

**République Algérienne Démocratique et Populaire**  
**Ministère de l'enseignement Supérieur**  
**et de la Recherche scientifique**



**Université Echahid Hamma Lakhdar d'El-Oued**  
**Faculté de Technologie**

**Mémoire de Fin d'Étude**  
**En vue de l'obtention du diplôme de**

**MASTER ACADEMIQUE**

**Domaine : Sciences et Technologie**  
**Filière : Génie Électrique**  
**Spécialité : Télécommunication**

**Thème**

**Identification des paramètres électriques d'un  
panneau photovoltaïques en utilisant les  
algorithmes génétiques.**

**Par : Mostfaoui Aiha**

**Devant les jurys:**

Dr. Nacereddine Lakhdar	MCA	Encadreur
M. Hima Abdelkader	MAA	Examineur
M. Boulila Mohamed	MAA	Président

**Soutenu en Septembre 2018**

# *Remerciements*

*Nous rendons nos profondes gratitudees à dieu qui nous a aidé à réaliser ce modeste travail.*

*Nous exprimons nos profondes gratitudees à nos parents pour leurs encouragements, leurs soutiens et pour les sacrifices qu'ils ont enduré.*

*Nous remercions nos encadreurs \* Nacer Addine  
Lakhdar\**

*pour le effort qu'ils ont déployés, pour nous aider, conseiller, encourager et corriger.*

*Nous remercions aussi tout le corps enseignant et administratif qui ont contribué à notre formation universitaire.*

# *Dédicaces*

*Nous consacrons ces MODESTE TRAVAIL A : Nos  
chers parents*

*MONCHER MARIE*

*Nos sœurs et nos frères Toute nos familles Tous nos  
amis*

*Tous les enseignants qui m'ont aidé de proche ou de  
loin pour être un jour licencié d'électronique.*

# Liste des Figures

## Liste des figures:

### Chapitre 1

Fig (I.1) : spectre solaire hors atmosphère.....	06
Fig (I.2) : Schéma d'une cellule élémentaire.....	08
Fig (I.3): Module photovoltaïque.....	09
Fig (I.4): Schéma équivalent d'une cellule idéale.....	10
Fig (I.5): Schéma équivalent d'une cellule photovoltaïque réelle.....	11
Figure( I.6): Caractéristique $I=f(V)$ en fonction de l'éclairement.....	12
Figure( I.7): Caractéristique $P=f(V)$ en fonction de l'éclairement.....	13
Figure( I.8): Caractéristique $I=f(V)$ en fonction de la température.....	13
Figure( I. 9) : Caractéristique $P=f(V)$ en fonction de la température.....	14

### Chapitre2

Figure II.1 : Schéma du principe des algorithmes génétiques.....	20
Figure II.2: Structure d'un algorithme génétique canonique.....	20
Figure II.3: Les cinq niveaux d'organisation d'un algorithme génétique.....	21
Figure II.4 : Illustration schématique du codage des variables réelles.....	22
Figure II.5 : La roulette.....	25
Figure II.6: Croisement avec un point de crossover.....	27
Figure II.7: Croisement avec 2 points de crossover.....	27
Figure II.8: Croisement uniforme.....	27
Figure II.9 : Une mutation.....	28

### Chapitre3

Figure III.1 : Organigramme de l'approche évolutionnaire proposée pour la détermination des paramètres électriques du module photovoltaïque.....	33
Figure III.2: Courbes expérimentales et simulées de la caractéristique I-V de module .....	37

# Liste des tableaux



## **Liste des tableaux:**

Tableau III.1 : Caractéristiques électriques du module photovoltaïque de type TITAN 12-50....31

Tableau III.2 : Paramètres de GA utilisés dans cette application.....35

Tableau III.3 : les paramètres extraits pour chaque valeur de l'éclairement des deux panneaux photovoltaïques.....36

# Liste des Symboles

## Liste des Symboles

PV : Photovoltaïque.

GPV : Générateur photovoltaïque.

DC= CC : Courant Continu.

AC=CA : Courant alternatif.

TUC: Température d'utilisation de la cellule (c). Pm : Puissance maximale (W).

Im : Courant de point de Puissance maximale (A).

IpI : Courant délivré par une cellule photovoltaïque (A).

Iph : Le photo-courant (A).

Ip : Courant de résistance parallèle (A).

Ich : Courant de charge (A).

h: Constant de Planck ( $6,62 \cdot 10^{-34}$  j.s ) .

I0 : Le courant de saturation inverse de la diode.

Icc : Courant de court-circuit d'une cellule ou d'un module solaire (A).

Vco : La tension du circuit ouvert (V) .

$\lambda$  : La longueur d'onde (m) .

T : Température de la jonction des cellules PV ( $^{\circ}\text{K}$ ).

Rp: Résistances parallèle shunt. ( $\Omega$ )

RS : Résistance série ( $\Omega$ ) de la cellule.

Np : Nombre de modules dans le panneau en parallèle.

Rsh: Résistance parallèle de la cellule

# *Sommaire*

## Sommaire

LISTE DES FIGURES.....	I
LISTE DES TABLEAUX.....	III
LISTE DES SYMBOLES.....	V
SOMMAIRE.....	VII
INTRODUCTION GÉNÉRALE.....	01

### CHAPITRE I

#### GÉNÉRALITÉS SUR L'ÉNERGIE PHOTOVOLTAÏQUE

I.1 INTRODUCTION.....	05
1.2. L'ENERGIE SOLAIRE.....	05
1.2.1. RAYONNEMENT SOLAIRE.....	06
1.2.2.SPECTRE DU RAYONNEMENT.....	06
I.3.DESCRPTION DES ELEMENTS D'UN SYSTEM.....	07
I.3.1.CELLULE PHOTOVOLTAÏQUE.....	07
1.3.1.1.HISTORIQUE.....	07
1.3.1.2. CONSTITUTION DE LA CELLULE PHOTOVOLTAÏQUE.....	07
1.3.2.L'EFFET PHOTOVOLTAÏQUE.....	08
I.3.2.1.DEFINITION.....	08
1.4.LE MODULE PHOTOVOLTAÏQUE.....	08
1.4.1. CARACTERISTIQUE D'UN MODULE.....	09
1.5. MODELISATION ET SIMULATION D'UNE CELLULE PHOTOVOLTAÏQUE.....	10
1.5.1. CAS D'UNE CELLULE IDEALE.....	10
1.5.2.CAS D'UNE CELLULE REELLE.....	11
I.5.3. INFLUENCE DE L'ECLAIREMENT.....	12
I.5.4 INFLUENCE DE LA TEMPERATURE.....	13
1.6. CONSTITUTION D'UN GENERATEUR PHOTOVOLTAÏQUE (GPV).....	14
1.6.1.ASSOCIATION DES CELLULES PHOTOVOLTAÏQUES EN PARALLELE.....	14
1.6.2. ASSOCIATION DES CELLULES PHOTOVOLTAÏQUES EN SERIE.....	15
1.7. AVANTAGES ET INCONVENIENTS DE L'ENERGIE PV.....	15
I.7.1 .INCONVENIENTS.....	15
I.7.2.AVANTAGES.....	15
CONCLUSION.....	16

### CHAPITRE II

#### LES ALGORITHMES GÉNÉTIQUES

II.1 INTRODUCTION.....	18
II.2ALGORITHMES GENETIQUES.....	18
II.3 THEORIE DES ALGORITHMES GENETIQUES AGS.....	19
II.4 PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT DES ALGORITHMES GENETIQUES AGS.....	20
II.4.1 LES CARACTERISTIQUES DES ALGORITHMES GENETIQUES.....	21
II.4.1.1 CODAGE.....	21
II.4.4.2 ESPACE DE RECHERCHE DES SOLUTIONS.....	23

II.4.4.3 FONCTION D'EVALUATION (FITNESS) ET LE HASARD.....	23
II.5 OPERATEURS GENETIQUES.....	24
II.5.1. OPERATEUR DE SELECTION.....	24
II.5.2 OPERATEUR DE CROISEMENT OU CROSSOVER.....	26
II.5.3 GRANDES ETAPES DE L'ALGORITHME GENETIQUE.....	28
II.6.AVANTAGES ET INCONVENIENTS DES ALGORITHMES GENETIQUES.....	29
II.6.1. AVANTAGES DES AGs.....	29
II.6.2. INCONVENIENTS DES AGs.....	29
II.6 CONCLUSION.....	29

### **CHAPITRE III**

#### **EXTRACTION DES PARAMÈTRES ÉLECTRIQUES**

III.1 INTRODUCTION.....	31
III.2 METHODES D'EXTRACTION PROPOSEES.....	31
III.3 RESULTATS EXPERIMENTAUX DE LA CARACTERISTIQUE I(V).....	31
III.4 IDENTIFICATION DES PARAMETRES ELECTRIQUES EN UTILISANT LES LGORITHMES GENETIQUES.....	32
III.4.1 METHODOLOGIE DE CALCUL.....	32
III.4.2 DEFINITION DES PARAMETRES ELECTRIQUES.....	33
III.4.3 PROCEDE D'EVALUATION (FONCTION DE FITNESS).....	34
III.5 RESULTATS ET DISCUSSION.....	34
III.5.1 IMPLEMENTATION DES PARAMETRES DE LA TECHNIQUE (AG).....	34
III.5.2 EXTRACTION DES PARAMETRES ELECTRIQUES.....	35
III.6 CONCLUSION.....	38
CONCLUSION GÉNÉRALE.....	39
RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....	41

# **Introduction Générale**

### Introduction générale

La production d'énergie est un défi de grande importance pour les années à venir. En effet, les besoins énergétiques des sociétés industrialisées ne cessent d'augmenter. Par ailleurs, les pays en voie de développement auront besoin de plus en plus d'énergie pour mener à bien leur développement. De nos jours, une grande partie de la production mondiale d'énergie est assurée à partir de sources fossiles. La consommation de ces sources donne lieu à des émissions de gaz à effet de serre et donc une augmentation de la pollution. Le danger supplémentaire est qu'une consommation excessive du stock de ressources naturelles réduit les réserves de ce type d'énergie de façon dangereuse pour les générations futures.

Par énergie renouvelable, on entend des énergies issues du soleil, du vent, de la chaleur de la terre, de l'eau ou encore de la biomasse. A la différence des énergies fossiles, les énergies renouvelables sont des énergies à ressource illimitée. Les énergies renouvelables regroupent un certain nombre de filières technologiques selon la source d'énergie valorisée et l'énergie utile obtenue.

L'exploitation directe de l'énergie solaire au moyen des capteurs relève de deux technologies bien distinctes : l'une produit des calories, c'est l'énergie solaire thermique, et l'autre produit de l'électricité, et c'est cette dernière énergie solaire photovoltaïque qui fait l'objet de ce mémoire.

