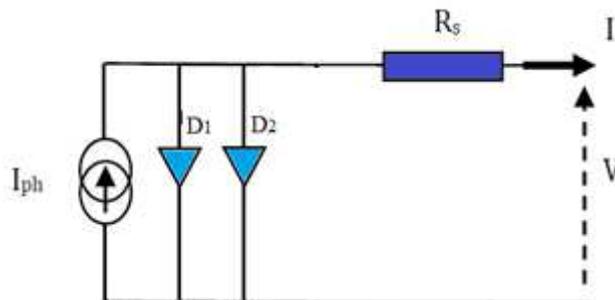


Figure II.9: Circuit équivalent au modèle à 6 six paramètres.

Dans ce modèle la résistance shunt a été omise ou mise à l'infini ce qui donne un courant de fuite nul. La relation $I(V)$ de ce circuit est donnée par la formule :

$$I = I_{ph} - I_{01} \left[\exp \left(\frac{q(V+R_s I)}{n_1 K T} \right) - 1 \right] - I_{02} \left[\exp \left(\frac{q(V+R_s I)}{n_2 K T} \right) - 1 \right] \quad (II.5)$$

II.6.2 Méthodes d'extraction

Plusieurs méthodes ont été développées afin d'extraire les différents paramètres de la cellule photovoltaïque, on discute entre autres :

II.6.2.1 Méthode d'optimisation verticale

La méthode d'optimisation verticale est l'une des méthodes les plus utilisées pour modéliser les caractéristiques I-V expérimentales par une fonction analytique prédéterminée. Elle consiste à utiliser l'algorithme d'optimisation des moindres carrés qui est basé sur la méthode de Newton. Ceci a été proposé par Easwarakhanthan [20] et utilisé pour extraire les cinq paramètres mentionnés auparavant. Le problème est alors de minimiser la fonction objective S qui est en fonction de l'ensemble des paramètres (P) [20]:

$$S(P) = \sum_{i=0}^N [I_i - I_i(V_i, P)]^2 \quad (\text{II.6})$$

Où P est l'ensemble des paramètres inconnus $P = (I_{ph}, I_0, n, R_s, G_{sh})$ et I_i et V_i sont respectivement le courant et la tension mesurés au $i^{\text{ème}}$ point de l'ensemble N des données expérimentales.

L'analyse mathématique de ce problème nous révèle que ce minimum est atteint au point où le gradient g de S par rapport aux paramètres s'annule.

$$\overrightarrow{grad}(S) = \begin{cases} \partial S / \partial I_0 \\ \partial S / \partial R_s \\ \partial S / \partial n \\ \partial S / \partial G_{sh} \\ \partial S / \partial I_{ph} \end{cases} = 0 \quad (\text{II.7})$$

Il s'agit donc de résoudre un système d'équation non linéaire. La méthode de Newton est utilisée pour obtenir une approximation à la solution exacte de l'ensemble non linéaire en résultant l'équation $F(P)=0$, dérivé à partir du calcul multivariable pour qu'un minimum se produise. Cette méthode a été appliquée à des cellules solaires sous éclaircissement et à des diodes Schottky à base du 4H-SiC [21].

II.6.2.2 Méthode de conductance simple

Cette méthode ; proposée par [22] ; est basé sur la méthode de Werner [23] qui a élaboré plusieurs techniques d'extraction des paramètres des diodes Schottky et de la jonction pn. Il a utilisé la conductance ($G = dI/dV$) pour déduire trois fonctions linéaires

qu'il dénomme *plot A*, *plot B* et *plot C* ; elle a été modifiée pour couvrir le cas des cellules solaires et utilisée pour l'extraction des paramètres photovoltaïques.

Pour les tensions inverses assez grandes ($-qV \gg kT$) et avec une résistance parallèle $R_{sh} \gg R_s$. La conductance parallèle G_{sh} est déterminée de la caractéristique inverse de la cellule par une simple régression linéaire. La valeur calculée de G_{sh} donne un courant $I_{sh} = G_{sh}V$, qui peut être soustrait du courant mesuré pour obtenir le courant généré par la cellule. On considère que $I_{ph} \cong I_{cc}$ où I_{cc} est le courant de court-circuit et est déterminé à partir de la courbe $I(V)$. Puisque $I_0 \ll I_{ph}$ pour la majorité des cellules solaires, cette approximation est acceptable.

Sous la caractéristique directe de la cellule et pour $V + R_s I \gg kT$ le courant à travers la cellule est donné par la relation :

$$I = I_{ph} - I_0 \exp\left(\frac{\alpha}{n}(V + IR_s)\right) \quad (II.8)$$

À partir de laquelle la conductance $G = dI/dV$ de la cellule est obtenue :

$$G = -\frac{\alpha}{n}(1 + R_s G)(I_{ph} - I) \quad (II.9)$$

L'équation précédente peut être écrite sous une forme plus conventionnelle :

$$\frac{G}{I_{ph} - I} = -\frac{\alpha}{n}(1 + R_s G) \quad (II.10)$$

La courbe $\left(\frac{G}{I_{ph} - I}\right)$ en fonction de G est une droite dont le point d'intersection avec l'axe des y et la pente déterminent, respectivement, la valeur de α/n et $\alpha R_s/n$.

II.6.2.3 Fonction de Lambert

La fonction W de Lambert, nommée par Johann Heinrich Lambert, est définie comme la solution de la fonction :

$$x \exp(x) = z \quad (II.11)$$

D'où : $x = W(z)$. C'est-à-dire que pour tous les nombres z nous avons :

$$W(z) \exp W(z) = z \quad (II.12)$$

II.6.2.3.1 Calcul de la fonction de Lambert W

Le calcul de la fonction de Lambert W dépend de l'intervalle de l'argument z . Le tableau (II.1) résume les différentes équations utilisées pour le calcul de la branche principale W_0 de cette fonction [24].

Argument	Calcul de la fonction de Lambert
$z =]-\infty, 1/e[$	$W = -1$
$z = \varepsilon = 1/e + 10^{-128}$	$W = -1 + p - \frac{1}{3}p^2 + \frac{11}{72}p^3$ $p = (2e^z + 1)^{1/2}$
$z =]\varepsilon, 0[$	$W = \text{num/den}$ $\text{Num} = z(60 + 114z + 17z^2)$ $\text{Den} = 60 + 174z + 101z^2$
$z = 0$	$W = 0$
$z =]0, 1[$	$W = \text{num/den}$
$z =]1, e[$	$W = \text{Ln}(z)$
$z =], e + \infty[$	$W = \text{Ln}(z) - \text{Ln}(\text{Ln}(z))$

Tableau II.1 : Calcul de la fonction de Lambert W [24].

La branche principale $W_0(z)$ est représentée sur la figure suivante [25] :

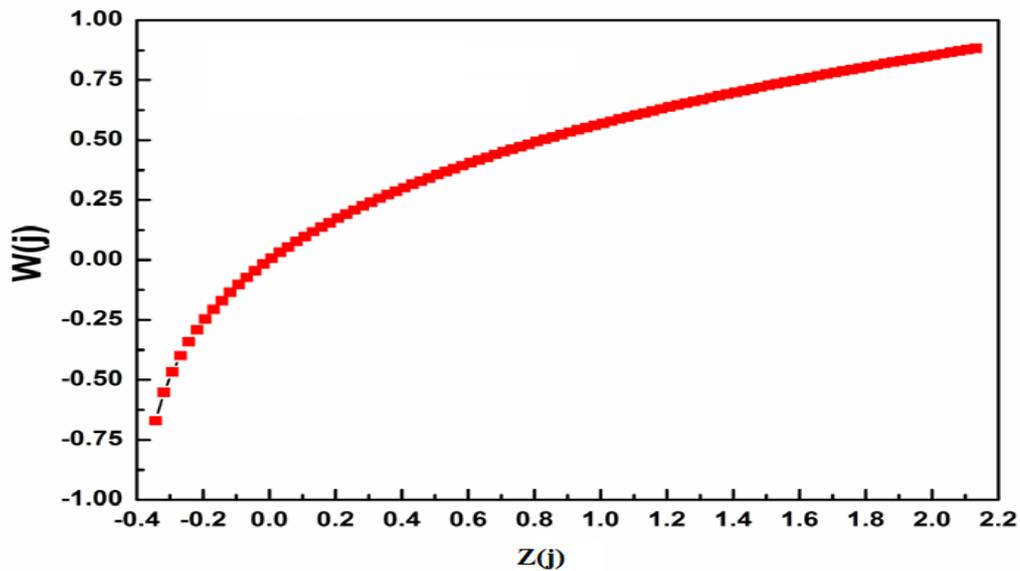


Figure II.10 : Branche principale de la fonction de Lambert W_0 [25].

II.6.2.3.2 Validation de la fonction de Lambert

Pour tester la précision de la fonction de Lambert W, cette dernière a été comparée avec la méthode de Newton. Pour ce but, la caractéristique I-V d'une cellule solaire a été simulée avec la méthode de Newton et avec la fonction de Lambert W [25]. La figure (II.11) montre la comparaison du couple Newton-Lambert. La superposition parfaite entre les deux caractéristiques I-V, favorise l'utilisation de cette fonction pour l'étude des équations implicites.

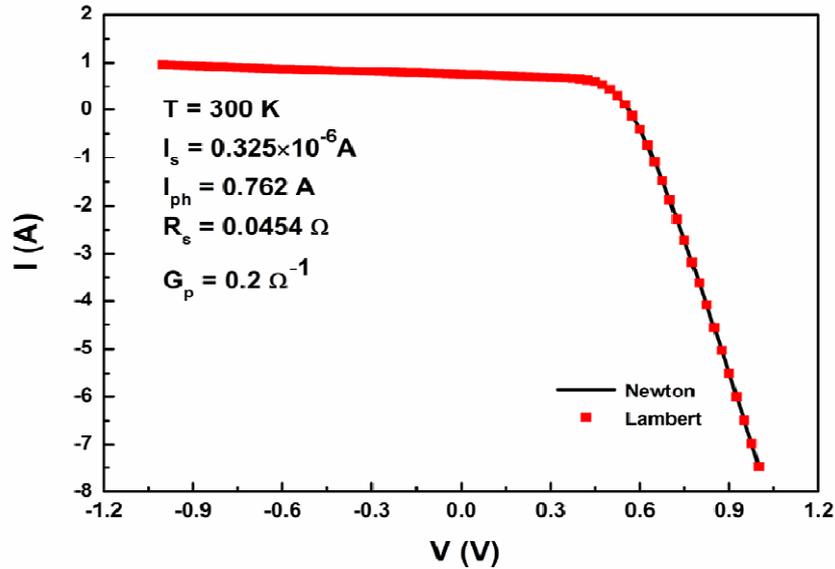


Figure II.11 : Comparaison entre la caractéristique I-V simulée avec la méthode de Newton et avec la fonction de Lambert W [25].

II.6.2.4 Méthode de fonction Co-contenue

Considérant le modèle à une seule diode et basant sur l'approche de réduire au minimum l'erreur sur la tension, Ortiz-Conde [26] a développé une méthode basée sur la fonction Co-contenue CC. Cette dernière est calculée comme suit :

$$CC(I, V) = \int_0^V (I - I_{cc}) dV \tag{II.13}$$

En utilisant la fonction de Lambert W et la Co-fonction CC, l'équation de I(V) peut s'écrire sous la forme :

$$CC(I, V) = C_{V1}V + C_{I1}(I - I_{cc}) + C_{I1V1}V(I - I_{cc}) + C_{V2}V^2 + C_{I2}(I - I_{cc})^2 \tag{II.14}$$

Où les cinq coefficients sont donnés par :

$$C_{I1} = R_s(I_0 + I_{ph} + I_{cc}) + nV_{th}(1 + G_pR_s) + I_{cc}G_pR_s^2 \tag{II.15}$$

$$C_{V1} = -(I_0 + I_{ph} + I_{cc}) - nV_{th}G_p - I_{cc}G_pR_s \tag{II.16}$$

$$C_{I2} = \frac{R_s(1+R_sG_p)}{2} \tag{II.17}$$

$$C_{V2} = \frac{G_p}{2} \quad (II.18)$$

Et le dernier paramètre qui dépend des autres, et est donné par :

$$C_{I1V1} = \frac{1 - \sqrt{1 + 16C_{I2}C_{V2}}}{2} \quad (II.19)$$

Etant déterminé ces coefficients, les paramètres de la cellule solaire peuvent être calculés.

L'équation (II.19) donne directement la valeur du R_{sh}

$$R_{sh} = \frac{1}{2C_{V2}} \quad (II.20)$$

En substitution l'équation (II.20) dans l'équation (II.17) et résolution de l'équation obtenue, on retire la relation du R_s :

$$R_s = \frac{\sqrt{1 + 16C_{V2}C_{I2}} - 1}{4C_{V2}} \quad (II.21)$$

En substitution les deux équations (II.20) et (II.21) dans (II.15) et (II.16) puis résoudre les deux équations, on aboutit au facteur d'idéalité n donné par:

$$n = \frac{C_{V1}(\sqrt{1 + 16C_{V2}C_{I2}} - 1) + 4C_{I1}C_{V2}}{4V_T C_{V2}} \quad (II.22)$$

Et, supposons que $I_0 \ll I_{ph}$, le courant photogénéré est :

$$I_{ph} = -\frac{(C_{V1} + I_{cc})(\sqrt{1 + 16C_{V2}C_{I2}} + 1)}{2} - 2C_{I2}C_{V2} \quad (II.23)$$

Finalement, la valeur du I_0 est obtenue :

$$I_0 = \frac{I - (V - IR_s)/R_{sh} + I_{ph}}{\exp((V - IR_s)/nV_{th}) - 1} \quad (II.24)$$

II.6.2.5 Algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques appartiennent à la famille des algorithmes évolutionnistes, qui constituent une approche originale : il ne s'agit pas de trouver une solution analytique exacte, ou une bonne approximation numérique, mais de trouver des solutions satisfaisant au mieux à différents critères, souvent contradictoires. On peut constater que les solutions fournis par les AGs sont généralement meilleures que celles obtenues par des méthodes classiques, pour un même temps de calcul. Les algorithmes génétiques utilisent la notion de sélection naturelle développée au XIX^e siècle par le scientifique Darwin et l'appliquent à une population de solutions potentielles au problème

donné. Le prochain chapitre traitera les algorithmes génétiques qui sont utilisés comme méthode intelligente d'optimisation dans notre travail.

II.7 Conclusion

Dans ce chapitre, les différents modèles électriques d'une cellule photovoltaïque sont exposés. On a mis en évidence l'intérêt que présente le modèle à double exponentielle (DEM) pour la compréhension des différents phénomènes physiques existant au sein de la cellule solaire.

L'extraction d'une manière optimale des différents paramètres de la cellule est un problème d'une grande importance.

Nous avons aussi donné un aperçu sur l'optimisation et les méthodes utilisées. Nous avons également décrit les méthodes appliquées pour l'extraction des paramètres photovoltaïques des cellules solaires qui nous ont semblé les plus importantes et les plus utilisées.

CHAPITRE III

Les algorithmes génétiques (AGs)

III.1 Introduction

Ce chapitre décrit une technique intelligente introduite dans l'optimisation des fonctions non linéaires. Il s'agit principalement des algorithmes génétiques

L'objectif primordial recherché dans ce chapitre réside dans la présentation de cette approche d'optimisation qui a fait preuve dans l'optimisation des phénomènes non linéaires, l'occurrence le photovoltaïque.

La résolution d'un problème d'optimisation consiste à explorer un espace de recherche afin de maximiser (ou minimiser) une fonction donnée. Les complexités relatives de l'espace de recherche et de la fonction à maximiser conduisent à utiliser des méthodes de résolution radicalement différentes. En première approximation, on peut dire qu'une méthode déterministe est adaptée à un espace de recherche petit et complexe et qu'un espace de recherche grand nécessite plutôt une méthode de recherche stochastique (algorithme génétique...).

Les algorithmes génétiques sont des algorithmes d'optimisation s'appuyant sur les techniques dérivées de la génétique et de l'évolution naturelle.

III.2 Définition

Un algorithme génétique est une méthode méta-heuristique qui simule des évolutions biologiques, en parcourant l'espace des paramètres. Le changement des paramètres de conception suit un processus d'évolution basé sur les règles de la génétique qui modifient les chromosomes (sélection, croisement, mutation, ...).

Dans un problème d'optimisation à n variables, nous faisons correspondre un gène à chaque variable cherchée. Chaque gène est représenté par une chaîne de caractères choisis dans un alphabet fini (souvent binaire). Les gènes s'enchaînent ensemble "bout à bout" pour construire un chromosome, chaque chromosome représentant une solution potentielle sous une forme codée. Ces chromosomes évoluent grâce à différentes opérations calquées sur les lois de la génétique vers un chromosome optimal [27]. Ces chromosomes constituent les briques de base contenant les caractéristiques héréditaires des individus. Un chromosome (ou plusieurs) forme un individu qui représente à son tour une solution potentielle dans l'espace de recherche correspondant du problème. Etant donné que les AGs travaillent sur un ensemble de points de l'espace de recherche, nous appelons l'ensemble des points choisis (à savoir les individus) une population. Au fur et à mesure des générations (itérations), une population des individus mieux adaptés va être créée.

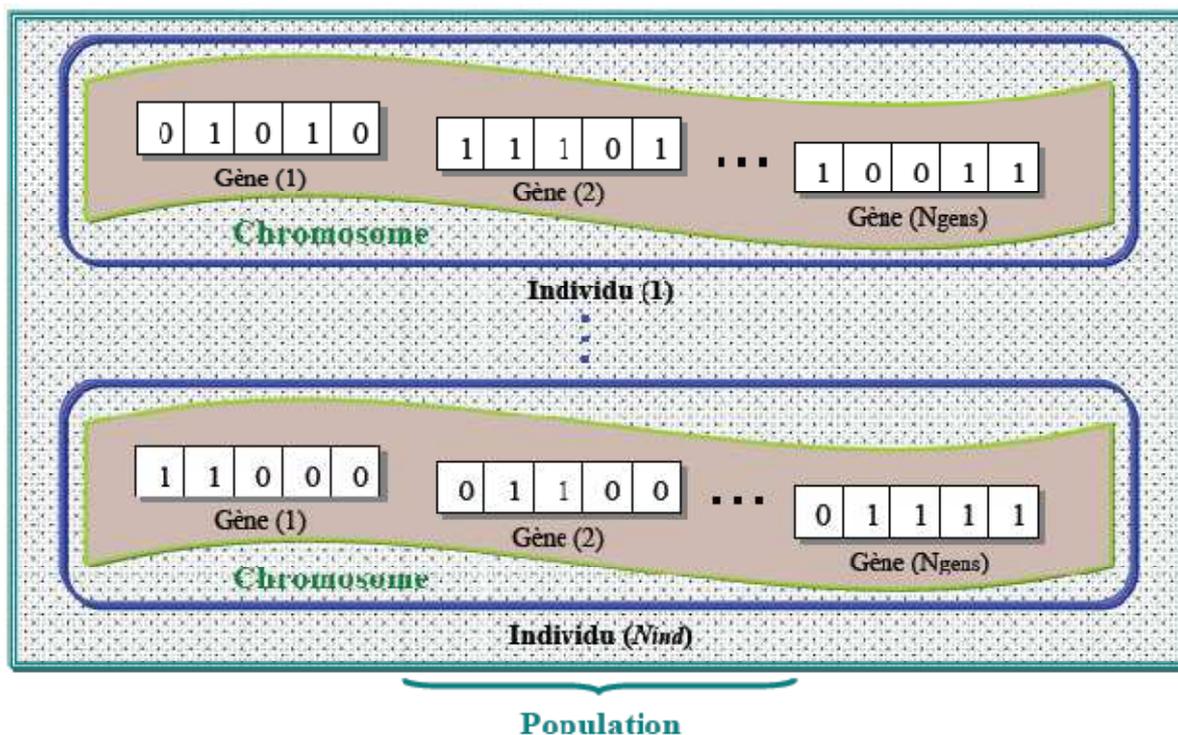


Figure III.1: Les cinq niveaux d'organisation d'un algorithme.

III.3 Historique

Les algorithmes génétiques représentent une des méthodes d'optimisations les plus utilisées, ils ont été proposés par John Holland de l'université de Michigan, son recherche avait pour objectif la modélisation des processus d'adaptation des systèmes naturels et la conception des systèmes artificiels dotés des mêmes propriétés. Les algorithmes génétiques représentent une voie très prometteuse, et ils ont déjà une histoire relativement ancienne :

En 1860 : Charles Darwin publie son livre intitulé "L'origine des espèces au moyen de la sélection naturelle ou la lutte pour l'existence dans la nature". Dans ce livre, Darwin rejette l'existence «de systèmes naturels figés», déjà adaptés pour toujours à toutes les conditions extérieures, et expose sa théorie de l'évolution des espèces : sous l'influence des contraintes extérieures, les êtres vivants se sont graduellement adaptés à leur milieu naturel à travers des processus de reproductions [28].

Début du 20^{ème} siècle : Mise en évidence de l'existence de mutations génétiques, les problèmes de traitement de l'information sont résolus de manières figées : lors de sa phase de conception, le système reçoit toutes les caractéristiques nécessaires pour les conditions d'exploitations connues au moment de sa conception ce qui empêche une adaptation à des conditions d'environnement inconnues, variables ou évolutives. Les chercheurs en

informatique étudient donc des méthodes pour permettre aux systèmes d'évoluer spontanément en fonction de nouvelles conditions.

En 1975 : Dans les années 1960, John Holland étudie les systèmes évolutifs et en 1975, il introduit le premier modèle formel des algorithmes génétiques (the canonical genetic algorithm AGC) dans son livre “Adaptation in Natural and Artificial Systems”, Il expliqua comment ajouter de l'intelligence dans un programme informatique avec les croisements (échangeant le matériel génétique) et la mutation (source de la diversité génétique) [27]. Ce modèle servira de base aux recherches ultérieures.

En 1989 : David Goldberg publie un ouvrage de vulgarisation des algorithmes génétiques, et ajouta à la théorie des algorithmes génétiques les idées suivantes [27] :

- ✚ Un individu est lié à un environnement par son code d'ADN.
- ✚ Une solution est liée à un problème par son indice de qualité.

Années 1990 : Programmation d'une panoplie d'algorithmes génétiques transcrits en C++, appelée GALib. Cette librairie contient des outils pour des problèmes d'optimisation en utilisant les AGs. Elle est conçue pour servir de support de programmation [28].

III.4 Aperçu sur les algorithmes génétiques

Un algorithme génétique est un algorithme stochastique itératif qui opère sur des ensembles de points, à partir d'une population initiale et qui est bâti à l'aide de trois opérateurs : croisement, mutation, sélection. Les deux premiers sont des opérateurs d'exploitation d'espace, tandis que le dernier fait évoluer la population vers les optima du problème posé.

Ils sont des algorithmes d'exploration fondés sur les mécanismes de la sélection naturelle et de la génétique. Ils utilisent à la fois les principes de la survie des structures les mieux adaptées, et les échanges d'information pseudo-aléatoires, pour former un algorithme d'exploration qui possède certaines caractéristiques de l'exploration humaine. A chaque génération, un nouvel ensemble de créatures artificielles est créé en utilisant des parties des meilleurs éléments de la génération précédente ; ainsi que des parties innovatrices, à l'occasion. Bien qu'utilisant le hasard, les algorithmes génétiques ne sont pas purement aléatoires. Ils exploitent efficacement l'information obtenue précédemment pour spéculer sur la position de nouveaux points à explorer, avec l'espoir d'améliorer la performance.

Les algorithmes génétiques, développés par John Holland puis Goldberg, présentent des qualités intéressantes pour la résolution de problèmes combinatoires complexes. Cependant, les processus naturels auxquels ils font référence sont beaucoup plus complexes.

On parlera ainsi d'individus dans une population. L'individu est représenté par un chromosome constitué de gènes qui contiennent les caractères héréditaires de l'individu. Les principes de sélection, de croisement, de mutation s'inspirent des processus naturels de même nom. La figure (III.2) représente un schéma général d'un algorithme génétique.

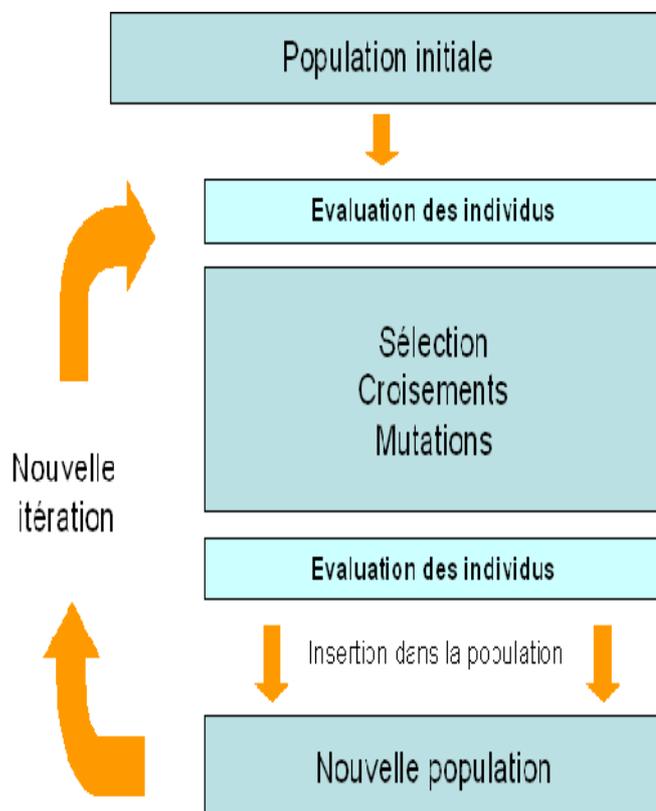


Figure III.2 : Schéma général d'un algorithme génétique [27].

III.5 Présentation générale d'un algorithme génétique

Un algorithme génétique recherche le ou les extrema d'une fonction définie sur un espace de données. Pour l'utiliser, on doit disposer des cinq éléments suivants:

1. Un principe de codage de l'élément population. Cette étape associe à chacun des points de l'espace d'état une structure de données. Elle se place généralement après une phase de modélisation mathématique du problème traité. La qualité du codage des données conditionne le succès des algorithmes génétiques. Les codages binaires ont été très utilisés à l'origine. Les codages réels sont désormais largement utilisés, notamment dans les domaines applicatifs pour l'optimisation de problèmes à variables réelles.

2. Un mécanisme de génération de la population initiale. Ce mécanisme doit être capable de produire une population d'individus non homogène qui servira de base pour les générations futures. Le choix de la population initiale est important, car il peut rendre plus ou moins rapide la convergence vers l'optimum global. Dans le cas où l'on ne connaît rien du problème à résoudre, il est essentiel que la population initiale soit répartie sur tout le domaine de recherche.
3. Une fonction à optimiser. Celle-ci retourne une valeur appelée *fitness* ou fonction d'évaluation de l'individu.
4. Des opérateurs permettant de diversifier la population au cours des générations et d'explorer l'espace d'état. L'opérateur de croisement recompose les gènes d'individus existant dans la population, l'opérateur de mutation a pour but de garantir l'exploration de l'espace d'états.
5. Des paramètres de dimensionnement: taille de la population, nombre total de génération ou critère d'arrêt, probabilités d'application des opérateurs de croisement et de mutation.