#### **Il faut parler sur l'énergie photovoltaïque et cellule solaire**

Ce mémoire comporte trois chapitres;

Le premier chapitre est consacré à la description détaillée sur les systèmes photovoltaïque. Par la suite le principe de fonctionnement d'une cellule solaire, leur caractéristiques et leur performances sont données.

Le but de deuxième chapitre est consacré à l'étude générale pour mettre en évidence les algorithmes génétiques. Il comprend la description et l'évolution du processus d'optimisation par algorithmes génétiques. De plus, les avantages et les inconvénients de cette approche sont ainsi présentés.

Le dernier chapitre consiste à utiliser une approche basé sur les algorithmes génétique pour trouver les paramètres optimaux du courant de saturation, facteur d'idéalité, la résistance série et celle shunt pour une fonction fitness minimale. Ces paramètres seront exploités pour présenter les caractéristiques du module photovoltaïque.

## Introduction générale

---

Finalement, nous terminerons ce mémoire par une conclusion générale qui résume notre étude dans sa partie théorique et de simulation.

# **CHAPITRE I**

## **Généralité sur système photovoltaïque**

### **I.1.Introduction**

Le soleil est une source énergétique quasiment illimitée, il pourrait couvrir plusieurs milliers de fois notre consommation globale d'énergie [1]. c'est pourquoi, l'homme cherche depuis longtemps à mettre à profit cette énergie importante et diffusée sur l'ensemble de la planète, il est arrivé à réaliser ce but par le moyen dit cellule photovoltaïque. Le nom Photovoltaïque vient du Grec, il est composé de deux parties:

**Photos** : Lumière.

**Volt** : Unité de tension électrique, du nom Alessandro volta.

Ce phénomène fut découvert au 19<sup>ème</sup> siècle par le physicien [Alexandre Edmond Becquerel]. La première cellule photovoltaïque fut développée début 1954 pour l'alimentation en énergie des satellites. depuis 1958, les cellules photovoltaïques alimentent seulement le système énergétique des satellites jusqu'à ses premières applications terrestres au début des années 70. Le photovoltaïque fut utiliser pour l'alimentation en énergie de petites maisons isolées et d'équipements de télécommunications. [2]

Aujourd'hui, grâce à sa fiabilité et à son concept respectueux de l'environnement, le photovoltaïque prend une place prépondérante.

Pour comprendre ce phénomène, nous avons rappelé dans ce chapitre quelques notions de base sur le rayonnement solaire et les propriétés des semi-conducteurs ; matériaux de base des cellules photovoltaïques.

Une fois ces rappels théoriques sont faits, il nous sera facile d'expliquer le principe de fonctionnement de la cellule photovoltaïque en passant au système photovoltaïque complet et à ses trois types à savoir [3]:

- Les systèmes autonomes,
- Les systèmes connectés au réseau,
- Les systèmes fonctionnant au fil du soleil (Pompage PV).

### **1.2. L'énergie solaire**

La distance de la terre au soleil est environ 150 million de kilomètres et la vitesse de la lumière est d'un peu plus de 300000 km/h [9], les rayons du soleil mettent donc environ 8minutes à nous parvenir. La constante solaire est la densité d'énergie solaire qui atteint la frontière externe de l'atmosphère faisant face au soleil. Sa valeur est communément prise égale à 1360W/m<sup>2</sup>. Au niveau du sol, la densité d'énergie solaire est réduit à 1000 W/ m<sup>2</sup> à cause de l'absorption dans l'atmosphère. Albert Einstein à découvert en travaillant sur l'effet photoélectrique que la lumière n'avait pas qu'un caractère ondulatoire, mais que son énergie est portée par des particules, les photons. L'énergie d'un photon étant donnée par la relation:

$$E = \frac{h \cdot c}{\lambda} \quad \text{I.1}$$

$h$  : la constante de planck,  $C$  : la vitesse de la lumière.

Ainsi, plus la longueur d'onde est courte, plus l'énergie du photon est grande .

Une façon commode d'exprimer cette énergie est:

$$E = \frac{1.26}{\lambda} \quad \text{I.2}$$

Le soleil émet un rayonnement électromagnétique compris dans une bande de longueur d'onde variant de 0,22 à 10 microns ( $\mu\text{m}$ ) . L'énergie associée à ce rayonnement solaire se décompose approximativement ainsi :

-%6 dans la bande des ultraviolets ( $<0,4\mu\text{m}$ ).

-%74 dans la bande visible ( $0,4$  à  $0,8 \mu\text{m}$ ).

-%77 dans la bande des infrarouges ( $>0,8\mu\text{m}$ ).

### 1.2.1. Rayonnement solaire:

Le rayonnement solaire est la matière première de l'énergie solaire. c'est une propagation d'une onde de longueur qui varie entre  $0,2$  et  $4 \cdot 10^{-6} \text{m}$  .sans la nécessité d'un support physique pour se déplacer, il arrive au sol après la perte d'une grande partie de son intensité, à cause d'une partie de l'ultraviolet, qui s'absorbent

### 1.2.2. Spectre du rayonnement:

Le rayonnement électromagnétique est composé de «grains» de lumière appelés photons. L'énergie de chaque photon est directement liée à la longueur d'onde :

Le spectre du rayonnement extraterrestre correspond environ à l'émission d'un corps noir porté à  $5800^\circ \text{K}$ . Une courbe standard, compilée selon les données recueillies par les satellites, est désignée sous le nom de AM0. Sa distribution en énergie est répartie en [10]:

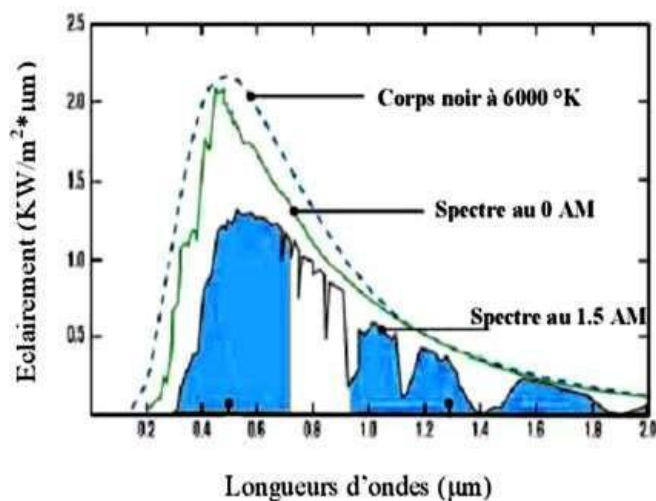


Fig (I.1) : spectre solaire hors atmosphère

### **I.3.Description des éléments d'un système photovoltaïque**

#### **I.3.1.Cellule photovoltaïque**

##### **1.3.1.1.Historique**

IL est important de citer les dates les plus importantes dans l'histoire du photovoltaïque qui noté:

1839:Le physicien français [edmond becquerel] découvre le processus de l'utilisation de l'ensoleillement pour produire du courant électrique dans un matériau solide. c'est l'effet photovoltaïque.

1875:Werner von siemens expose devant l'académie des Sciences de Berlin un article sur l'effet photovoltaïque dans les semi-conducteurs. mais jusqu'à la Seconde Guerre Mondiale, le phénomène reste encore une curiosité de laboratoire.

1954:Trois chercheurs américains, chapin, Pearson et Prince, mettent au point une cellule photovoltaïque à haut rendement au moment où l'industrie spatiale naissante cherche des solutions nouvelles pour alimenter ses satellites.

1958: Une cellule avec un rendement de 9 % est mise au point. les premiers satellites alimentés par des cellules solaires sont envoyés dans l'espace.

1973:La première maison alimentée par des cellules photovoltaïques est construite à l'université de delaware.

1983:La première voiture alimentée par énergie photovoltaïque parcourt une distance de 4000km en Australie.

##### **1.3.1.2. Constitution de la cellule photovoltaïque**

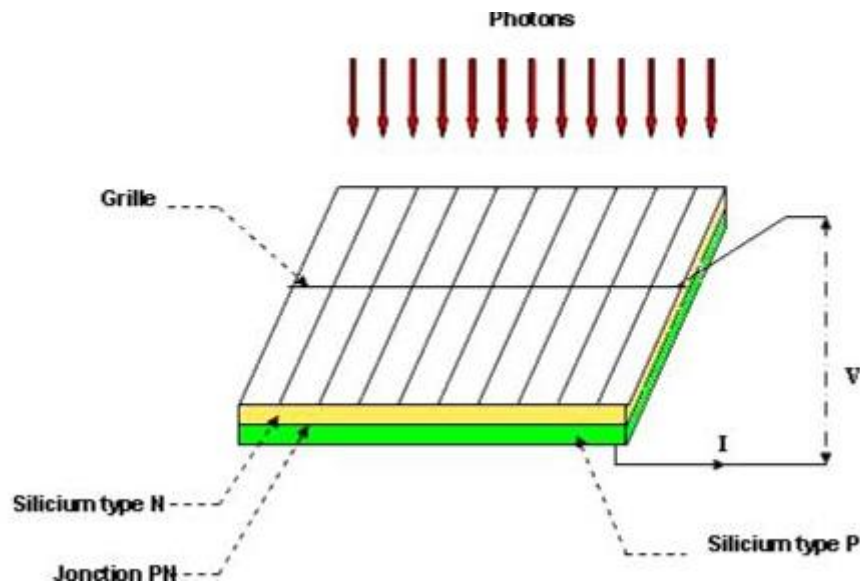
Une cellule photovoltaïque est assimilable à une diode photosensible. Son fonctionnement est basé sur les propriétés des matériaux semi-conducteurs.

Une cellule est constituée de deux couches minces d'un semi-conducteur qui sont dopées différemment, Figure (I.3). Pour la couche N, c'est un apport d'électrons périphériques et pour la couche P c'est un déficit d'électrons, les deux couches présentent ainsi une différence de potentiel.

L'énergie des photons lumineux captés par les électrons périphériques

(couche N) leur permet de franchir la barrière de potentiel et d'engendrer un courant électrique continu.