Le principe général du fonctionnement d'un algorithme génétique est comme suit :

On commence par générer une population d'individus de façon aléatoire. Pour passer d'une génération k à la génération $k+1$, les trois opérations suivantes sont répétées pour tous les éléments de la population k .

Des couples de parents P_1 et P_2 sont sélectionnés en fonction de leurs adaptations.

L'opérateur de croisement est appliqué avec une probabilité P_c (généralement autour de 0.6) et génère des couples d'enfants C_1 et C_2 . D'autres éléments P sont sélectionnés en fonction de leur adaptation.

L'opérateur de mutation est appliqué avec la probabilité P_m (P_m est généralement très inférieur à P_c) et génère des individus mutés P_0 . Le niveau d'adaptation des enfants (C_1, C_2) et des individus mutés P_0 sont ensuite évalués avant insertion dans la nouvelle population.

Différents critères d'arrêt de l'algorithme peuvent être choisis :

- 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.

L'organigramme suivant illustre le principe général des algorithmes génétiques.

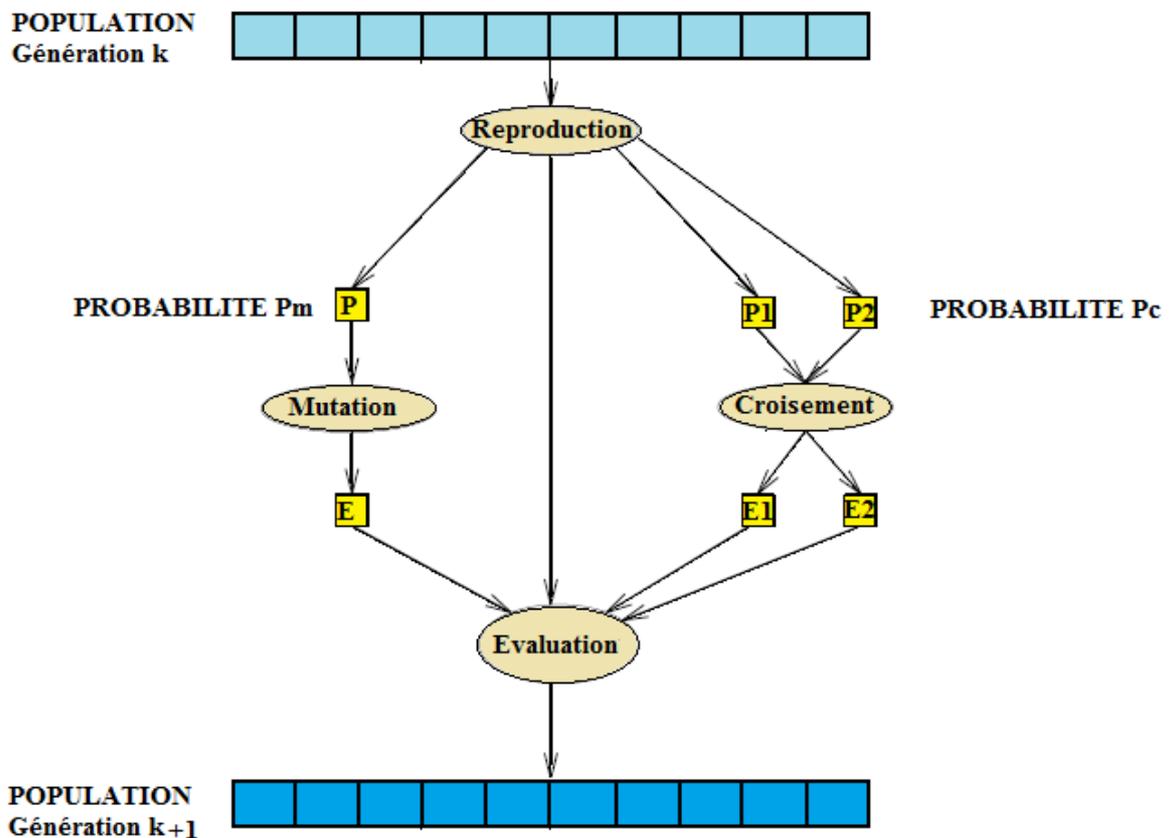


Figure III.3 : Principe général des algorithmes génétiques.

III.6 Caractéristiques des algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques se caractérisent par certains aspects à savoir : le codage des paramètres du problème, l'espace de recherche, la fonction d'évaluation servant à sélectionner les chromosomes parents, et le hasard qui joue un rôle important dans l'évolution des chromosomes de génération en génération. Nous allons passer en revue ces différents aspects [29].

III.6.1 Codage

La première étape dans l'optimisation est de définir le problème à optimiser, et de coder convenablement ce problème. L'utilisation des algorithmes génétiques nécessite la création d'une population d'individus initiaux. Par analogie avec la biologie, chaque individu de la population est codé par un chromosome, qui est un ensemble de gènes. Une population est donc un ensemble de chromosomes. Chaque chromosome code un point de l'espace de recherche. L'efficacité de l'algorithme génétique va donc dépendre du choix du codage d'un chromosome.

On distingue, pratiquement, trois principaux types de codage les plus souvent utilisés, et le passage de l'un à l'autre est relativement facile [29]:

III.6.1.1 Codage binaire

Les individus intervenant dans un algorithme génétique étaient codés sous forme de chaînes de bits. Le codage binaire contient toute l'information nécessaire à la description d'un point dans l'espace d'état. C'est le codage par l'alphabet binaire $\{0,1\}$, c'est-à-dire qu'un gène est un entier long de 32 bits, et par conséquent, le chromosome est représenté par un tableau des gènes, et les individus par un tableau des chromosomes.

Un des avantages du codage binaire est que l'on peut facilement coder toutes sortes d'objet : des réels, des entiers, des valeurs booléennes, des chaînes de caractère... cela nécessite simplement l'usage des fonctions de codage et décodage pour passer d'une représentation à l'autre. Cependant, ce type de codage peut devenir si mauvais dans des espaces de grande dimension. Là où, généralement, chaque variable est représentée par une partie de la chaîne de bits et la structure du chromosome n'a pas alors forcément la structure du problème.

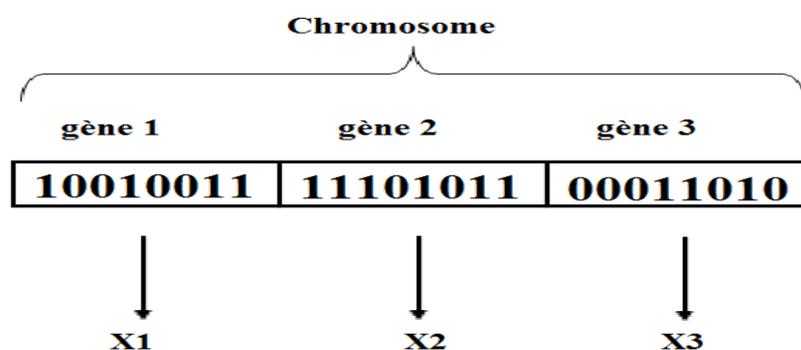


Figure III.4: Illustration schématique du codage des variables d'optimisation.

III.6.1.2 Codage réel

La représentation réelle élimine toutes les opérations de conversion des solutions, qui se répètent un grand nombre de fois à chaque génération et qui sont très coûteuse en temps-machine. Mais cette représentation peut rendre les algorithmes génétiques plus dépendant des problèmes [30].

III.6.1.3 Codage gray

Dans le cas d'un codage binaire on utilise souvent la "distance de Hamming" comme mesure de la dissimilarité entre deux éléments de population, cette mesure compte les différences de bits de même rang de ces deux séquences. Et c'est là que le codage binaire commence à montrer ses limites. En effet, deux éléments voisins en terme de distance de Hamming ne codent pas nécessairement deux éléments proches dans l'espace de recherche. Cet inconvénient peut être évité en utilisant un "codage de Gray" qui est un codage qui a comme propriété qu'entre un élément n et un élément $n+1$, donc voisin dans l'espace de recherche, un seul bit diffère [30].

Il existe deux types de difficultés dans le choix d'un codage. D'une part celui-ci doit pouvoir être adapté au problème de façon à limiter au mieux la taille de l'espace de recherche, et aussi de façon que les nouveaux chromosomes engendrés par les opérateurs de recherche soient significatifs le plus souvent possible, c'est à dire qu'ils puissent coder des solutions valides respectant les contraintes du problème.

III.6.2 Espace de recherche

La plupart des méthodes d'optimisation effectuent une recherche point à point. Les règles de transition d'un point à un autre sont souvent déterministes et la solution trouvée est souvent un optimum local au lieu d'être un optimum global. Les algorithmes génétiques effectuent la recherche à partir d'une population de chaînes générées aléatoirement. Dans cette population, on retrouvera à la fois des candidats très performants et d'autres qui le sont moins. Le parallélisme induit est un avantage évident car l'approche de la recherche à partir d'une population peut être perçue comme une recherche locale dans un sens généralisé. Ce n'est pas le voisinage d'une seule solution qui est explorée, mais le voisinage de toute la population; ce qui ne devrait pas être assimilé à une simple union des voisinages individuels [31]. Ainsi donc, une population initiale diversifiée offre plus de chances de bien cerner la recherche et de mieux se rapprocher de la solution optimale, sinon on risque d'obtenir des espèces dégénérées et la probabilité de converger vers un minimum global est ainsi fortement réduite.

III.6.3 Fonction d'évaluation

Contrairement à bon nombre de méthodes qui requièrent beaucoup d'informations pour pouvoir fonctionner efficacement, les algorithmes génétiques 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 [32]. 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.

III.6.4 Rôle du hasard

Les algorithmes génétiques utilisent des règles de transition probabilistes plutôt que déterministes pour guider leur recherche. Le choix des chromosomes à perturber est réalisé de façon probabiliste. Dans le processus de croisement, le lieu de croisement est choisi aléatoirement à l'intérieur du chromosome. De même, le gène devant subir une mutation à l'intérieur d'un chromosome est choisi selon une certaine probabilité. Le hasard occupe donc une place importante dans le fonctionnement des algorithmes génétiques.

III.7 Opérateurs génétiques

L'algorithme génétique réalise l'optimisation par la manipulation d'une population de chromosomes. A chaque génération, l'algorithme génétique crée un ensemble de nouveaux chromosomes au de diverses opérations appelées opérateurs génétiques.

Les opérateurs jouent un rôle prépondérant dans la possible réussite d'un algorithme génétique. Nous en dénombrons trois principaux : l'opérateur de sélection, de croisement et de mutation. Si le principe de chacun de ces opérateurs est facilement compréhensible, il est toutefois difficile d'expliquer l'importance isolée de chacun de ces opérateurs dans la réussite de l'algorithme génétique. Cela tient pour partie au fait que chacun de ces opérateurs agit selon divers critères qui lui sont propres (valeur sélective des individus, probabilité d'activation de l'opérateur, ... etc.).

III.7.1 Sélection

Cet opérateur est peut-être le plus important puisqu'il permet aux individus d'une population de survivre, de se reproduire ou de mourir. Il permet d'identifier statistiquement les meilleurs individus d'une population et d'éliminer les mauvais.

A partir d'une population initiale de m individus, l'algorithme génétique sélectionne une population intermédiaire de m individus en faisant une sélection sur la population initial (un même individu peut être sélectionné plusieurs fois ou peut ne pas être sélectionné du tout, en fonction de la valeur de sa fonction d'évaluation). Les m individus de la population se croisent deux à deux (les couples se forment aléatoirement) pour construire m nouveaux individus. Ces individus passent par un opérateur de mutation (qui agit aléatoirement avec une possibilité faible 2-3% de bits) pour former une nouvelle population. On réitère ensuite le procédé à partir de cette population jusqu'à obtenir une solution que l'on juge satisfaisante.

On trouve dans la littérature un nombre important de principe de sélection plus ou moins adaptés aux problèmes qu'ils traitent. Les plus couramment utilisés sont les deux suivants :

III.7.1.1 Sélection par roulette

Elle exploite la métaphore d'une roulette de loterie. Selon cette méthode chaque individu sera dupliqué dans une nouvelle population proportionnelle à sa valeur d'adaptation, c'est-à-dire que chaque individu a une probabilité d'être sélectionné proportionnelle à sa performance ; donc plus les individus sont adaptés au problème, plus ils ont de chances d'être sélectionnés.

Comme le montre la Figure (III.5), 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 (la probabilité d'être choisie). 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 chance d'être tirés au sort lors du déroulement du jeu.

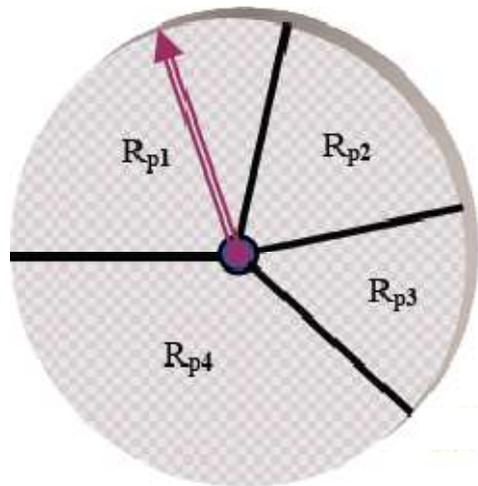


Figure III.5 : La roulette.

III.7.1.2 Sélection par tournoi

Cette méthode ressemble le plus à ce qui se passe en réalité. Deux individus, ou plus, sont choisis au hasard et combattent (on compare leurs fonctions d'adaptation) pour que le meilleur gagne. Cette étape est répétée jusqu'à ce que la nouvelle population soit remplie. Il est tout à fait possible, lors d'un même tournoi, que certains individus seront choisis plusieurs fois s'ils gagnent, ou encore permettre au même individu d'être éligible plusieurs fois.

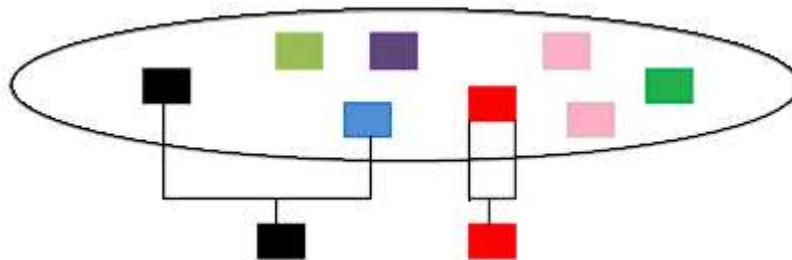


Figure III.6 : Le tournoi.

Toutefois, aussi importante que soit la phase de sélection, elle ne crée pas de nouveaux individus dans la population. Ceci est le rôle des opérateurs de croisement et de mutation.

III.7.2 Croisement

Le croisement a pour but d'enrichir la diversité de la population en recombinaison les chromosomes d'une paire d'individus sélectionnés (parents), afin de créer une nouvelle paire

d'individus (enfants) qui héritent de certaines caractéristiques de leurs parents. Le croisement est mis en place pour que les nouveaux chromosomes gardent la meilleure partie des chromosomes anciens. Ceci dans le but d'obtenir de meilleurs chromosomes. Il est alors possible que la présence simultanée des deux gènes produise un individu encore plus adapté [33]. Plusieurs stratégies de croisement sont utilisées:

III.7.2.1 Croisement à un point simple

Dans ce type, un seul site de croisement est choisi. Chaque enfant alors, se construit par l'une des deux sous-chaînes terminales de chacun des deux chromosomes [34].

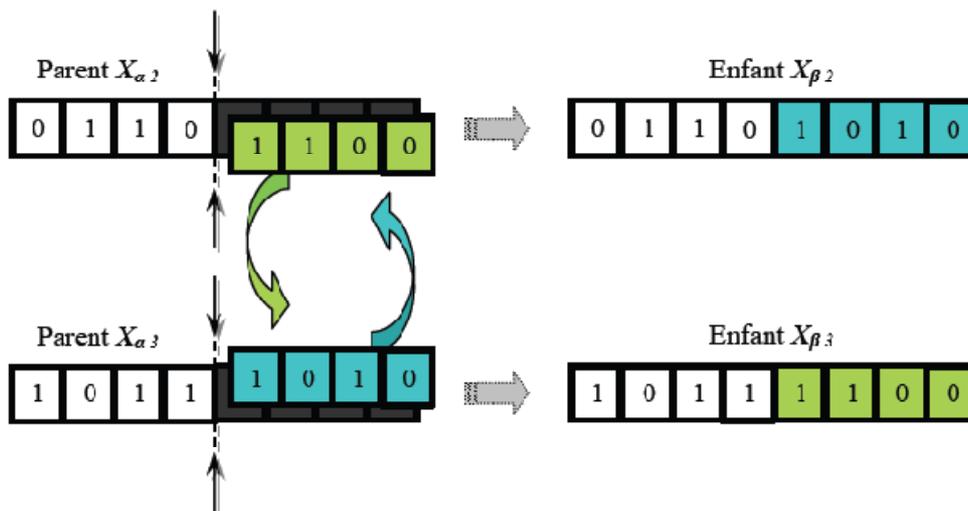


Figure III.7 : Exemple de croisement à un point simple.

III.7.2.2 Croisement multi-points

Le découpage du chromosome peut se faire non pas en 2 sous-chaînes mais en 3 ou plus. Ce qui permet d'échanger différents morceaux compris entre deux sites de croisement.

Un cas particulier du multi-point, est le croisement bi-points qui consiste à choisir deux points de croisement et à échanger les segments des deux parents déterminés par ces deux points. Il est généralement considéré plus efficace que le précédent [35].

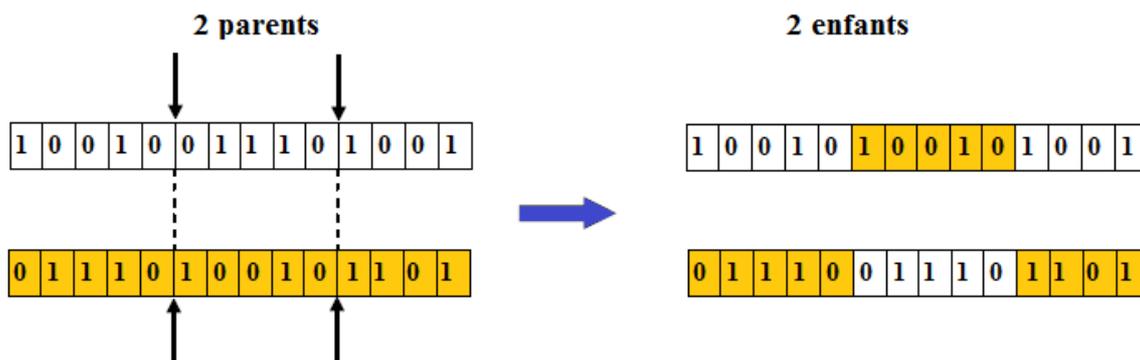


Figure III.8 : Exemple de croisement bi-points.

III.7.2.3 Croisement uniforme

Plusieurs variantes de ce croisement sont utilisées. L'approche utilisant un vecteur masque est la plus connue. Le masque est une suite de 0 et 1 de la même taille que le chromosome choisi aléatoirement. Ce masque est destiné à savoir, pour chaque locus, de quel parent le premier fils devra hériter du gène s'y trouvant; si l'un des locus de masque présente un 0, le fils héritera le gène s'y trouvant du parent n° 1, s'il présente un 1 il en héritera du parent n° 2. La création du fils n° 2 se fait de manière symétrique.

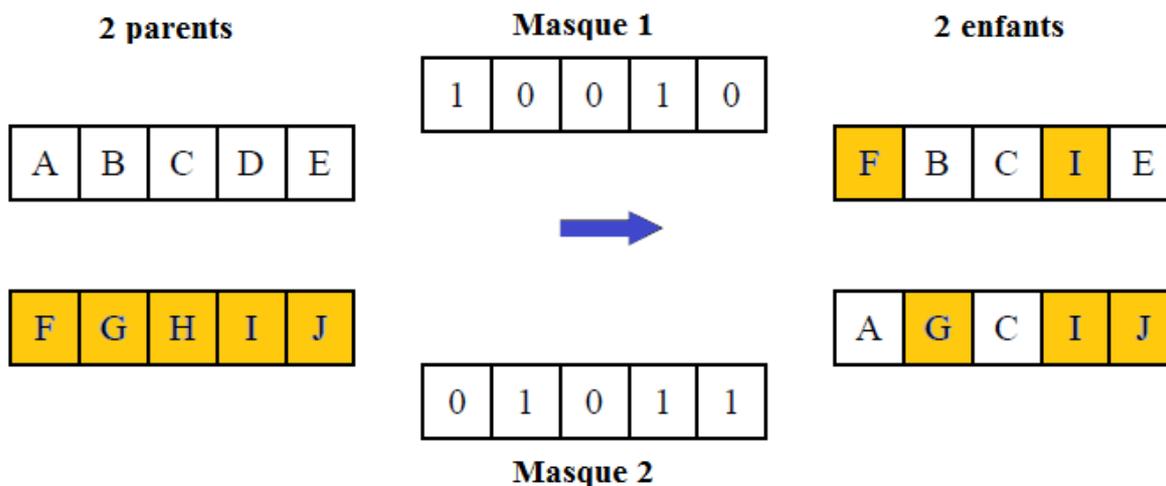


Figure III.9 : Exemple de croisement uniforme.

Les nouvelles chaînes peuvent être totalement différentes de leurs parents. Il faut toutefois remarquer que le croisement n'aura aucun effet sur un gène dont les parents ont la même valeur à la même position.

III.7.3 Mutation

La mutation est le processus selon lequel la valeur d'un gène choisi au hasard dans un chromosome est régénérée. C'est un processus qui ne survient qu'occasionnellement dans un algorithme génétique avec une probabilité P_m très faible. Une mutation consiste simplement en l'inversion d'un bit (ou de plusieurs bits, mais vu la probabilité de mutation c'est extrêmement rare) se trouvant en un locus bien particulier et lui aussi déterminé de manière aléatoire.

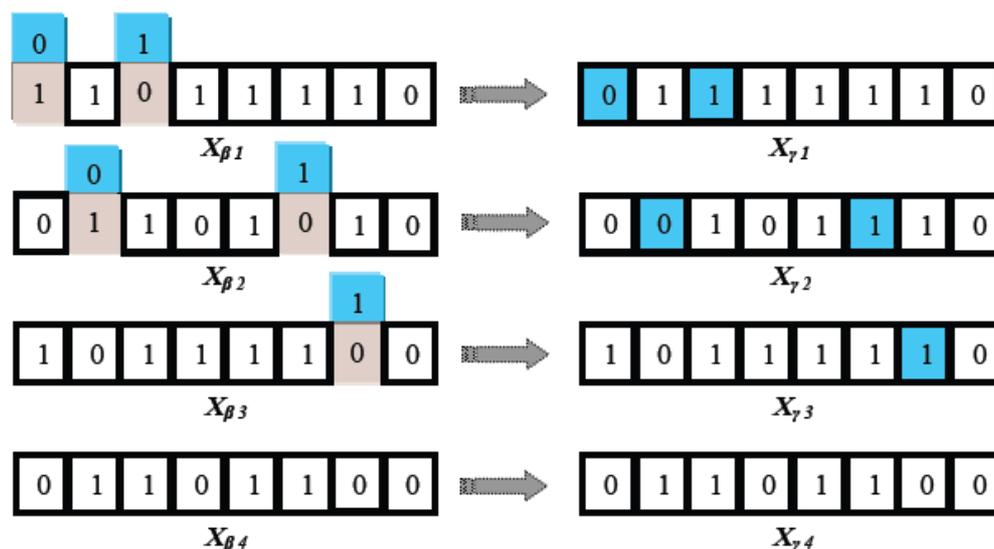


Figure III.10 : Une mutation.

Parmi les stratégies de mutation utilisées en pratique [34]:

III.7.3.1 Mutation unipoint

Cette mutation se fait par altération d'une seule valeur sur le chromosome.

III.7.3.2 Mutation bipoints et multipoints

Cette mutation se fait par altération de plusieurs valeurs sur le chromosome.

III.7.3.3 Mutation par valeur

Avec ce type, la mutation se fait par transformation d'une valeur donnée en une autre valeur déterminée, sur tous les gènes de chromosome.

En effet, une mutation pouvant intervenir de manière aléatoire au niveau de n'importe quel locus, on a la certitude mathématique que n'importe quel permutation de notre chaîne de bits peut apparaître au sein de la population et donc que tout point de l'espace de recherche peut être atteint. On notera que la mutation règle donc le problème exposé après le croisement.

III.7.4 Elitisme

L'élitisme est un opérateur optionnel particulier. Il permet de garder l'individu le mieux adapté d'une génération à la suivante. En effet, l'opérateur de sélection peut ne pas le sélectionner, le croisement avec un autre individu peut donner des individus moins adaptés si les gènes ne sont pas bien recombinaés ou encore sa mutation peut également le rendre moins adapté [36].

III.8 Paramètre de dimensionnement

Le processus de l'algorithme génétique est guidé par un certain nombre de paramètres fixés à l'avance. La valeur de ces paramètres influence la réussite ou non de l'algorithme. Ces paramètres sont les suivants :

- ✚ La taille de la population N , et la longueur du codage de chaque chromosome l . Si N est trop grand, le temps de recherche par l'algorithme devient important. Si N est trop petit, la population peut converger trop rapidement vers un mauvais individu.
- ✚ La probabilité de croisement P_c : elle dépend de la forme de la fonction de fitness. Plus elle est élevée, plus la population subit des changements importants. Les valeurs généralement admises sont comprises entre 0,5 et 0,9.
- ✚ La probabilité de mutation P_m : ce taux est généralement faible puisqu'un taux élevé risque de conduire à une solution sous-optimale, et à la perte de la population originale.
- ✚ Le nombre de générations peut également être défini à priori comme critère d'arrêt. Les paramètres décrits ici sont des paramètres communs, il peut exister plusieurs d'autres selon le modèle de l'algorithme génétique utilisé.