Pour effectuer la collecte de ce courant, des électrodes sont déposées par sérigraphie sur les deux couches du semi-conducteur. l'électrode supérieure est une grille permettant le passage des rayons lumineux. Une couche anti reflet est ensuite déposée sur cette électrode afin d'accroître la quantité de lumière absorbée. [11],[12]



**Fig (I.2) :** Schéma d'une cellule élémentaire

### 1.3.2.L'effet photovoltaïque

#### 1.3.2.1.Définition

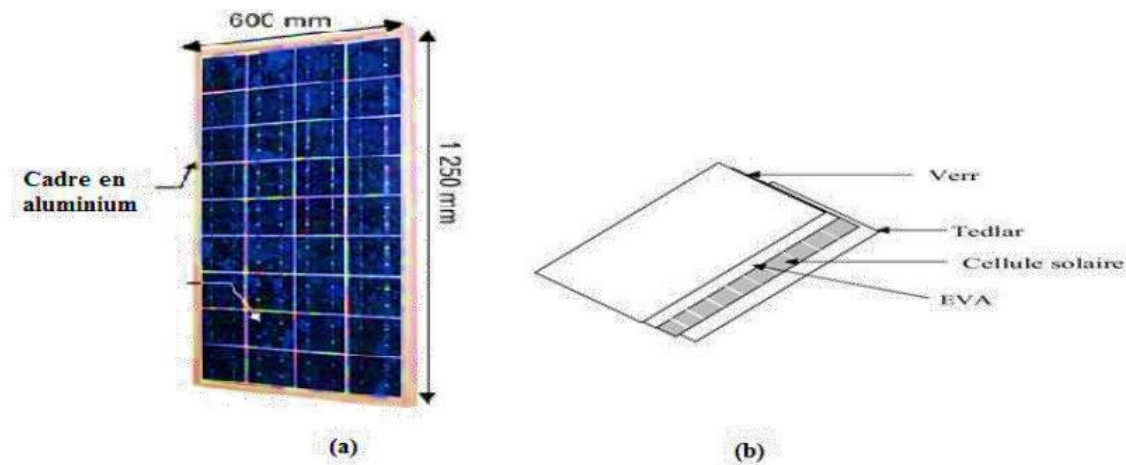
Il a été démontré que le rayonnement solaire est constitué de photons transportant chacun une énergie  $E_{ph}$  qui répond, elle-même, à la relation suivante [13]:

$$E_{ph}=h*(c/ \lambda ) \quad \text{I.3}$$

D'après la relation (I.3), on voit que cette énergie est inversement proportionnelle à la longueur d'onde. Le flux d'énergie solaire est alors transmis sous forme de rayonnements électromagnétiques dont les longueurs d'onde sont assez différentes du corps noir dans l'espace, mais encore plus sur la terre ainsi que le montre la figure (I.4), [14]. Il est à remarquer que le spectre de l'énergie solaire en atmosphère terrestre est décalé vers le rouge et l'infrarouge par rapport au spectre hors atmosphère.

### 1.4.Le module photovoltaïque

Pour produire plus de puissance, les cellules solaires sont assemblées pour former un module Figure (I.5-a). 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. ces cellules sont protégées de l'humidité par encapsulation dans un polymère EVA (éthylène -vynil- acétate) Figure (I.5-b) et protégé sur la surface avant d'un verre, trempé à haute transmission et de bonne résistance mécanique, et sur la surface arrière d'une ou de polyéthylène [15].



**Fig (I.3):** Module photovoltaïque

Les modules sont généralement entourés d'un cadre rigide en aluminium anodisé comprenant des trous de fixation.

Les modules photovoltaïques assurent les fonctions suivantes :

- Protection des cellules contre les agents atmosphériques
- Protection mécanique et support.
- Connexion électrique entre cellules et avec l'extérieur.

Les modules en silicium monocristallin (c-si, 64% de marché), poly cristallin ou multi cristallin (xc-Si, 28% du marché) ou silicium amorphe (a-si, 13% du marché), délivrent des tensions normalisées (12, 24, 48) et des puissances entre 10 et 100  $W_c$  (watt-crête : puissance obtenue pour l'ensoleillement maximal) [15].

La plupart des modules commercialisés sont composés de 36 cellules en silicium cristallin, le courant de sortie, et la puissance seront proportionnels à la surface du module. Ils ont une efficacité de conversion (énergie électrique produite/énergie solaire incidente) de l'ordre de 10 à 20% [17].

#### 1.4.1. caractéristique d'un module:

Les modules sont généralement des parallélépipèdes rectangles rigides minces (quelques centimètres d'épaisseur), dont les caractéristiques suivantes :

**La puissance de crête,  $P_c$  :** Puissance électrique maximum que peut fournir le module dans les conditions standards (25°C et un éclairement de 1000  $W/m^2$ ).

**La caractéristique  $I=f(V)$  :** Courbe représentant le courant  $I$  débité par le module en fonction de la tension aux bornes de celui-ci.

**Tension à vide,  $V_{co}$  :** Tension aux bornes du module en l'absence de tout courant, pour un éclairement " plein soleil ".

**Courant de court-circuit,  $I_{cc}$**  : Courant débité par un module en court-circuit pour un éclairement " plein soleil ".

**Point de fonctionnement optimum,  $P_m$  ( $V_m$ ,  $I_m$ )** : Lorsque la puissance de crête est maximum en plein soleil,  $P_m = V_m \cdot I_m$

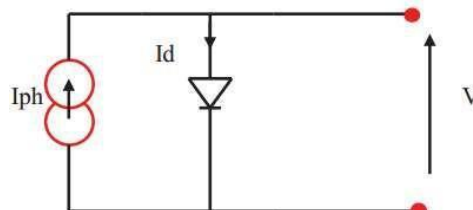
**Rendement** : Rapport de la puissance électrique optimale à la puissance de radiation incidente.

**Facteur de forme** : Rapport entre la puissance optimale  $P_m$  et la puissance maximale que peut avoir la cellule :  $V_{co} \cdot I_{cc}$ .

## 1.5. Modélisation et simulation d'une cellule photovoltaïque

### 1.5.1. Cas d'une cellule idéale

Dans le cas idéal, la cellule d'une jonction PN soumise à l'éclairement photovoltaïque connectée à une charge peut être schématisée par un générateur de courant  $I_{ph}$  en parallèle avec une diode délivrant un courant selon la figure (I.7), qui représente le circuit équivalent d'une cellule solaire e idéale [19].



**Fig (I.4):** Schéma équivalent d'une cellule idéale.

$$I_{pv} = I_{ph} - I_d \quad \text{I.4}$$

♦ Le courant  $I_{ph}$  est assimilé au courant  $I_{sc}$  avec  $V_{pv} = 0$ , courant de court-circuit obtenu en court ci cuitant la charge.

$$I_{ph} = I_{sc} = \frac{E}{E_{ref}} \quad \text{I.5}$$

$E$ : L'éclairement absorbé par la cellule

$E_{ref}$ : L'éclairement de référence ( $1000 \text{ w/m}^2$ )

$$I_d = I_0 \left( e^{\frac{V_d}{V_t}} - 1 \right) \quad \text{I.6}$$

$I_0$ : Courant de saturation inverse de la diode

$$V_t = \frac{NKT}{q} \quad \text{I.7}$$

♦ Les équations retenues de ce modèle sont:

**V<sub>t</sub>** : Tension thermique

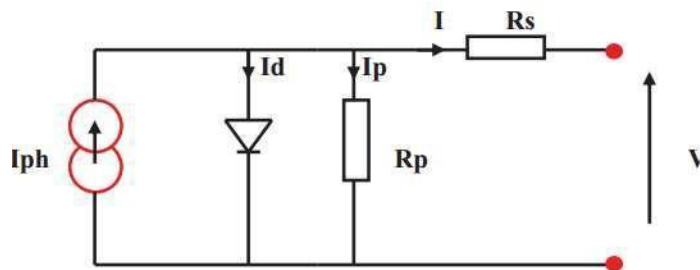
**N** : Facteur d'idéalité de la photopile

**K** : Constant de Boltzmann ( $1,38 \cdot 10^{-23} \text{J/K}$ )

**q** : Charge de l'électron ( $1,6 \cdot 10^{-19} \text{C}$ )

**1.5.2.Cas d'une cellule réelle**

Le schéma équivalent de la cellule photovoltaïque réelle tient compte d'effets résistifs parasites dues à la fabrication et représenté sur la figure (I.8). Ce schéma équivalent est constitué d'une diode (d) caractérisant la jonction, une source de courant ( $I_{ph}$ ) caractérisant le photo-courant, une résistance série ( $R_s$ ) représentant les pertes par effet Joule, et une résistance shunte ( $R_{sh}$ ) caractérisant un courant de fuite entre la grille supérieure et le contact arrière qui est généralement très supérieure à ( $R_s$ ) [20]



**Fig (I.5):** Schéma équivalent d'une cellule photovoltaïque réelle.

Dans notre travail, nous avons utilisé le modèle mathématique du modulesolaire à exponentiel simple.

♦ Le courant de sortie d'une cellule photovoltaïque se met sous la forme mathématique suivante:

$$I_{pv} = I_{ph} - I_d - I_p \tag{I.8}$$

**I<sub>pv</sub>**: Courant générer par la cellule photo photovoltaïque

**I<sub>ph</sub>**: Photo courant créé par la cellule (proportionnel au rayonnement incident)

**I<sub>d</sub>**: Le courant circulant dans la diode.

$$I_d = I_0 \left( e^{\frac{V_d}{V_t}} - 1 \right) \tag{I.9}$$

$$I_0 = I_{0r} \left( \frac{T}{T_n} \right)^3 e^{\left[ \frac{E_g}{BK} \left( \frac{1}{T_n} - \frac{1}{T} \right) \right]} - 1 \tag{I.10}$$

$I_{or}$ : est le courant de court-circuit de la cellule à la température de référence  $T_n$  et l'éclairement de référence

$T$  : Température de la jonction des cellules PV [°K]  $T_n$  : Température de référence des cellules PV [°K]  $B$  : facteur d'idéalité de la jonction

$E_g$  : Énergie de gap [ev]

$R_s$ : résistance série symbolise la résistance de masse du matériau semi-conducteur, ainsi les résistances ohmiques et de contact au niveau des connexions des cellules

$V_{pv}$ : La tension de sortie

$I_p$ : Le courant circulant dans la résistance  $R_p$

$R_p$ : Résistance shunt représente les fuites autour de la jonction p-n dues aux impuretés et sur les coins de cellule.

Les résistances  $R_s$  et  $R_p$

$$I = I_{ph} - I_0 \left[ e^{\left( \frac{V_{pv} + I_{pv} R_s}{V_t} \right)} - 1 \right] - \frac{V_{pv} + I_{pv} R_s}{R_p} \quad \text{I.11}$$

### I.5.3. Influence de l'éclairement

L'énergie électrique produite par une cellule dépend de l'éclairement qu'elle reçoit sur sa surface. La figure (I.7) représente la caractéristique courant-tension d'une cellule en fonction de l'éclairement, à une température et une vitesse de circulation de l'air ambiant constantes

Le courant est directement proportionnel au rayonnement, contrairement à la tension qui ne varie que très peu en fonction de l'éclairement figure (I.12).