III.9 Etapes importantes de l'algorithme génétique

Le principe d'un algorithme génétique consiste à évaluer une population et à générer une autre de façon itérative grâce aux actions opérées par les opérateurs génétiques. Le nombre de chromosomes dans une population reste inchangé à travers les diverses générations. Pour mettre en œuvre un algorithme génétique, il faut disposer d'un schéma pour coder les solutions du problème, une fonction d'évaluation, une procédure d'initialisation, un ensemble d'opérateurs et un ensemble de paramètres qui gouvernent l'élaboration de la population initiale, l'exécution des opérateurs et l'arrêt de génération de nouvelles populations. De façon générale, un algorithme génétique fonctionne selon les étapes suivantes :

- ✚ **Étape 1:** On génère une population initiale de taille n , représentant le nombre de chromosomes. Puis on choisit au hasard les gènes qui composent chaque chromosome. La qualité de la population initiale est très importante pour la génération de meilleures solutions. La diversité de la population est très importante pour éviter la convergence prématurée vers des minimums locaux. Cette diversité de population se définit initialement et se maintient en combinant diverses stratégies de croisement et de mutation.
- ✚ **Étape 2:** On évalue chaque chromosome par la fonction objective, ce qui permet de déduire sa valeur d'aptitude.
- ✚ **Étape 3:** On exécute les cycles de génération de populations. Chaque nouvelle génération remplace la précédente. Le nombre de cycle x est déterminé au départ. Dans chaque cycle, n chromosomes sont choisis pour reproduction et croisement deux à deux. Après la création de la $x^{\text{ème}}$ population, les chromosomes vont évoluer de façon telle que cette dernière génération contient des chromosomes qui sont meilleurs que ceux des générations précédentes.

III.10 Avantages et inconvénients des algorithmes génétiques

III.10.1 Avantages

- ✚ Les algorithmes génétiques opèrent au niveau du codage des paramètres sans se soucier de leur nature, donc ils s'appliquent à de nombreuses classes de problèmes, qui dépendent éventuellement de plusieurs paramètres de natures différentes (booléens, entiers, réels, fonctions...);
- ✚ Pour les mêmes raisons un algorithme génétique est dans l'idéal totalement indépendant de la nature du problème et de la fonctionnelle à optimiser, car il ne se sert que des valeurs d'adaptation, qui peuvent être très différentes des valeurs de la fonction à optimiser, même si elles sont calculées à partir de cette dernière;
- ✚ Potentiellement les algorithmes génétiques explorent tous l'espace des points en même temps, ce qui limite les risques de tomber dans des optimums locaux;
- ✚ Les algorithmes génétiques ne se servent que des valeurs de la fonctionnelle pour optimiser cette dernière, il n'y a pas besoin d'effectuer de coûteux et parfois très complexes calculs;
- ✚ Les algorithmes génétiques présentent une grande robustesse c'est-à-dire une grande capacité à trouver les optimums globaux des problèmes d'optimisation.

III.10.2 Inconvénients

- ✚ Les algorithmes génétiques ne sont encore actuellement pas très efficaces en coût (ou vitesse de convergence), vis-à-vis de méthodes d'optimisation plus classiques;
- ✚ Parfois les algorithmes génétiques convergent très vite vers un individu particulier de la population dont la valeur d'adaptation est très élevée;
- ✚ Le respect de la contrainte de domaine par la solution codée sous forme de chaîne de bits pose parfois problème. Il faut bien choisir le codage, voire modifier les opérateurs;
- ✚ L'utilisation d'un algorithme génétique ne garantit pas le succès de l'optimisation;
- ✚ En pratique l'efficacité d'un AG dépend souvent de la nature du problème d'optimisation. Selon les cas de choix des opérateurs et des paramètres seront souvent critiques, mais aucune théorie générale ne permet de connaître avec certitude la bonne paramétrisation, il faudra faire plusieurs expériences pour s'en approcher [37].

III.11 Conclusion

Introduits dans les années soixante-dix, les algorithmes génériques sont relativement récents, et de ce fait leurs fondements théoriques sont encore en cours de développement. Les algorithmes génétiques sont des techniques d'ordre zéro, ce qui signifie que du point de vue optimisation, seule la connaissance de la fonction à optimiser est nécessaire.

Le chapitre quatre est dédié à l'application des algorithmes génétiques dans le domaine du photovoltaïque.

CHAPITRE IV

*Résultats et
interprétations*

IV.1 Introduction

La détermination des paramètres électriques d'une cellule solaire, à partir de la caractéristique $J(V)$ 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. Toutefois, la détermination précise de ces paramètres reste un challenge pour les chercheurs, ce qui a conduit à une diversification dans les modèles et les méthodes numériques dédiées à leurs caractéristiques.

L'objectif principal de notre travail consiste à extraire les paramètres électriques d'une cellule solaire de structure p-Si/n-ZnO:Al sous illumination (AM1.5G) avec le modèle électrique considéré est celui à une seule diode. La structure de la cellule solaire envisagée est à base de silicium et de l'oxyde de zinc dopé aluminium.

A cet effet, deux méthodes sont appliquées, une du premier groupe des algorithmes d'optimisation et l'autre du deuxième groupe. Afin de valider les résultats obtenus, nous avons appliqué une approche basée sur les algorithmes génétiques.

IV.2 Algorithmes d'optimisation

En générale, les algorithmes qui déterminent les paramètres d'une cellule solaire peuvent être classés en deux catégories :

- ✚ Les algorithmes qui utilisent des points particuliers de la caractéristique $J(V)$;
- ✚ Les algorithmes qui utilisent la caractéristique $J(V)$ entière.

Le premier groupe cherche la solution des cinq équations dérivées à partir des points sélectionnés de la caractéristique $J(V)$: tension de circuit ouvert V_{co} , courant de court-circuit I_{cc} , point de fonctionnement optimal $P_m(V_m, I_m)$ et les pentes aux parties stratégiques de la caractéristique $J(V)$; c.à.d. la zone où la cellule se comporte comme générateur de courant et celle où la cellule se comporte comme générateur de tension. Bien que, la solution exacte de ces équations exige des méthodes itératives, cette méthode est souvent beaucoup plus rapide et plus simple.

L'inconvénient principal de cette approche est que seulement des parties qui ont été choisies de la caractéristique $J(V)$ sont employées pour déterminer les paramètres.

Le deuxième groupe d'algorithmes est basé sur l'ajustement des courbes et offre l'avantage de tenir en compte toutes les données expérimentales. Réciproquement, il a également l'inconvénient des solutions artificielles [38].

IV.3 Méthodes d'extraction proposées

Les méthodes proposées et appliquées dans ce travail servent à extraire les paramètres électriques de la cellule solaire en exploitant le modèle électrique à une seule exponentielle caractérisé par l'équation suivante :

$$I = I_{ph} - I_0 \left[\exp \left(\frac{q(V+R_s I)}{nKT} \right) - 1 \right] - \frac{V+R_s I}{R_{sh}} \quad (\text{IV.1})$$

IV.3.1 Méthode analytique des cinq points

Il s'agit d'extraire les paramètres caractéristiques de la cellule solaire en basant sur les valeurs des cinq points particuliers tirés de la caractéristique $J(V)$ qui sont : la tension de circuit ouvert V_{co} , le courant de court circuit I_{cc} , la tension et le courant au point de puissance maximale V_m et I_m , la pente au point du circuit ouvert qui est R_{s0} , et la pente au point du court circuit R_{sh0} mesurés à partir de la caractéristique $J(V)$.

Les expressions suivantes sont tirées [39]:

$$R_{sh} = R_{sh0} = - \left. \frac{dV}{dI} \right|_{I=I_{cc}} \quad (\text{IV.2})$$

$$n = \frac{\beta A}{B+C} \quad (\text{IV.3})$$

Où : $A = V_m + R_{s0} I_m - V_{co}$;

$$B = \ln \left(I_{cc} - \frac{V_m}{R_{sh0}} - I_m \right) - \ln \left(I_{cc} - \frac{V_{co}}{R_{sh}} \right) ;$$

$$C = \frac{I_m}{I_{cc} - V_{co}/R_{sh0}} .$$

$$I_0 = \left(I_{cc} - \frac{V_{co}}{R_{sh}} \right) \exp \left(-\beta \frac{V_{co}}{n} \right) \quad (\text{IV.4})$$

$$R_s = R_{s0} - \frac{n}{\beta I_s} \exp \left(-\beta \frac{V_{co}}{n} \right) \quad (\text{IV.5})$$

$$I_{ph} = I_{cc} \left(1 + \frac{R_s}{R_{sh}} \right) + I_0 \left(\exp \beta \frac{I_{cc} R_s}{n} - 1 \right) \quad (\text{IV.6})$$

Où :

$$R_{s0} = - \left. \frac{dV}{dI} \right|_{V=V_{co}} \quad (\text{IV.7})$$

R_{s0} et R_{sh0} sont obtenus de la caractéristique par une simple régression linéaire.

IV.3.2 Méthode de Gromov modifiée

Cette méthode a été proposée par Gromov pour extraire les différents paramètres d'une diode Schottky, puis elle a été modifiée afin de couvrir le cas des cellules solaires sous illumination. Elle inclut la présentation $I=f(V)$ en tant que $V= f(I)$ et la détermination des facteurs C_0, C_1, C_2 de cette fonction qui fournissent le calcul des paramètres de la cellule solaire.

Partons de l'équation (IV.1) décrivant la caractéristique $J(V)$ qui peut être écrite sous la forme :

$$I = \frac{I_{ph} - I_0 \left[\exp\left(\frac{q(V + R_s I)}{nKT}\right) - 1 \right] - G_{sh}}{1 + G_{sh}R_s} \quad (IV.8)$$

Cette équation peut être écrite comme suit :

$$I = I_{pA} - I_A \left[\exp\left(\frac{\beta}{n}(V + IR_s)\right) - 1 \right] - G_A V \quad (IV.9)$$

Avec :

$$\begin{cases} I_{pA} = \frac{I_{ph}}{1 + G_{sh}R_s} \\ I_A = \frac{I_0}{1 + G_{sh}R_s} \\ G_A = \frac{G_{sh}}{1 + G_{sh}R_s} \end{cases} \quad (IV.10)$$

Pour les basses et négatives tensions où le comportement de la courbe $I=f(V)$ est linéaire, la partie exponentielle est négligeable et l'équation (IV.9) devient :

$$I = I_{pA} - G_A V \quad (IV.11)$$

G_A et I_{pA} sont évalués donc par une simple régression linéaire.

La valeur calculée de G_A donne le produit ($G_A V$) qui peut être ajouté au courant mesuré, on obtient le courant corrigé à travers la cellule solaire qui est donné par:

$$I_c = I + G_A V \quad (IV.12)$$

Pour des tensions directe assez grandes $V + R_s I \gg kT$ où le comportement de la courbe $I=f(V)$ est exponentielle, le courant à travers la cellule est donné par :

$$I_c = I_{pA} - I_A \left[\exp\left(\frac{\beta}{n}(V + IR_s)\right) \right] \quad (IV.13)$$

Pour évaluer la résistance de série R_s , le facteur d'idéalité n et le courant de saturation I_0 on utilise (I) au lieu de (V) comme variable indépendante dans l'équation (IV.13), et nous obtenons :

$$V = \frac{n}{\beta} \ln\left(\frac{I_{pA}}{I_A}\right) - R_s I + \frac{n}{\beta} \ln\left(1 - \frac{I_c}{I_{pA}}\right) \quad (IV.14)$$

Cette expression peut être présentée sous la forme :

$$V = F(I) = C_0 + C_1 I + C_2 \ln\left(1 - \frac{I_c}{I_{pA}}\right) \quad (IV.15)$$

Où :

$$\begin{cases} C_0 = \frac{n}{\beta} \ln\left(\frac{I_{pA}}{I_A}\right) \\ C_1 = -R_s \\ C_2 = \frac{n}{\beta} \end{cases} \quad (IV.16)$$

Les valeurs des facteurs C_0 , C_1 , C_2 peuvent être obtenues à partir de la caractéristique expérimentale $J(V)$ de la cellule en utilisant la méthode des moindres carrés. Ceci résulte système des équations suivantes :

$$\begin{cases} C_1 \sum_{i=1}^N I_i^2 + C_2 \sum_{i=1}^N I_i \ln\left(1 - \frac{I_{ci}}{I_{pA}}\right) + C_0 \sum_{i=1}^N I_i = \sum_{i=1}^N I_i V_i \\ C_1 \sum_{i=1}^N I_i + C_2 \sum_{i=1}^N \ln\left(1 - \frac{I_{ci}}{I_{pA}}\right) + C_0 N = \sum_{i=1}^N V_i \\ C_1 \sum_{i=1}^N I_i \ln\left(1 - \frac{I_{ci}}{I_{pA}}\right) + C_2 \sum_{i=1}^N \ln^2\left(1 - \frac{I_{ci}}{I_{pA}}\right) + C_0 \sum_{i=1}^N \ln\left(1 - \frac{I_{ci}}{I_{pA}}\right) = \sum_{i=1}^N V_i \ln\left(1 - \frac{I_{ci}}{I_{pA}}\right) \end{cases} \quad (IV.17)$$

Où : N est le nombre de données expérimentales, (I_i, V_i) sont les valeurs mesurées du courant-tension au $i^{\text{ème}}$ point, $i=1 \dots N$. I_{ci} est la valeur du courant corrigé correspondant à I_i . Le système donné peut être facilement résolu en utilisant la règle de Kramer.

Les valeurs de la résistance série, du facteur d'idéalité et du courant I_A sont déterminées à partir des équations suivantes :

$$\begin{cases} R_s = -C_1 \\ n = C_2 \beta \\ I_A = I_{pA} \exp(-C_0/C_1) \end{cases} \quad (IV.18)$$

Substituant les valeurs obtenues de R_s et de I_A dans (IV.10), les valeurs de G_{sh} , I_{ph} , I_0 sont extraits à partir de:

$$\begin{cases} G_{sh} = \frac{G_A}{1-G_A R_s} \\ I_{ph} = \frac{I_{pA}}{1-G_A R_s} \\ I_0 = \frac{I_A}{1-G_A R_s} \end{cases} \quad (IV.19)$$

IV.4 Test des méthodes proposées

Afin de valider les méthodes d'extraction décrites ci-dessus, nous allons les appliquer sur la caractéristique $I(V)$ d'une cellule solaire commerciale à base de silicium polycristallin de 57mm de diamètre à 33°C, qui a été prise des travaux d'Easwarakhanthan [20].