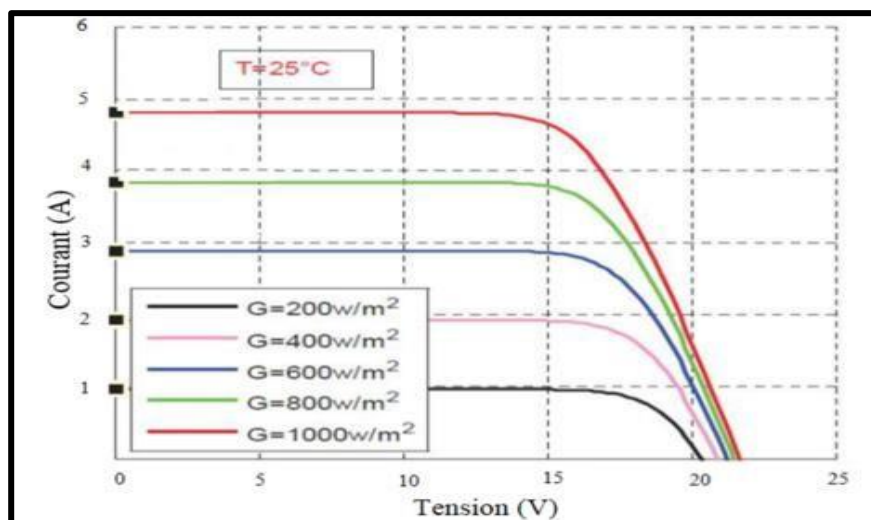


Figure I.6: Caractéristique  $I=f(V)$  en fonction de l'éclairement [13].

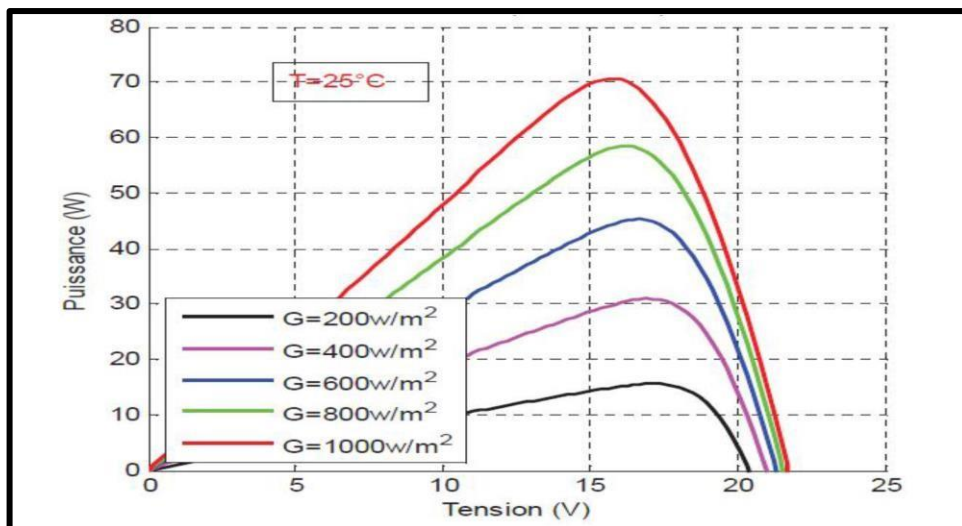


Figure I.7: Caractéristique  $P=f(V)$  en fonction de l'éclairement [13].

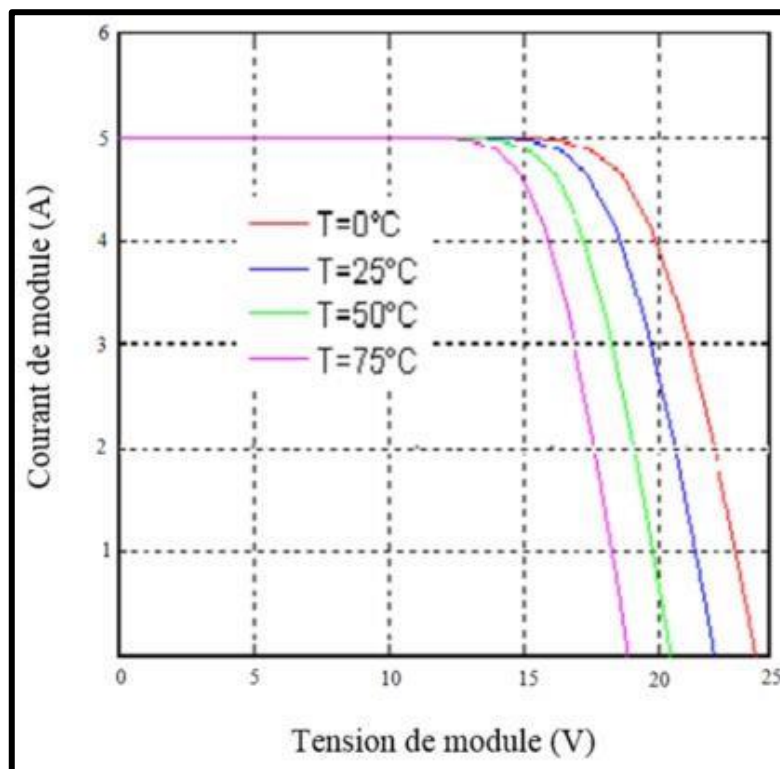


Figure I.8 : Caractéristique  $I=f(V)$  en fonction de la température [14].

#### I.5.4 Influence de la température

L'influence de la température est importante et a des conséquences pour la conception des panneaux et des systèmes photovoltaïques

La température est un paramètre essentiel puisque les cellules sont exposées aux rayonnements solaires, susceptibles de les échauffer. De plus, une partie du rayonnement

absorbé n'est pas convertie en énergie électrique il se dissipe sous forme de chaleur ; c'est pourquoi la température, de la cellule ( $T_c$ ) est toujours plus élevée que la température ambiante ( $T_a$ ).

$$T_c = T_a + E_m / 800 (T_{UC} - 20)$$

I.12

La figure (I.15), montre que la tension d'une cellule baisse fortement avec la température. Plus la température augmente et moins la cellule est performante. En revanche, le courant augmente légèrement en intensité : cette augmentation reste néanmoins négligeable au point de puissance maximale [21]

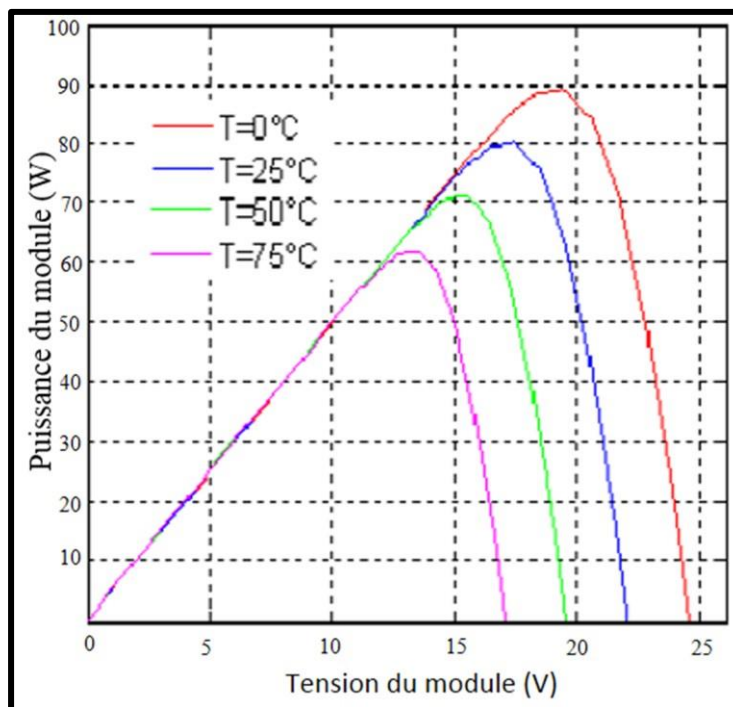


Figure I. 9 : Caractéristique  $P=f(V)$  en fonction de la température [14].

## 1.6. Constitution d'un générateur photovoltaïque (GPV)

L'association de plusieurs cellules photovoltaïques en série/parallèle donne lieu à un générateur photovoltaïque. Si les cellules se connectent en série, les tensions de chaque cellule s'additionnent, augmentant la tension totale du générateur. d'une autre part, si les cellules se connectent en parallèle, c'est l'ampérage qui augmentera comme représentés sur les figures suivantes.

### 1.6.1. Association des Cellules Photovoltaïques en Parallèle

Les propriétés du groupement en parallèle des cellules sont duales de celles du groupement en série. Ainsi, dans un groupement des cellules connectées en parallèle, les cellules sont soumises la même tension et la caractéristique résultante du groupement est

obtenue par addition des courants à tension donnée. montrent les caractéristiques résultantes ( $I_{PCC}, V_{PCO}$ ) obtenues en parallèle (indice p)  $N_p$  cellules identiques:

$$I_{PCC} = N_p * I_{CC} \quad \text{et} \quad V_{PCO} = V_{CO} \quad \mathbf{I.1}$$

### 1.6.2. Association des Cellules Photovoltaïques en Série

Dans un groupement en série, les cellules sont traversées par le même courant et la caractéristique résultante du groupement en série est obtenue par addition des tensions à courant donné. montrent la caractéristique résultante ( $I_{SCC}, V_{SCO}$ ) obtenue en associant en série (indice s)  $N_s$  cellules identiques ( $I_{CC}, V_{CO}$ ):

$$I_{PCC} = I_{PCO} \quad \text{et} \quad V_{SCO} = N_s * V_{CO}$$

## 1.7. Avantages et inconvénients de l'énergie PV

### 1.7.1. inconvénients

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

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

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

### 1.7.2. Avantages

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

Ensuite le caractère modulaire des panneaux photovoltaïque 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.

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

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

**I.8. Conclusion**

Ce chapitre s'est consacré à présenter les différents composants d'un système photovoltaïque. On a étudié le principe de l'effet photovoltaïque, la cellule PV et ses paramètres. En suite on fait un rappel sur les systèmes PV et leurs performances .

# **CHAPITRE II**

## **ALGORITHMES**

## **GENETIQUES**

## II.1 Introduction

C'est en 1860 que 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* » [32]. 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 au travers de processus de reproductions.

Darwin proposa une théorie qui clarifie l'évolution des espèces en mettant en avant quatre lois :

- La loi de croissance et de reproduction.
- La loi d'hérédité qu'implique quasiment la loi de production.
- La loi de variabilité, résultant des conditions d'existence.
- La loi de multiplication des espèces qui amène la lutte pour l'existence et qui a pour conséquence la sélection naturelle.

Dans les années 1960, John Holland étudie les systèmes évolutifs et, en 1975, il introduit le premier modèle formel des algorithmes génétiques dans son livre «*Adaptation in Natural and Artificial Systems* » [33]. 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). Ce modèle servira de base aux recherches ultérieures et sera plus particulièrement repris par Goldberg qui publiera en 1989, un ouvrage de vulgarisation des algorithmes génétiques, et ajouta à la théorie des algorithmes génétiques les idées suivantes :

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

## II.2 Algorithmes génétiques

Dans cette partie nous traiterons les algorithmes génétiques fondés sur le Néo-Darwinisme, c'est-à-dire l'union de la théorie de l'évolution et de la génétique moderne. Ils s'appuient sur différentes techniques dérivées de cette dernière : croisements, mutation, sélection...

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

- 1) Un principe de codage de l'élément de 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 générations ou critère d'arrêt, probabilités d'application des opérateurs de croisement et de mutation.

Nous savons maintenant sur quoi se basent les algorithmes génétiques. Il est désormais temps d'approfondir les mécanismes de sélection de population et la notion de diversité qui en découle.

### II.3 Théorie des algorithmes génétiques AGs

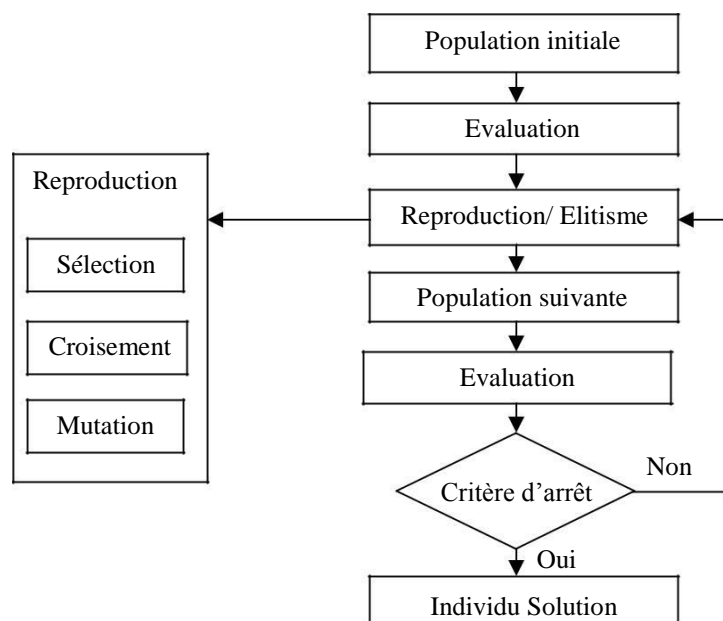
Comme dans la nature où les êtres se reproduisent, dans le modèle des algorithmes génétiques, les spécimens se reproduiront aussi; en particulier ceux jugés les plus forts se reproduiront à un rythme plus rapide. Des opérateurs génétiques seront appliqués sur des candidats en espérant engendrer ainsi de nouveaux candidats plus performants.

En biologie, on manipule des gènes et des chromosomes; il en va de même dans le modèle des AGs, Les problèmes et les solutions seront encodés. L'encodage prend souvent la forme d'une chaîne de bits. Ces chaînes de bits sont comparables aux chromosomes des systèmes biologiques, tandis que les bits ou caractères qui composent ces chaînes sont comparables aux gènes. L'ensemble de ces chaînes forme une population, alors qu'en biologie on parle de génotype.

## II.4 Principe de fonctionnement des algorithmes génétiques AGs

Les algorithmes génétiques fournissent des solutions aux problèmes n'ayant pas de solutions calculables en temps raisonnable de façon analytique ou algorithmique.

Selon cette méthode, des milliers de solutions (génotypes) plus ou moins bonnes sont créés au hasard puis sont soumises à un procédé d'évaluation de la pertinence de la solution simulant l'évolution des espèces : les plus "adaptés", c'est-à-dire les solutions au problème qui sont les plus optimales survivent davantage que celles qui le sont moins et la population évolue par générations successives en croisant les meilleures solutions entre elles et en les faisant muter, puis en relançant ce procédé un certain nombre de fois afin d'essayer de tendre vers la solution optimale. (Fig. II.2).



**Figure II.1 : Schéma du principe des algorithmes génétiques**

La figure II.2 illustre la structure d'un algorithme génétique canonique :

1. Initialiser la population initiale  $P(0)$  aléatoirement et mettre  $i = 0$ ;
2. REPETER
  - (a) Evaluer la fitness pour chaque individu dans  $P(i)$ ;
  - (b) Sélection des Parents dans  $P(i)$  par le calcul de leur fitness ;
  - (c) Appliquer l'opérateur de croisement sur  $P(i)$  pour sélectionner les parents;
  - (d) Appliquer l'opérateur de mutation pour la reproduire de nouveaux individus;
  - (e) Remplacer les Anciens de  $P$  par leurs Descendants (progéniture) pour la création de la génération  $P(i + 1)$ ;
3. jusqu'à un critère d'arrêt satisfaisant.

**Figure II.2: Structure d'un algorithme génétique canonique [40]**

Le critère d'arrêt peut être de nature diverse, par exemple :

- Un taux minimum qu'on désire atteindre d'adaptation de la population au problème,
- Un certain temps de calcul à ne pas dépasser,
- Un certain nombre de générations à ne pas dépasser,
- Une combinaison de ces trois points.

Cela en fait donc un modèle minimal et canonique pour n'importe quel système évolutionnaire et pour n'importe quel problème pouvant être abordé sous cet angle, sous ce paradigme.

En effet, l'utilisation des algorithmes génétiques, ne requiert pas la connaissance de la nature du problème, il est seulement nécessaire de fournir une fonction permettant de coder une solution sous forme de gènes (et donc de faire le travail inverse) ainsi que de fournir une fonction permettant d'évaluer la pertinence d'une solution au problème donné.

#### II.4.1 Les caractéristiques des algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques se caractérisent par quatre aspects : 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.

##### II.4.1.1 Codage

Chaque paramètre d'une solution est assimilé à un gène, toutes les valeurs qu'il peut prendre sont les allèles de ce gène, on doit trouver une manière de coder chaque allèle différent de façon unique (établir une bijection entre l'allèle "réel" et sa représentation codée).

Un chromosome est une suite de gènes, on peut par exemple choisir de regrouper les paramètres similaires dans un même chromosome (chromosome à un seul brin) et chaque gène sera repérable par sa position.

Chaque individu est représenté par un ensemble de chromosomes, et une population est un ensemble d'individus.

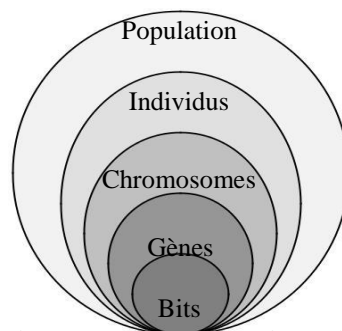
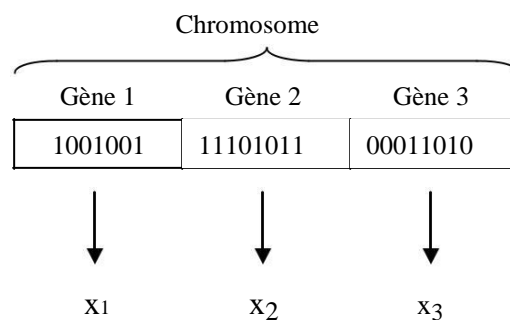


Figure II.3: Les cinq niveaux d'organisation d'un algorithme génétique

Il y a trois principaux types de codage utilisables, et on peut passer de l'un à l'autre relativement facilement :

- **Le codage binaire** : c'est le plus utilisé. Chaque gène dispose du même alphabet binaire  $\{0,1\}$ . Si un gène est représenté par un entier long (32 bits), les chromosomes qui sont des suites de gènes sont représentés par des tableaux de gènes et les individus de notre espace de recherche sont représentés par des tableaux de chromosomes.
- **Le codage réel** : les nombres binaires étant pour nous moins évocateurs que les nombres réels, des difficultés surviennent pour exprimer la fonction objectif et traiter les problèmes à plusieurs variables. En outre, les opérations de conversion des solutions potentielles (réelles) en chaînes de bits et des solutions obtenues en une forme réelle facilitant leur interprétation sont coûteuses en temps-machine. De plus, elles sont répétées un grand nombre de fois à chaque génération. La représentation réelle propose un compromis intéressant : elle élimine toutes les opérations de conversion, mais en contrepartie elle rend les algorithmes génétiques plus dépendants des problèmes.



**Figure II.4 : Illustration schématique du codage des variables réelles**

- **Le codage de 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" : le codage de Gray est un codage qui a comme propriété que entre un élément  $n$  et un élément  $n+1$ , donc voisin dans l'espace de recherche, un seul bit diffère.

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.

#### II.4.4.2 Espace de recherche des solutions

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 AGs, 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 [41]. 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.

#### II.4.4.3 Fonction d'évaluation (fitness) et le hasard

Contrairement à bon nombre de méthodes qui requièrent beaucoup d'informations pour pouvoir fonctionner efficacement, les AGs nécessitent peu d'informations : ils fonctionnent essentiellement de manière aveugle. Pour effectuer une recherche de solutions meilleures, ils n'ont besoin que des valeurs des fonctions objectives associées aux chaînes individuelles. Ces valeurs ont pour but d'évaluer si un individu est mieux adapté qu'un autre à son environnement. Ce qui signifie qu'elle quantifie la réponse fournit au problème pour une solution potentielle donnée. Ainsi les individus peuvent être comparés entre eux [42]. Les individus déterminés par la fonction objectif (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.

Par ailleurs, les AGs 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 AGs.

## II.5 Opérateurs génétiques

Trois mécanismes composent essentiellement les opérateurs génétiques : la sélection, le croisement et la mutation. Ces opérateurs se retrouvent dans la littérature sous plusieurs variantes.

### II.5.1. Opérateur de sélection

Cet opérateur est chargé de définir quels seront les individus de  $P$  qui vont être dupliqués dans la nouvelle population  $P+I$  et vont servir de parents (application de l'opérateur de croisement). Cet opérateur est peut-être le plus important puisqu'il permet aux individus d'une population de survivre, de se reproduire ou de mourir. En règle générale, la probabilité de survie d'un individu sera directement reliée à son efficacité relative au sein de la population.