Le tableau (IV.1) résume les paramètres extraits à l'aide des deux méthodes proposées. Les résultats obtenus sont comparés avec ceux publiés de la même cellule.

Paramètres	Méthode des 5 points	Méthode de Gromov	Référence [20]
$G_{sh}(\Omega^{-1})$	0.0046	0.0261	0.0186
$R_s(\Omega)$	0.0401	0.0387	0.0364
n	1.4831	1.437	1.4837
$I_s(\mu A)$	0.3325	0.3031	0.3223
$I_{ph}(A)$	0.7604	0.7602	0.7608

Tableau IV.1 : Les paramètres extraits par les deux méthodes proposées et publiés.

On remarque que les résultats obtenus par les deux méthodes proposées (Gromov et 5 points) sont en accord avec les travaux publiés. Notons que les méthodes proposées ont l'avantage qu'elles n'exigent pas la connaissance des intervalles des paramètres contrairement à la méthode utilisée dans [20].

L'ajustement de la caractéristique $I(V)$ est illustré par la figure (IV.1).

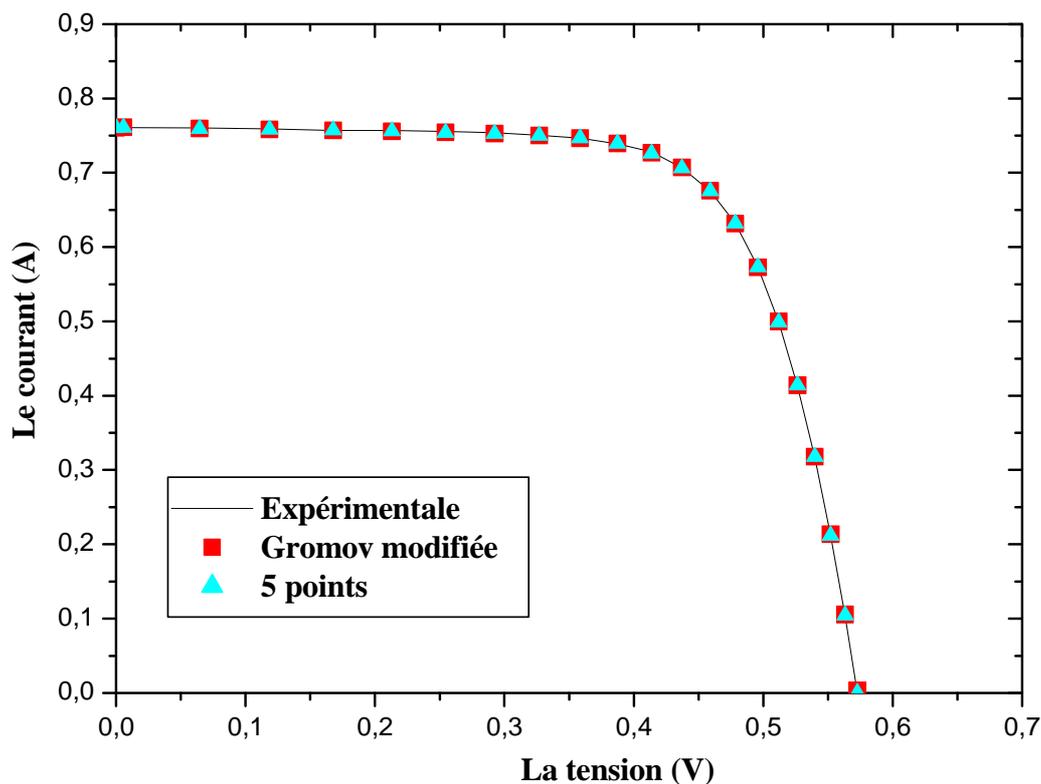


Figure IV.1 : Caractéristique $I(V)$ d'Easwarakhanthan : expérimentale et simulée avec les paramètres extraits par les deux méthodes proposées.

IV.5 Extraction des paramètres d'une cellule de type p-Si/n-ZnO:Al

Dans cette partie de notre sujet, le travail réalisé consiste à extraire les paramètres électriques d'une cellule solaire de type p-Si/n-ZnO:Al. Cette cellule solaire est basée sur le Si monocristallin comme matériau absorbant et le ZnO dopé à 3% de l'Aluminium comme Oxyde Transparent Conducteur, et est représentée sur la figure (IV.2). La cellule a été simulée à l'aide du logiciel unidimensionnel Analysis of Microélectronique and Photonic Structures (AMPS 1-D). La caractéristique $J(V)$ obtenue est schématisée sur la figure (IV.3).

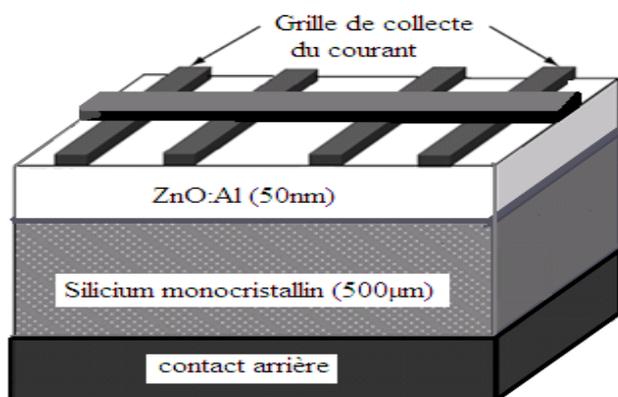


Figure IV.2: Structure de la cellule solaire p-Si/n-ZnO:Al.

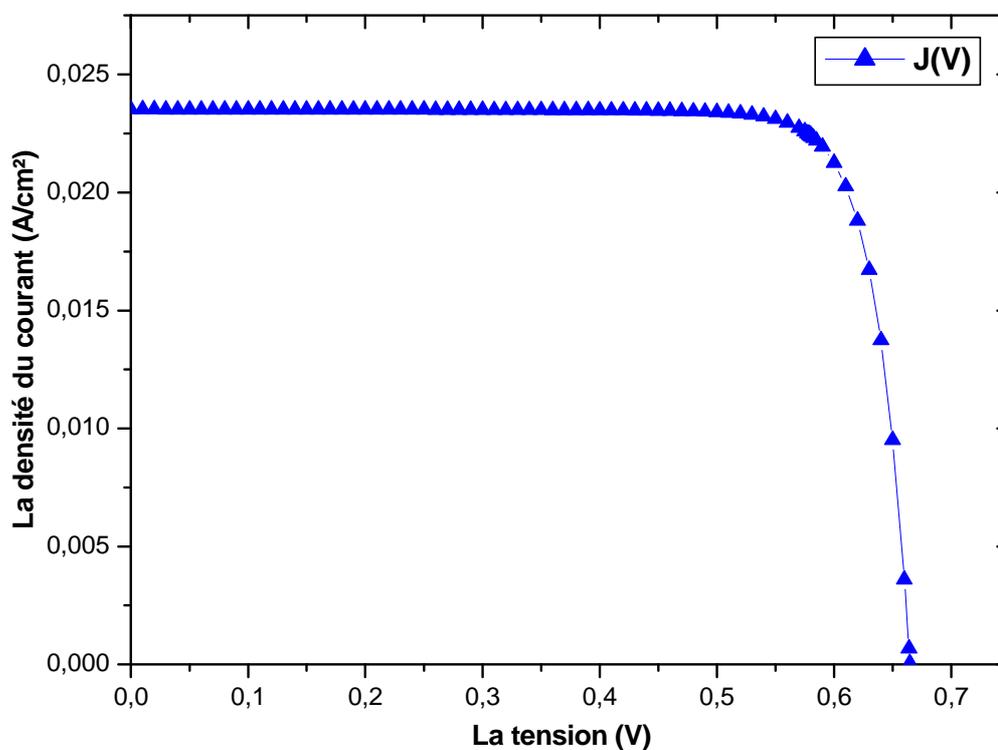


Figure IV.3: Caractéristique J(V) de la cellule solaire p-Si/n-ZnO:Al.

Les grandeurs caractéristiques de la cellule délivrés par le logiciel de la simulation (AMPS1-D), sont donnés par le tableau ci-contre.

Grandeurs	Valeurs
Tension de circuit ouvert V_{co}	0.665 v
Courant de court circuit I_{cc}	23.523mA
Facteur de forme FF	0.831
Rendement η	13.002%

Tableau IV.2 : Les grandeurs caractéristiques de la cellule délivrées par l'AMPS.

On applique les deux méthodes décrites auparavant, méthode des cinq points et la méthode de Gromov modifiée, pour extraire les paramètres électriques de la cellule. Afin d'examiner la qualité de l'ajustement aux données expérimentales, la déviation standard σ est calculée comme suit :

$$\sigma = \left[\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left(\frac{I_{cal,i}}{I_i} - 1 \right)^2 \right]^{1/2} \quad (IV.20)$$

Le tableau ci-dessous donne les valeurs des paramètres extraits après le traitement de la caractéristique $J(V)$:

Paramètres	Méthode des 5 points	Méthode de Gromov
$G_{sh}(\Omega^{-1})$	$5.00 \cdot 10^{-4}$	$1.94 \cdot 10^{-4}$
$R_s(\Omega)$	0.201	0.1534
n	0.98	1.0031
$I_s(A)$	$9.3576 \cdot 10^{-13}$	$1.699 \cdot 10^{-13}$
$I_{ph}(A)$	0.0235	0.0235
σ (%)	0.0226	0.0224

Tableau IV.3 : Les paramètres extraits par les deux méthodes proposées.

L'ajustement de la caractéristique expérimentale aux mesures effectuées en utilisant les deux méthodes est illustré sur la figure (IV.4).

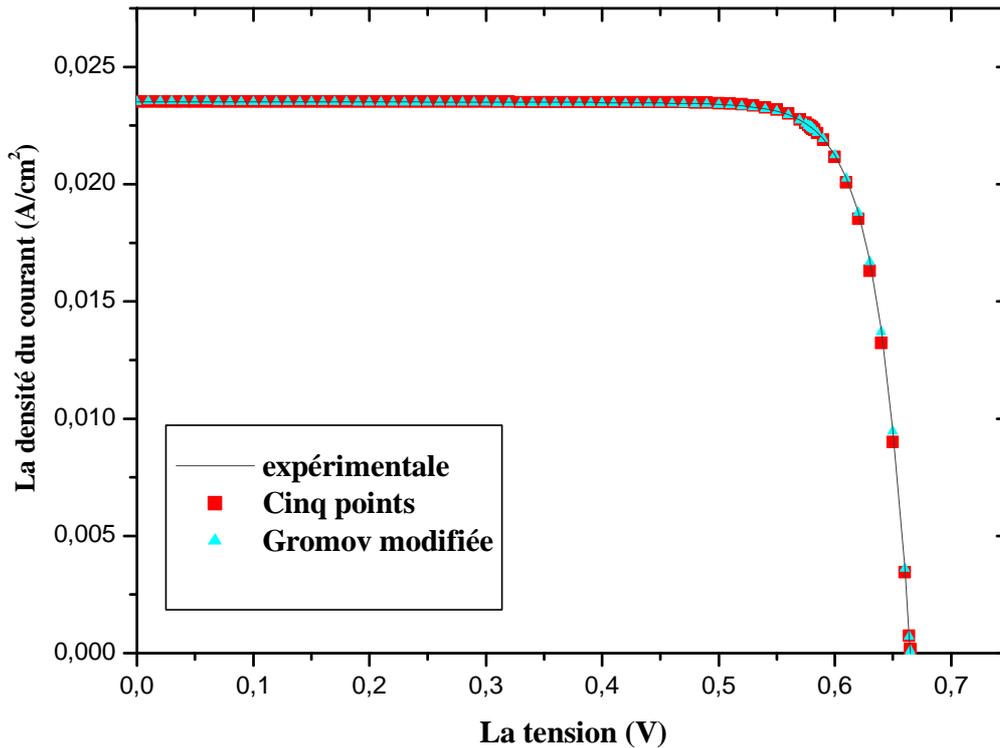


Figure IV.4 : Caractéristique J(V): expérimentale et simulée avec les paramètres extraits par les deux méthodes proposées.

D'après l'ajustement des trois courbes, on constate que les méthodes proposées servent à extraire, d'une manière exacte, les paramètres électriques d'une cellule solaire.

IV.6 Extraction des paramètres par les algorithmes génétiques

Dans cette partie, l'objectif recherché est l'amélioration de la précision de l'extraction des paramètres de la cellule photovoltaïque. Pour lever certaines limitations dues à ces méthodes d'optimisation, on a pensé à une méthode intelligente, en l'occurrence les algorithmes génétiques.

Il existe deux manières d'utilisation des algorithmes génétiques sous le logiciel MATLAB. La première consiste en l'utilisation de la fenêtre d'interface pour des problèmes mathématiques continus, et la deuxième est de formuler un programme en exploitant les commandes en ligne pour des problèmes continus et discrets.

IV.6.1 Fonction fitness

La fonction fitness est la fonction à optimiser. Son expression peut être immédiate et assez simple. Avant d'exécuter l'algorithme génétique sous MATLAB, il est impératif de créer la fonction objectif du problème. On peut mettre dans une fonction un groupe de

commandes destiné à être exécuté plusieurs fois au cours du calcul. Cette fonction sera chargée de réaliser un calcul avec l'algorithme génétique.

Le but est de résoudre un problème d'optimisation où nous cherchons une solution optimale en termes de paramètres. Dans le cas de la caractéristique $J(V)$, le problème est de retrouver les valeurs optimales de R_s , R_{sh} , I_{ph} , I_s et de n qui minimisent l'erreur quadratique moyenne entre les valeurs expérimentales et celles de la caractéristique $J(V)$ calculée. Par conséquent, La fonction objectif à minimiser est donnée par [20] :

$$\chi = \sum_{i=1}^M [I_i^{\text{exp}} - I(V_i, \theta)]^2 \quad (\text{IV.21})$$

Avec $\theta = (I_{ph}, I_s, R_s, R_{sh}, n)$ et I_i^{exp} est le courant expérimental correspondant à la tension V_i ; M : représente la taille de la base des données expérimentales.

IV.6.2 Organigramme de l'algorithme génétique

Le but primordial de l'algorithme génétique est de trouver une solution pour la fonction à minimiser dite fonction objectif, il s'agit donc d'un algorithme itératif de recherche global dont le but est de minimiser l'erreur quadratique moyenne entre les valeurs expérimentales et calculées.

Pour atteindre cet objectif l'algorithme travaille parallèlement sur une population de chromosomes, distribués dans le domaine de l'espace de recherche.

Nous commençons le processus de l'ajustage de précision par l'algorithme génétique en définissant un chromosome comme un choix de valeurs de paramètres à optimiser. Le chromosome est défini par le vecteur de paramètres donnés par $[I_{ph}, I_s, R_s, R_{sh}, n]$.

Pour commencer l'algorithme génétique, nous définissons une population initiale des chromosomes appelée IPOP définie par la matrice donnée par [40] :

$$IPOP = (h_i - l_o).random[N_{ipop}, N_{par}] + l_o \quad (\text{IV.22})$$

Où :

N_{ipop} : Nombre des chromosomes à la population Initiale;

N_{par} : Nombre des paramètres à estimer ;

$random [N_{ipop}, N_{par}]$: Une fonction qui produit une matrice $N_{ipop} * N_{par}$ à partir de nombres aléatoires uniformes entre zéro(0) et un (1) ;

h_i : La plus grande valeur de chacun des paramètres;

l_o : La plus petite valeur de chacun des paramètres.

L'algorithme démarre alors avec une population initiale cherchant la combinaison optimale des paramètres correspondant à la meilleure solution. A chaque génération, une nouvelle population est créée avec le même nombre de chromosomes. Au fur et à mesure des générations, les chromosomes vont tendre en général vers l'optimum de la fonction fitness (fonction à minimiser).

L'organigramme de notre approche algorithmique proposée pour trouver les paramètres optimaux convenables à ceux de l'expérimental est présenté par la figure (IV.5).

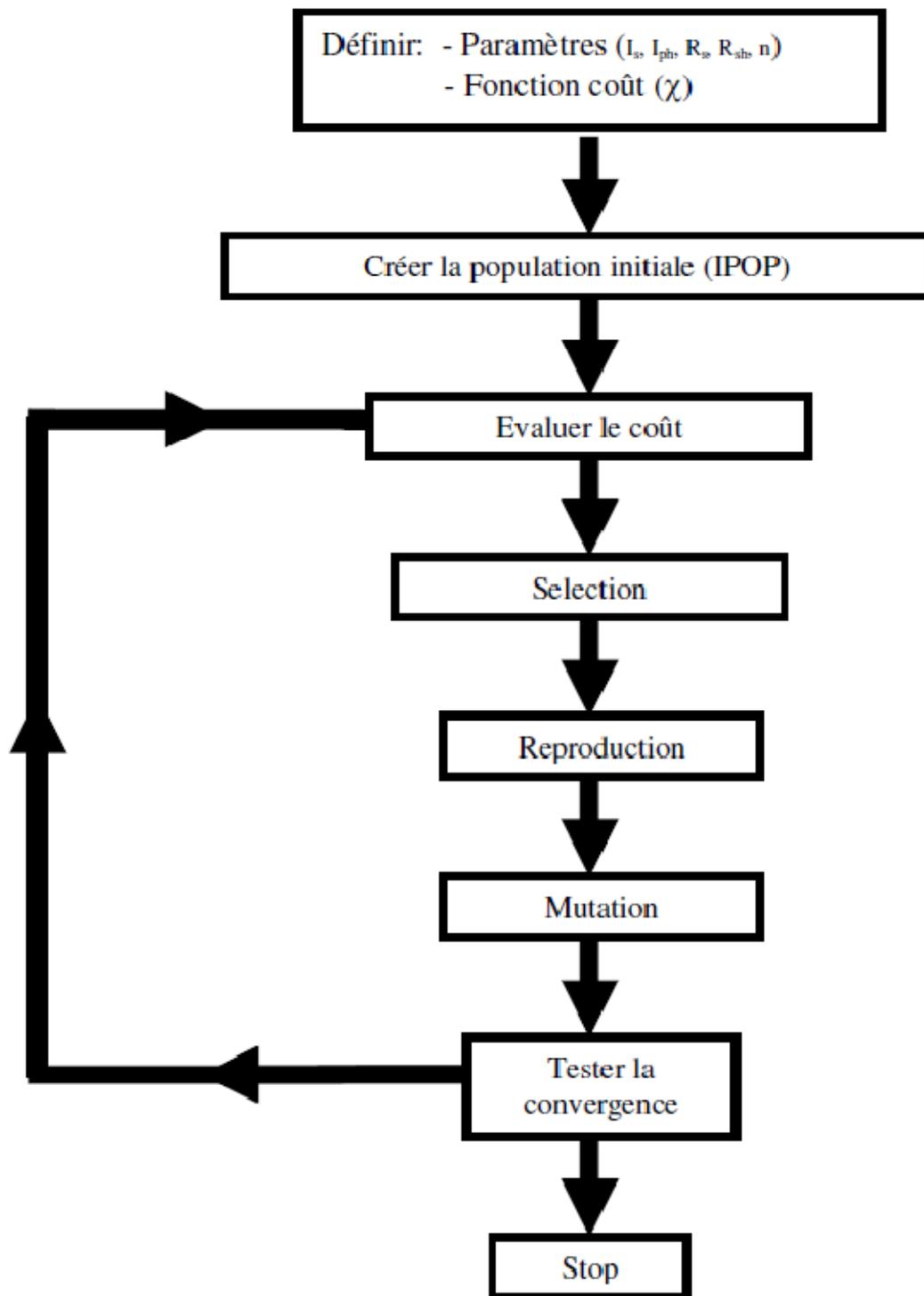


Figure IV.5: L'organigramme de l'algorithme génétique.

IV.6.3 Utilisation de l'algorithme génétique

L'organigramme de l'algorithme génétique illustré sur la figure (IV.5) montre bien que le cycle est constitué d'un ensemble d'étapes qui servent de base de l'implémentation de l'algorithme génétique. Ceci exige la définition de plusieurs paramètres d'une importance majeure pour aboutir des bons résultats. Il s'agit du nombre d'itérations (génération max) et la dimension de la population (taille de la population de chaque paramètre qui optimise) d'une part et des probabilités de croisement et de la mutation d'autre part. Le processus des algorithmes génétiques a été programmé par le choix de :

- 1. La taille de population :** Ou nombre de chromosome. Les AG doivent travailler sur des populations importantes.
- 2. Génération max :** Taille de génération pour assurer la convergence de la méthode et de trouver une solution exacte satisfaisante.
- 3. Taux de croisement et de mutation :** Le simple croisement de point a été exécuté avec taux de croisement égal $P_c = 0.5$ suivi d'une opération de mutation où les gènes de chromosomes sont donnés aléatoirement, s'ils rencontrent le taux de mutation (probabilité) choisi à $P_m = 0.04$.
- 4. Critère d'arrêt :** L'algorithme s'arrête une fois la condition du critère d'arrêt est atteinte. Le mincost est fixé à 0.0001.

Généralement, le temps de convergence de l'algorithme est influencé par le choix de l'IPOP. Si les coordonnées du minimum absolu de la fonction objectif dans l'espace de paramètre sont inconnues, les individus initiaux (IPOP) ont été produits aléatoirement. Ces derniers ont été choisis uniformément entre la valeur la plus élevée et la plus basse de chaque paramètre.

Chaque paramètre dans un chromosome a une valeur (l_o) la plus basse et (h_i) la plus élevée. Puisque l'intervalle entre l_o et h_i contient un nombre infini de valeur, nous avons commencé dans la simulation avec différentes valeurs

Après l'évaluation de la fonction objectif pour chaque chromosome, nous appliquons un choix dans IPOP (sélection) : seulement la famille de bons chromosomes (candidats meilleurs) qui correspond à des bonnes valeurs de la fonction objectif a été gardé pour le croisement (reproduire) et les autres (les mauvais) ont été tués. Pour s'assurer que l'espace de paramètres est explorée, une mutation de 4% dans les chromosomes a été effectuée. À la

fin de l'algorithme, la convergence a été examinée. Si le résultat (la dernière valeur de χ) n'est pas satisfait en comparaison au minimum de la fonction objectif prédéfini ($\chi = 0.0001$). Toutes les étapes précédentes sont répétées dans la deuxième génération et ainsi de suite.

IV.6.4 Test de l'algorithme génétique

Le test réalisé consiste à appliquer notre algorithme génétique sur la caractéristique $J(V)$ prise des travaux d'Easwarakhanthan [20] et de comparer les résultats obtenus avec ceux publiés. Le tableau (IV.4) résume les résultats obtenus et publiés.

Paramètres	AGs	Référence [20]
$G_{sh}(\Omega^{-1})$	0.0176	0.0186
$R_s(\Omega)$	0.03639	0.0364
n	1.4823	1.4837
$I_s(\mu A)$	0.3227	0.3223
$I_{ph}(A)$	0.7603	0.7608

Tableau IV.4 : Paramètres électriques extrais de la caractéristique $J(V)$ d'Easwarakhanthan par les AGs.

IV.6.5 Application de l'algorithme génétique sur la cellule p-Si/n-ZnO:Al

Dans cette partie, nous allons appliquer la méthode des AGs afin d'extraire les paramètres électriques de la cellule solaire de structure (p-Si/n-ZnO:Al) dont la caractéristique $J(V)$ est représentée sur la figure (IV.3).

Cette course de l'algorithme a trouvé un minimum de 0.00087 après sept générations.

Le tableau ci-contre donne les valeurs des paramètres extraits après traitement de la caractéristique $J(V)$.

Paramètres	Valeurs
$G_{sh}(\Omega^{-1})$	$4.9870 * 10^{-4}$
$R_s(\Omega)$	0.195
n	1.0012
$I_s(A)$	$9.3376 * 10^{-13}$
$I_{ph}(A)$	0.0235
$\chi(A^2)$	0.00087

Tableau IV.5 : Paramètres électriques extrais de la caractéristique J(V) de la cellule p-Si/n-ZnO:Al par les AGs.

L'ajustement résultant est illustré par la figure (IV.6).

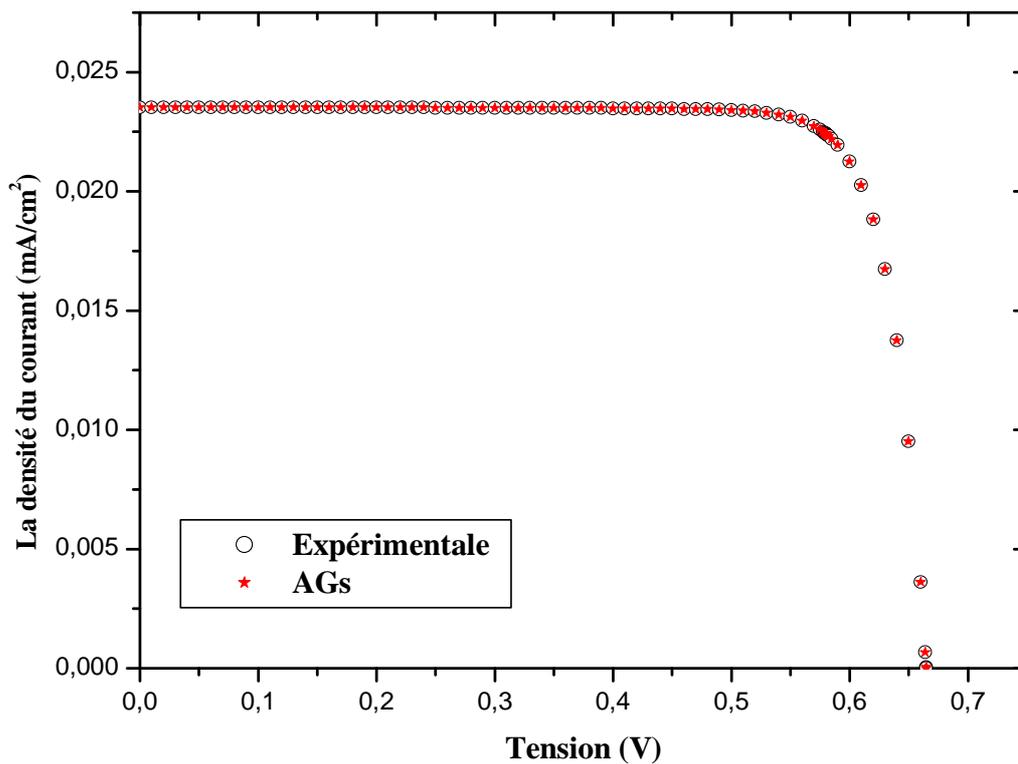


Figure IV.6 : Caractéristique J(V): expérimentale et simulée avec les paramètres extraits par les AGs.