On trouve essentiellement quatre types de méthodes de sélection différentes :

- **La sélection uniforme** : Cette méthode est la plus simple consiste à sélectionner les  $N_{pop}$  individus de 1 jusqu'à  $N_{pop}$  deux par deux afin de former le couple (mère-père). Ainsi, cet algorithme de sélection arrange des rangs impairs avec des rangs pairs de la matrice de population. La mère est désigné par les individus des rangées impaires  $ma=Ind1, Ind3, Ind5, \dots$  et le père est désigné par les individus des rangées paires  $pa=Ind2, Ind4, Ind6 \dots$ . Cette méthode semble être très peu utilisée et qui plus est possède une variance faible, donc introduit une grande diversité.

- **La sélection stochastique** : Cette approche utilise un générateur uniforme de nombre aléatoire pour choisir les individus qui vont servi de parents. Les nombres de rangée de parents sont localisés par :

$$ma = \text{ceil}(N_{Sel} * \text{rand}(1, N_{Sel}))$$

$$pa = \text{ceil}(N_{Sel} * \text{rand}(1, N_{Sel}))$$

où : ceil est une fonction Matlab (arrondit la valeur au prochain nombre entier supérieur).

$N_{Sel}$  : nombre d'individus sélectionnés

- **La méthode de la "loterie biaisée" (roulette wheelweighting) de Goldberg** : Cette méthode est la plus connue et la plus utilisée. Avec cette méthode, 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. La Probabilité d'être choisie est directement liée à la valeur d'aptitude du parent, elle est inversement

proportionnel à leur aptitude. Le chromosome avec un petit aptitude a une grande probabilité et vice-versa.

- L'aptitude du rang : Cette approche est indépendante au problème à résoudre, et calcule la probabilité  $P_n$  à partir du rang des chromosomes ( $n$ ) [43]:

$$P_n = \frac{N_{sel-n+1}}{\sum_{n=1}^{N_{Sel}} n}$$

La population de petite taille a une grande probabilité de sélectionner le même chromosome. L'avantage de cette approche est que les probabilités ne change plus à chaque génération.

L'aptitude du fitness : La probabilité de la sélection est calculée à partir de la valeur de fitness du chromosome dans la population. La valeur de fitness normalisée pour chaque chromosome est calculée par[43]:

$$F_n = \frac{f_n}{\sum_{m=1}^{N_{Sel}} f_m} \quad (II.2)$$

où :  $F_n$  est la valeur de fitness normalisée,  $f_n$  est la valeur de fitness de l'individu et  $f_{N_{Sel}+1}$  est la petite valeur de fitness des chromosomes jetés.

La probabilité ( $P_n$ ) est calculée par [43]:

$$P_n = \left| \frac{F_n}{\sum_{m=1}^{N_{Sel}} F_m} \right| \quad (II.3)$$

où : m est le numéro d'individu

Les probabilités doivent être recalculées à chaque génération.

Comme le montre la Figure II.6, 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 [43].

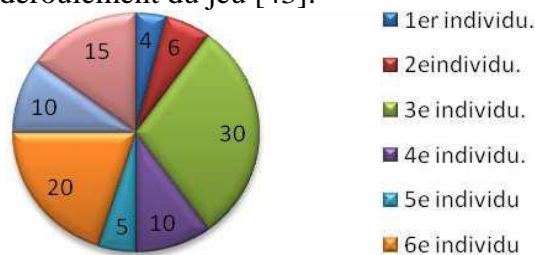


Figure II.5 : La roulette

- **La sélection par tournois**

Cette méthode est celle avec laquelle on obtient les résultats les plus satisfaisants. Le principe de cette méthode s'effectue par un tirage avec une remise de deux individus de  $P$ , et on les fait "combattre". Celui qui a la meilleure fitness, sa probabilité  $P_n$  comprise entre 0.5 et 1. On répète ce processus  $n$  fois de manière à obtenir les  $n$  individus de  $P+1$  qui serviront de parents. La variance de cette méthode est élevée et le fait d'augmenter ou de diminuer la valeur de  $P$  permet respectivement de diminuer ou d'augmenter la pression de la sélection.

### II.5.2 Opérateur de croisement ou Crossover

Le croisement est le processus selon lequel les bits de deux chaînes sélectionnées sont interchangées: dans le langage génétique, on dira que ces chaînes sont croisées. Son rôle fondamental est de permettre la recombinaison des informations présentées dans le patrimoine génétique de la population. Cet opérateur est appliqué après avoir appliqué l'opérateur de sélection sur la population  $P$ ; on se retrouve donc avec une population  $P+1$  de  $n/2$  individus et on doit doubler ce nombre pour que notre nouvelle génération soit complète. On va donc créer de manière aléatoire  $n/4$  couples et on les fait se "reproduire". Les chromosomes (ensembles de paramètres) des parents sont alors copiés et recombinaison de façon à former deux descendants (enfants) possédant des caractéristiques issues des deux parents.

Pour exécuter le croisement, des chaînes de la population sont accouplées au hasard. Chaque paire de longueur  $l$  subit le croisement comme suit :

Les positions entières  $k_m$  appelés points de croisement sont choisies au hasard entre 1 et  $(l-1)$ . Chaque chromosome se retrouve donc séparé en "segments". Puis chaque segment du parent 1 est échangé avec son "homologue" du parent 2 selon une probabilité de croisement  $P_C$ . Ce processus résulte deux fils pour chaque couple et notre population  $P+1$  contient donc bien maintenant  $n$  individus. En effet, plus le nombre de points de croisements sera grand et plus la probabilité de croisement sera élevée plus il y aura d'échange de segments, donc d'échange de paramètres, et vice-versa.

Les schémas ci-dessous, illustrent : un croisement en un point (figure II.7), un autre pour un croisement en deux points (figure II.8),

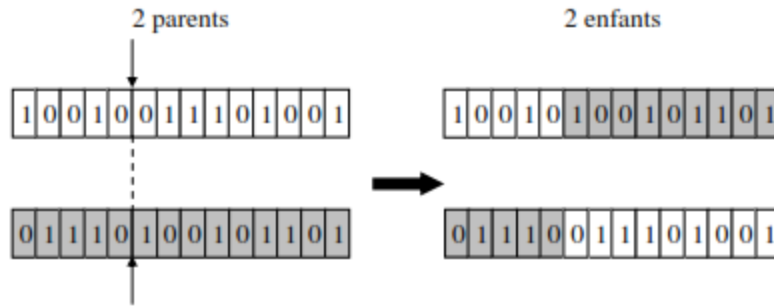


Figure II.6: Croisement avec un point de crossover

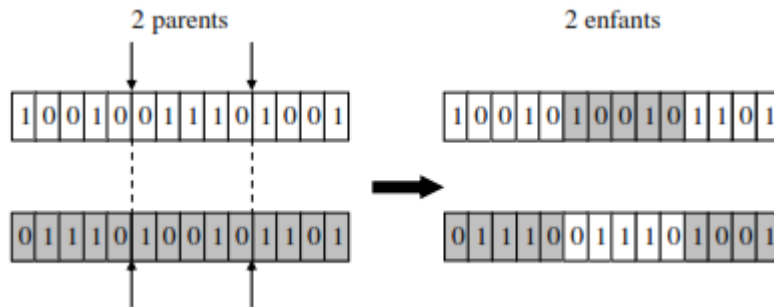


Figure II.7: Croisement avec 2 points de crossover

On peut citer aussi une autre méthode très utilisée dans le cas des problèmes modélisés par un codage binaire, il s'agit du croisement uniforme. La mise en œuvre de ce procédé est fort simple, elle consiste à définir de manière aléatoire un "masque", c'est-à-dire une chaîne de bits de même longueur que les chromosomes des parents sur lesquels il sera appliqué. 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. Le schéma représenté le croisement uniforme est donné dans la (figure II.9).

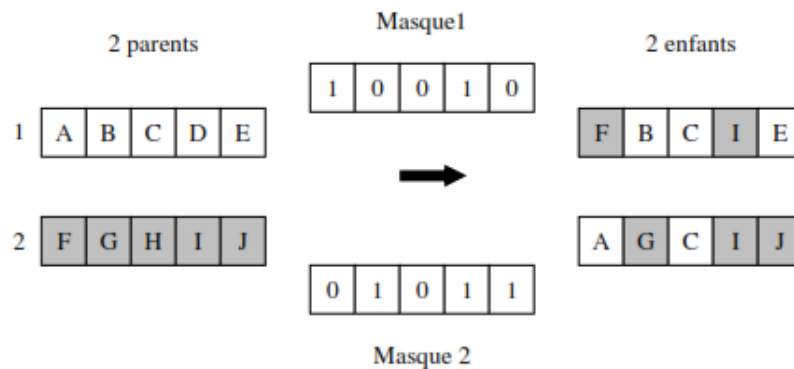


Figure II.8: Croisement uniforme

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.

### II.5.3 Opérateur de mutation

La mutation est le processus selon lequel la valeur d'un gène choisi au hasard dans un chromosome est régénérée (voir la figure II.10). 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 II.9 : Une mutation**

L'opérateur de mutation modifie donc de manière complètement aléatoire les caractéristiques d'une solution, ce qui permet d'introduire et de maintenir la diversité au sein de notre population de solutions. Cet opérateur joue le rôle d'un "élément perturbateur", il introduit du "bruit" au sein de la population.

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.

### II.5.4 Grandes étapes 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 AG, 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 AG 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.

## II.6. Avantages et inconvénients des algorithmes génétiques

### II.6.1. Avantages des AGs

- Potentiellement les AGs explorent tous l'espace des points en même temps, ce qui limite les risques de tomber dans des optimums locaux;
- Les AGs 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 AGs présentent une grande robustesse c'est-à-dire une grande capacité à trouver les optimums globaux des problèmes d'optimisation.

### II.6.2. Inconvénients des AGs

- Les AGs ne sont encore actuellement pas très efficaces en coût (ou vitesse de convergence), vis-à-vis de méthodes d'optimisation plus classiques;
- 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, voir modifier les opérateurs;
- L'utilisation d'un AG 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.

**II.7 Conclusion**

On sait que les applications des algorithmes génétiques sont multiples : optimisation de fonctions numériques difficiles, traitement d'image, contrôle de systèmes industriels [45], cryptographie, apprentissage des réseaux de neurones [46], etc....

Les algorithmes génétiques seuls ne sont pas très efficaces dans la résolution d'un problème. Ils apportent cependant assez rapidement une solution acceptable

Au cours de ce chapitre, un algorithme d'optimisation basé sur les principes des algorithmes génétiques a été présenté. Dans le dernier chapitre, cet algorithme sera appliqué à la résolution d'un problème d'extraction des paramètres électriques d'un panneau solaire relié au modèle analytique du courant de la cellule solaire à une seule diode.