Sur La figure (IV.7) On représente la variation de la valeur minimale et la moyenne de l'erreur quadratique moyenne χ (fonction objectif) d'une génération à une autre.

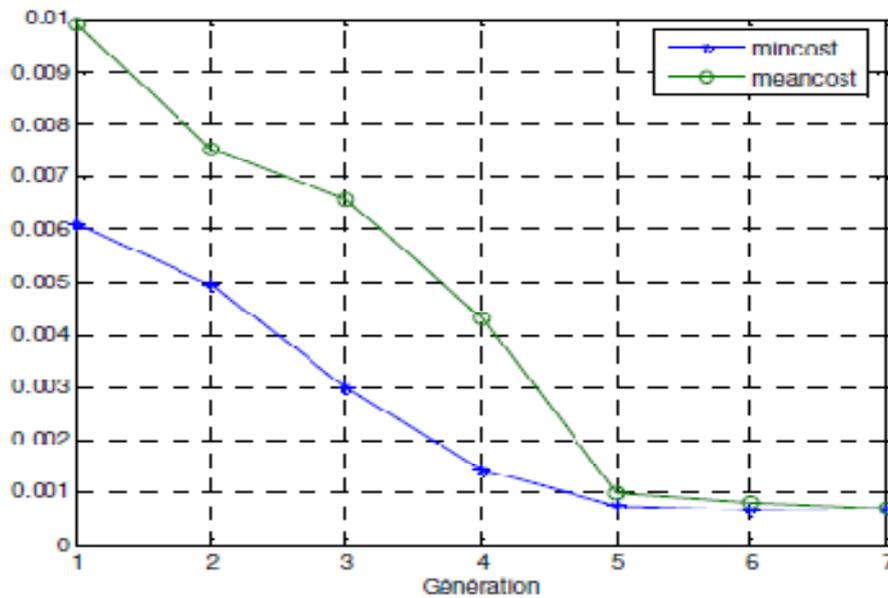


Figure IV.7 : Diagramme du coût minimal et du coût moyen en fonction de la génération.

On remarque que d'une génération à la suivante la diminution de la moyenne « meancost » des coûts et que l'algorithme développé converge très rapidement et il a trouvé des résultats satisfaisants.

IV.7 Conclusion

Le but principal recherché dans ce travail est l'extraction optimale des caractéristiques d'une cellule solaire. Plusieurs méthodes analytiques d'extraction optimale des paramètres sont utilisées. Ces méthodes présentent certaines limites (taille de la mémoire..); Pour lever ces limitations nous avons orienté notre travail vers l'application des algorithmes génétiques (AGs) pour l'extraction des paramètres électriques d'une cellule solaire de structure : p-Si/n-ZnO:Al.

L'algorithme utilisé est appliqué sur une caractéristique déjà étudiée afin de tester sa validité. En comparant les résultats obtenus avec les AGs avec ceux obtenus avec les deux méthodes analytiques proposées, on constate que les AGs donnent des résultats satisfaisants.

Conclusion générale

L'augmentation du coût des énergies classiques d'une part, et la limitation de leurs ressources d'autre part, font que l'énergie photovoltaïque devient de plus en plus une solution parmi les options énergétiques prometteuses avec des avantages comme l'abondance, l'absence de toute pollution et la disponibilité en plus ou moins grandes quantités en tout point du globe terrestre.

L'étude de la caractéristique $I(V)$ d'une cellule solaire s'avère très important pour la description de ces performances. En effet, l'estimation des paramètres électriques d'une cellule solaire à partir de sa caractéristique $I(V)$ sous éclairage est un problème non linéaire. La résolution de ce problème par les techniques de programmation traditionnelles, conduit à des résultats moins satisfaisants dépendant des conditions initiales et menant parfois à des minimums locaux.

Une recherche bibliographique récente était nécessaire pour mettre en évidence, à la fois, la technologie photovoltaïque, les différentes méthodes d'extraction des paramètres électriques des cellules solaires et les algorithmes génétiques.

Au cours de ce mémoire, les algorithmes génétiques sont adoptés comme moyen d'extraction des paramètres électriques d'une cellule solaire de structure p-Si/n-ZnO:Al dont la caractéristique $I(V)$ a été exposée. Ce choix est justifié par le fait que les algorithmes génétiques permettent de surmonter les problèmes liés aux minimums locaux. Ainsi, l'erreur quadratique moyenne χ a été implantée pour répondre au problème d'ajustement du modèle expérimental au profil calculé.

Les algorithmes génétiques ont été programmés sous l'environnement MATLAB et appliqués sur des travaux déjà publiés afin de vérifier leur efficacité. L'algorithme développé a convergé vers le minimum global après sept générations. Les résultats obtenus nous semblent très satisfaisant.

La technique basée sur l'approche algorithmique est une voie très prometteuse dans la détermination des paramètres électriques des cellules solaires à partir des mesures expérimentaux de leurs caractéristiques I(V).

Références bibliographiques

- [1] H. Reeves, ‘‘Mal de terre, science ouverte ’’, Edition seuil, Mars 2003.
- [2] M. R. Alrachidi, M. F. Elhajri, K. M. Elnaggar, A.K. Al-Othman, ‘‘A new estimation approach for determining the I–V characteristics of solar cells’’, Solar Energy, Vol 85, 2011, p. 1543.
- [3] T. Desrues, ‘‘Développement des cellules photovoltaïque à hétérojonction Silicium et contacts en face arrières’’, Thèse de doctorat, Lyon I, 2009.
- [4] R. Bettignies, ‘‘Cellules photovoltaïques organiques dérivées de nouveaux systèmes conjugués’’, Thèse de doctorat, Angers, 2003.
- [5] N. Yastrebova, ‘‘High-efficiency multi-junction solar cells: Current status and future potential’’, Centre de recherche en Photonique, Université Ottawa, avril 2007.
- [6] O. Nichiporuk, ‘‘Simulation, fabrication et analyse de cellules photovoltaïques à contacts arrières inter digités’’, Thèse de doctorat, Lyon, 2005.
- [7] A. Ricaud, ‘‘Photopiles solaires, de la physique de la conversion photovoltaïque aux filières, matériaux et procédés’’, presse polytechniques et universitaires romandes, 1997.
- [8] M. A. Green, J. Zhoo, A. Wang, S. R. Wenham, ‘‘Very high efficiency Silicon solar cells’’, Science and technology, IEEE Transactions on Electronic devices, Vol 46, N° 10, 1999, p. 1940.
- [9] J. M. Roman, ‘‘State-of-the-art of III-V solar cell fabrication technologies, device designs and applications’’, Advanced Photovoltaic Cell Design, 2004.
- [10] J. P. Charles, I. Mekkaoui-Alaoui, G. Borjnre, ‘‘A critical study of the effectiveness of the single and double exponential models for I–V characterization of solar cells’’, Solid state electronics, Vol 28, N° 8, 1985, p. 807.
- [11] F. Zouache, ‘‘Etude de la concentration solaire sur les Performances des systèmes Photovoltaïques’’, Thèse de magister, Université Mentouri, Constantine, 2009.
- [12] W. Kim, W. Choi, ‘‘A novel parameter extraction method for the one-diode solar cell model’’, Solar Energy, Vol 84, 2010, p. 1008.
- [13] F. M. Petcuț, T. L. Dragomir, ‘‘Solar cell parameter identification using genetic algorithms’’, CEAI, Vol 12, No.1, 2010, p. 30.
- [14] M. Urien, ‘‘Cellules photovoltaïques organiques à base copolymère à blocs de type rigide flexible’’, Thèse de doctorat, bordeaux, 2008.

- [15] M. Balachandran, "knowledge-based optimum design, topics in engineering", Computational mechanics publication, Southampton, Vol 10, 1993.
- [16] T. Back, F. Hoffmeister, "Global optimization by means of evolutionary algorithms", Divnogorsk, EX-URSS, 1991, p. 17.
- [17] L. Abdelkafi, A. Bensaid, "Optimisation de fonction par les algorithmes génétiques", Mémoire de fin d'études, Département d'électronique, Université Ferhat Abbas, Sétif, 2008.
- [18] V. Magnin, "Optimisation et algorithmes génétiques", Eudil, département science des matériaux, 2002.
- [19] W. Shockley, Bell Syst Tech J. Vol 28, 1949, p. 435.
- [20] T. Easwarakhanthan, J. Bottin, I. Bouhouch, C. Boutrit, "Nonlinear minimization algorithm for determining the solar cell parameters with microcomputers", Solar Energy, Vol 4, 1986, p. 1.
- [21] A. Ferhat-Hamida, Z. Ouennoughi, A. Hoffmann, R. Weiss, "Extraction of Schottky diode parameters including parallel conductance using a vertical optimization method", Solid-State Electronics, Vol 46, 2002, p. 615.
- [22] M. Chegaar, Z. Ouennoughi, F. Guechi, "Extracting dc parameters of solar cells under illumination", Vacuum, Vol 75, 2004, p. 367.
- [23] J.H. Werner, Appl Phys A, Vol 47, 1988, p. 291.
- [24] J. Y. Parlange, D.A. Barry, R. Haverkamp, "Explicit infiltration equations and the Lambert W-function", Advances in Water Resources, Vol 25, 2002, p. 1119.
- [25] S. Toumi, "Etudes des composants électroniques (cellules solaires, diodes schottky) en utilisant les algorithmes génétiques et le langage VHDL AMS", Thèse de doctorat, Sétif, 2012.
- [26] A. Ortiz-Conde, F. J. Garcia Sanchez, J. Muci, "New method to extract the model parameters of solar cells from the explicit analytic solutions of their illuminated I-V characteristics", Solar Energy Materials & Solar Cells, Vol 90, 2006, p. 352.
- [27] J. H. Holland, "Adaptation in natural and artificial systems", Ann Arbor: The University of Michigan Press, USA, 1975.
- [28] C. Darwin, "On the origin of species by means of natural selection", John Murray, London, U.K, 1859.
- [29] T. Back, "Evolutionary Algorithms in Theory and Practice: Evolution Strategies, Evolutionary Programming, Genetic Algorithms (Hardcover)", Oxford University Press, USA, 1996

- [30] L. Davis, ‘‘Handbook of genetic algorithm’’, Van Nostrand Reinhold, New York, 1991.
- [31] M. Pirlot, ‘‘A general local search method’’, European journal of operational research, Vol 92, 1996, p. 493.
- [32] S. Voisin, ‘‘Application des algorithmes génétiques à l’estimation de mouvement par modélisation markovienne’’, rapport DEA, Université Joseph Fourier, France, 2004.
- [33] J. L. Dessales, ‘‘L’ordinateur génétique’’, Paris Hermès, 1996.
- [34] R. L. Haupt, S. E. Haupt, ‘‘Practical genetic algorithms’’, 2^{ème} édition, New Jersey, 2004.
- [35] D. Beasley, D. R. Bull, R. R. Matrin, ‘‘An overview of genetic algorithms: Part 2, Research Topics’’, University computing, Vol 15, N° 4, 1993, p. 170.
- [36] D. Whitley, ‘‘Foundations of Genetic Algorithms 2, US Edition’’, California, USA, 1993.
- [37] J. Kennedy, R-C. Eberhart, ‘‘Particle swarm optimization’’, In Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, Piscataway, New Jersey, USA, Vol 5, 1995, p. 1942.
- [38] M. Zagrouba, A. Sellami, M. Bouaïcha, M. Ksouri, ‘‘Identification of PV solar cells and modules parameters using the genetic algorithms: Application to maximum power extraction’’, Solar Energy, Vol 84, 2010, p. 860.
- [39] D. S. H. Chan, J. R. Phillips, J. C. H. Phang, ‘‘A comparative study of extraction methods for solar cell model parameters’’, Solid-State Electronics, Vol 29, N° 3, 1986, p. 329.
- [40] R. L. Haupt, S. E. Haupt, ‘‘Practical Genetic Algorithms’’, New York: Wiley, 1998.

Résumé :

Le but primordial recherché dans ce travail est l'extraction d'une manière optimale les paramètres électriques d'une cellule solaire de structure p-Si/n-ZnO :Al .

Les méthodes classiques d'optimisation utilisées en photovoltaïque présentent certaines inconvénients. A cet effet nous avons orienté notre choix vers une méthode intelligente, à savoir les algorithmes génétiques.

Mot clés : Extraction, cellule solaire, p-Si/n-ZnO:Al, Les méthodes classiques d'optimisation, les algorithmes génétiques.

Abstract :

The paramount purpose required in this work is the extraction in an optimal way the parameter electric of a solar cell of structure p-Si/n-ZnO:Al.

The traditional methods of optimization used into photovoltaic present certain disadvantages. For this purpose we directed our choice towards an intelligent method, namely the genetic algorithms.

Key words: Extraction, solar cell, p-Si/n-ZnO:Al, The traditional methods of optimization, genetic algorithms.

الملخص:

الهدف الرئيسي المنشود في هذا العمل هو استخراج ، بطريقة محسنة، المعايير الكهربائية لخلاية شمسية من نوع

. p-Si/n-ZnO:Al

الطرق الكلاسيكية المستعملة في الميدان الكهروضوئي تعاني من بعض المساوئ، لذا وجهنا اختيارنا نحو طريقة ذكية ،
ألا و هي الخوارزمية الوراثة.

الكلمات المفتاحية : p-Si/n-ZnO:Al، استخراج، خلاية شمسية، الطرق الكلاسيكية، الخوارزمية الوراثة.