# **CHAPITRE III**

## **Extraction Des Paramètres électriques**

**III.1 Introduction**

La détermination des paramètres électriques d’une cellule solaire, à partir de la caractéristique I(V) décrivant son fonctionnement, joue un rôle important dans la conception et la fabrication des cellules, ainsi ceci permet d’obtenir des informations sur les mécanismes de transport électrique. Toutefois, la détermination précise de ces paramètres reste un défis 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’un panneau photovoltaïque en utilisant les algorithmes génétiques. Cette étude démontre évidemment l’efficacité et la précision de notre approche proposée (AGs) et valident les paramètres obtenus employés dans le modèle électrique à simple diode.

**III.2 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 :

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

**III.3 Résultats expérimentaux de la caractéristique I(V)**

Les données expérimentales utilisées dans notre travail est obtenue par module photovoltaïque de type Multi cristalline TITAN 12-50. Le module est composé de 36 cellules solaires montées en série.

La caractéristique électrique du module photovoltaïque est donnée par le tableaux suivant.

Puissance maximale Pmpp (W)	50
Courant de crête maximal Impp (A)	2.9
Tension de crête maximale Vmpp (V)	17.2
Tension à circuit ouvert Vco (V)	21
Courant de court-circuit Isc (A)	3.2
Nombre de cellules en séries ns	36/72

**Tableau III.1 : Caractéristiques électriques du module photovoltaïque de type TITAN 12-50**

La base de donnée expérimentale des caractéristiques  $I(V)$  de ce panneau est obtenue pour différente valeur d'éclairement et à température ambiante. Cette dernière sera exploitée pour extraire les paramètres électriques du panneau ( $R_s$ ,  $R_{sh}$ ,  $I_0$  et  $n$ ) en utilisant les algorithmes génétiques.

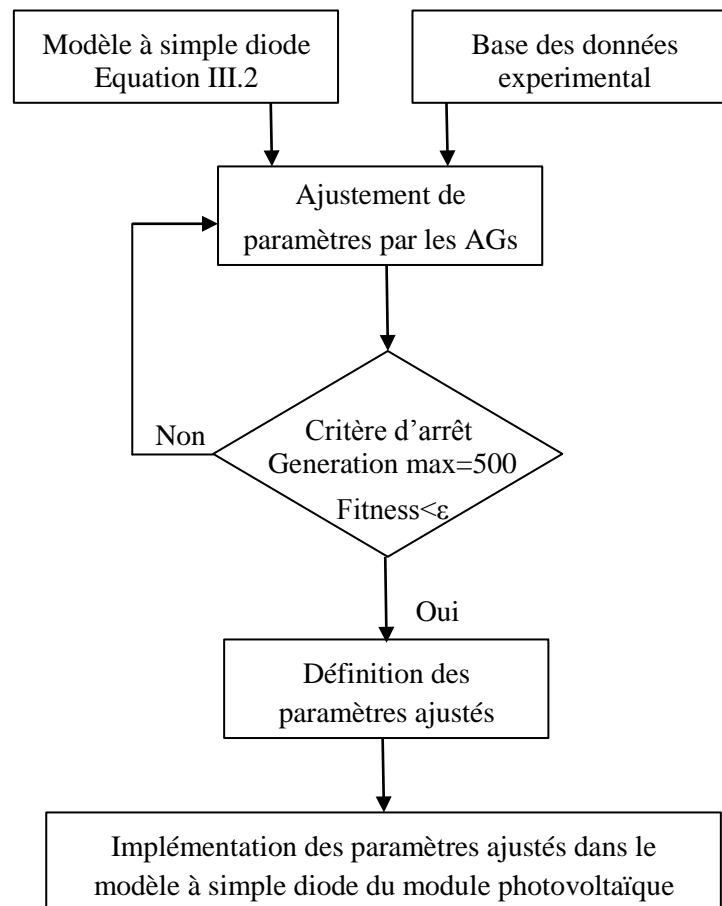
### **III.4 Identification des paramètres électriques en utilisant les algorithmes génétiques.**

#### **III.4.1 Méthodologie de calcul.**

La technique d'extraction de paramètres par les AGs fournit des solutions optimales globales de la caractéristique  $I-V$  pour le module photovoltaïque étudié. Dans la littérature, il existe beaucoup de modèle électrique des modules photovoltaïques (simple diode, double diode, etc...). Dans notre travail on a choisi le modèle à simple diode pratiquement définit par cinq paramètre  $R_s$ ,  $R_{sh}$ ,  $I_0$ ,  $n$  et  $I_{ph}$  à cause de sa simplicité et qu'il utilise peu de paramètres. Dans ce chapitre on a considéré que le photo-courant  $I_{ph}$  égale le courant de court circuit  $I_{cc}$ . Par conséquent le nombre de paramètres électriques (qui seront ajustés par les AGs) est réduit à quatre paramètres qui sont  $R_s$ ,  $R_{sh}$ ,  $I_0$  et  $n$ .

Dans cette application, on présente l'applicabilité des algorithmes génétiques pour l'extraction des paramètres d'une cellule photovoltaïque en utilisant le modèle électrique à une seule diode.

L'organigramme de l'approche évolutionnaire proposé pour trouver les courbes optimales et ajustées à celles obtenues expérimentale est présenté par la figure III.2. Le procédé d'optimisation arrête le calcul évolutionnaire lorsque le critère d'arrêt soit satisfait.



**Figure III.1 : Organigramme de l'approche évolutionnaire proposée pour la détermination des paramètres électriques du module photovoltaïque**

### III.4.2 Définition des paramètres électriques

Dans cette application, les paramètres du modèle à une seule diode (4 paramètres) sont regroupés dans un vecteur appelé chromosome, ces paramètres sont optimisés par la minimisation de la fonction fitness en terme de qualité d'adaptation pour des données expérimentales exploitées.

Selon la caractéristique expérimentale  $I$ - $V$  du module photovoltaïque, il est important de trouver la meilleure configuration des paramètres pour ajuster les résultats simulés (expression implicite) en se basant sur les résultats expérimentaux. Les paramètres à ajuster peuvent être définis en tenant en compte la minimisation de l'erreur associée à l'optimisation.

Dans la simulation des modules photovoltaïques, la relation entre le vecteur d'entrée (la tension  $V$  et le chromosome  $C$ ) et la fonction implicite à ajuster le courant ( $I$ ) est donnée par l'expression:

$$I = h(V, C) \quad (\text{III.1})$$

ou : C'est le vecteur de paramètres de construction pour le modèle à simple diode du module photovoltaïque qui sera optimisé en utilisant les AGs.

Le nouveau modèle à simple diode qui sera ajusté par les AGs peut être défini comme:

$$I_{GA} = I_{ph} - I_{0\_GA} \cdot \left[ e^{\frac{q \cdot (V + R_{s\_GA} \cdot I)}{n_{GA} K \cdot T}} - 1 \right] - \frac{V + R_{s\_GA} \cdot I}{R_{sh\_GA}} \quad (III.2)$$

Les coefficients  $R_{s\_GA}$ ,  $R_{sh\_GA}$ ,  $I_{0\_GA}$  et  $n_{GA}$  représentent les paramètres d'ajustement (les éléments du vecteur C) qui vont être optimisés par les AGs afin d'identifier les paramètres électriques du modèle à simple diode ajusté du module photovoltaïque.

### III.4.3 Procédé d'évaluation (fonction de 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] :

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

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

## III.5 Résultats et discussion

### III.5.1 Implémentation des paramètres de la technique (AG)

Pour l'implémentation de la technique AGs, des règles de la boîte d'outil, sous MATLAB, de GA sont utilisées:

- Le tournoi: est la méthode utilisée pour la sélection, cette méthode sélectionne chaque parent par le choix aléatoire des individus puis elle choisi le meilleur individu pour être individu parent.

- Le croisement dispersé ‘Scattered cross over’: il crée un vecteur binaire aléatoirement, puis il sélectionne les gènes suivant le vecteur créé où le ‘1’ sélectionne le gène du premier parent et le ‘0’ sélectionne le gène du deuxième parent, la combinaison des gènes sélectionnés a le rôle de produire l’enfant de la prochaine génération.
- La mutation uniforme : est un processus en deux étapes. D’abord, l’algorithme choisit une fraction du vecteur d’entrées de l’individu pour la mutation, où chaque entrée a une probabilité d’être mutée (taux de mutation). Dans la deuxième étape, l’algorithme remplace chaque entrée choisie par un nombre aléatoire choisi uniformément à partir du vecteur d’entrées.

Notre processus d’optimisation est assuré par une population de 20 individus pour chaque génération et 300 générations. Les paramètres utilisés dans cette étude sont résumés dans le tableau III.2

Pour cette configuration, la fonction fitness était de Fitness de l’ordre de  $10^{-3}$  à  $10^{-4}$  et presque 100% des cas soumis ont été étudiés correctement. Ce résultat est obtenu après 50 évaluations des paramètres dans à peu près 5 minutes en utilisant Windows 7 avec un intel core i3(2.20Ghz) avec une RAM (4GB).

<b>Les paramètres de AGs</b>	<b>Valeurs</b>
La taille de la population	20
Les nombres Maximum de génération	100
Type de la fonction fitness	Proportionnel
La sélection	Tournoi
Les croisement	Dispersé
La mutation	Unifrom

**Tableau III.2 : Paramètres de GA utilisés dans cette application**

### **III.5.2 Extraction des paramètres électriques:**

Dans cette partie, on va optimiser les quatre paramètres du modèle à simple diode ajusté (Eq III.2) pour le panneau photovoltaïque considéré à une température ambiante et un éclairage différent.

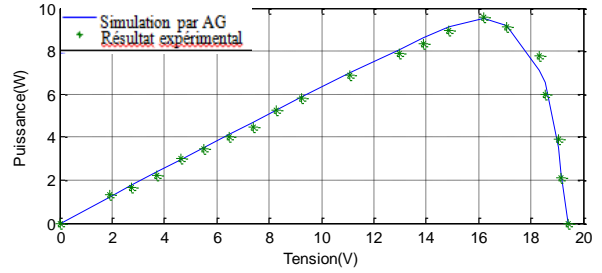
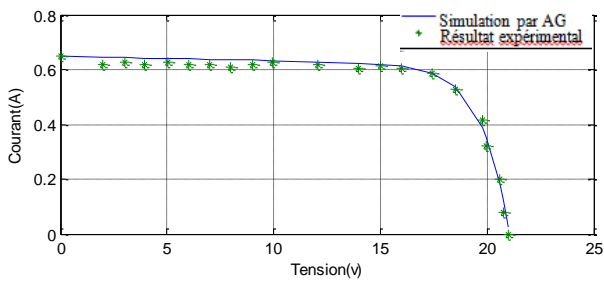
Le tableau (III.3) résume les résultats des paramètres électriques ( $R_s, R_{sh}, I_0, n$ ) extraits pour le module photovoltaïque pour les conditions de l’éclairage et à la température ambiante.

	<b>Paramètres électriques</b>	<b>Panneau Multi cristalline TITAN 12-50</b>
G=200 W/m <sup>2</sup>	I <sub>ph</sub> (A)	0.640960
	I <sub>o</sub> (A)	0.177.10 <sup>-7</sup>
	R <sub>s</sub> (Ω)	0.0834
	R <sub>sh</sub> (Ω)	611.613
	n	1.309
G=400 W/m <sup>2</sup>	I <sub>ph</sub> (A)	1.281920
	I <sub>o</sub> (A)	0.1508. 10 <sup>-7</sup>
	R <sub>s</sub> (Ω)	0.0832
	R <sub>sh</sub> (Ω)	305.871
	n	1.183
G=600 W/m <sup>2</sup>	I <sub>ph</sub> (A)	1.281920
	I <sub>o</sub> (A)	0.184. 10 <sup>-7</sup>
	R <sub>s</sub> (Ω)	0.176
	R <sub>sh</sub> (Ω)	123.536
	n	0.908
G=800 W/m <sup>2</sup>	I <sub>ph</sub> (A)	2.563840
	I <sub>o</sub> (A)	0.0820. 10 <sup>-7</sup>
	R <sub>s</sub> (Ω)	0.128
	R <sub>sh</sub> (Ω)	134.377
	n	0.928
G=1000 W/m <sup>2</sup>	I <sub>ph</sub> (A)	3.204800
	I <sub>o</sub> (A)	0.1011. 10 <sup>-7</sup>
	R <sub>s</sub> (Ω)	[0.1187
	R <sub>sh</sub> (Ω)	100.354
	n	0.936

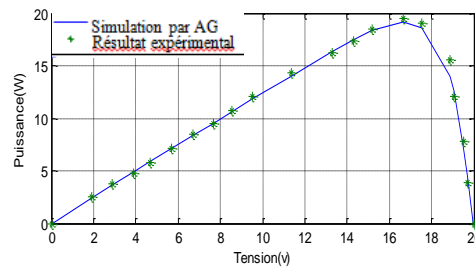
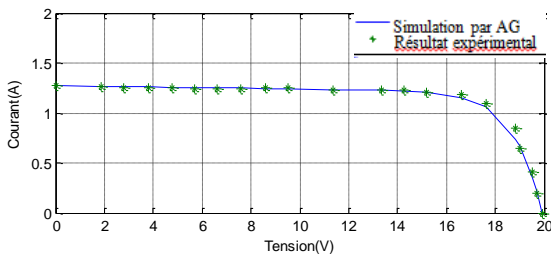
**Tableau III.3 : les paramètres extraits pour chaque valeur de l'éclairement des deux panneaux photovoltaïques.**

Une fois les paramètres électriques du circuit équivalent sont déterminés, on peut tracer la caractéristique I(V) à l'aide de l'expression du modèle à simple diode (Eq IV.2). La comparaison entre les caractéristiques expérimentales et les caractéristiques simulées sont illustrées dans la figure III.2.

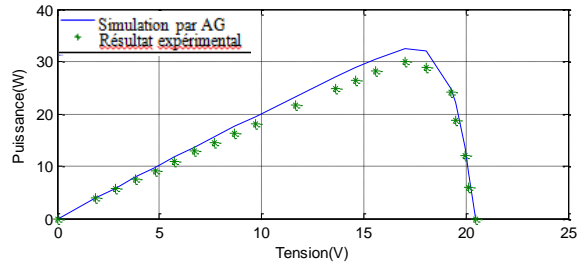
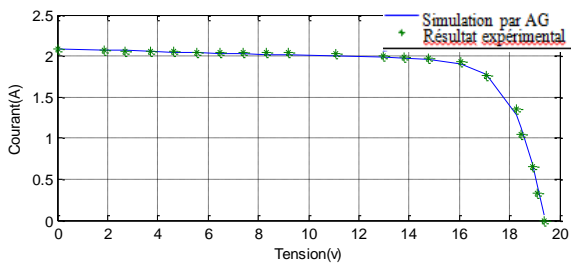
G=200



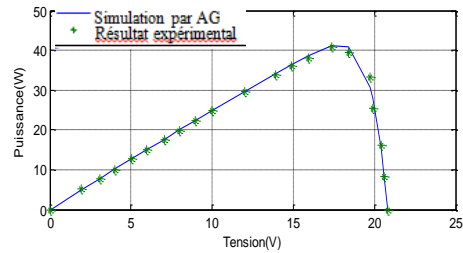
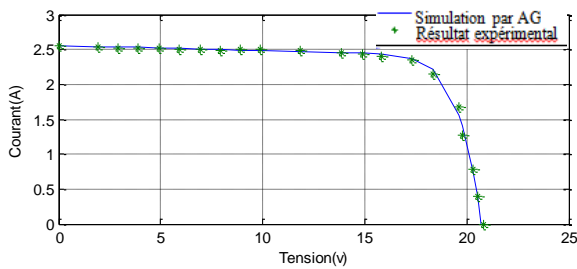
G=400



G=600



G=800



G=1000

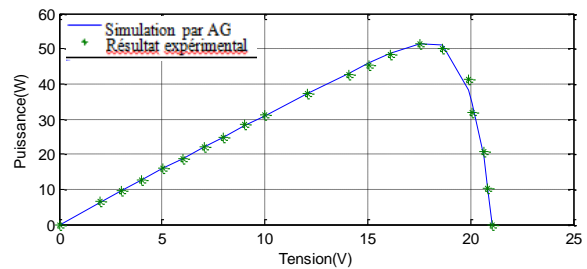
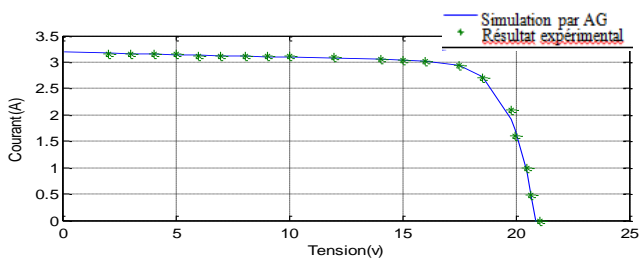


Figure III.2: Courbes expérimentales et simulées de la caractéristique I-V de module

La figure III.2 montre un bon accord entre les résultats expérimentaux et ceux prévus qui ont été obtenus par la technique des AGs, ce qui montre l'exactitude de notre approche proposée pour extraire les paramètres électrique des modules photovoltaïques.

### **III.6 Conclusion**

Le but principal recherché dans ce travail est l'extraction des paramètres électriques d'un panneau photovoltaïque de type TITAN 12-50. En se basant sur un modèle analytique à une seule diode, notre approche a été accomplie dans un temps relativement faible et fournis une solution optimale globale.

L'approche utilisée est appliqué sur une caractéristique expérimentale afin de tester sa validité. En comparant les résultats expérimentaux avec ceux obtenus par les AGs, on constate que les AGs donnent des résultats satisfaisants.

**CONCLUSION**

Générale

## CONCLUSION Générale

---

### CONCLUSION

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'un module photovoltaïque s'avère très important pour la description de ces performances. En effet, l'estimation des paramètres électriques d'un module photovoltaïque à partir de sa caractéristique  $I(V)$  sous éclairement 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.

Au cours de ce mémoire, la technique des algorithmes génétiques est adoptée comme moyen d'extraction des paramètres électriques d'un module photovoltaïque 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 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 un temps très faible et un nombre de génération n'est pas grand. Les résultats obtenus nous semblent très satisfaisants.

La technique basée sur l'approche des algorithmes génétiques est une voie très prometteuse dans la détermination des paramètres électriques d'un module photovoltaïque à partir des mesures expérimentales de leurs caractéristiques  $I(V)$ .

**Références**

**Bibliographies**

## Références Bibliographies

---

### Références Bibliographies

- [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.

## Références Bibliographies

---

- [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 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. Bensaïd, “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] JH. 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.

## Références Bibliographies

---

[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”, 2ème 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.

## Références Bibliographies

---

[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

Les performances d'un module photovoltaïque peuvent être décrites par la caractéristique I-V qui est affectée par les différents paramètres électriques. Dans ce travail, une technique évolutionnaire basée sur les algorithmes génétiques a été utilisée afin d'extraire les paramètres électriques d'un module photovoltaïque. Basant sur le modèle analytique du courant-tension d'une cellule solaire à une seule diode, ce dernier a été résolu et les résultats sont comparés à ceux expérimentaux où un bon accord est trouvé. De plus, la technique basée sur l'approche des algorithmes génétiques est une voie très prometteuse dans la détermination des paramètres électriques d'un module photovoltaïque à partir des mesures expérimentales de leurs caractéristiques I(V).

**Mots-clés:** photovoltaïque, cellules solaires, paramètres électriques

## Abstract

the performance of a photovoltaic module can be described by the I-V characteristic that is affected by the different electrical parameters. In this work, an evolutionary technique based on genetic algorithms was used to extract the electrical parameters of a photovoltaic module. Based on the analytical model of the current-voltage of a solar cell with a single diode, the latter has been solved and the results are compared to experimental ones where a good agreement is found. In addition, the technique based on the genetic algorithmic approach is a very promising way in determining the electrical parameters of a photovoltaic module based on experimental measurements of their I (V) characteristics.

**Keywords:** photovoltaic, solar cells, electrical parameters

## ملخص

يمكن وصف أداء الوحدة الكهروضوئية بواسطة الخاصية I-V التي تتأثر بالمعلمات الكهربائية المختلفة. في هذا العمل ، تم استخدام تقنية تطويرية مبنية على خوارزميات جينية لاستخلاص المعلمات الكهربائية لوحدة ضوئية. واستناداً إلى النموذج التحليلي للجهد الحالي للخلية الشمسية ذات الصمام الثنائي الواحد ، تم حل هذه الأخيرة وتمت مقارنة النتائج بالنتائج التجريبية حيث تم التوصل إلى اتفاق جيد. بالإضافة إلى ذلك ، فإن التقنية القائمة على المنهج الوراثي الخوارزمي هي طريقة واعدة جداً في تحديد المعلمات الكهربائية لوحدة ضوئية مبنية على قياسات تجريبية لخصائصها I (V).

**الكلمات المفتاحية:** الكهروضوئية، الخلايا الشمسية، المعلمات الكهربائية