

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L ENSEIGNEMENT SUPERIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE ABDERRAHMANE MIRA DE BEJAIA



FACULTE DE TECHNOLOGIE
DEPARTEMENT GENIE ELECTRIQUE

MEMOIRE DE FIN D'ETUDE

*Pour l'obtention du diplôme
Master en Automatique*

Thème

*Modélisation des systèmes
photovoltaïques avec des techniques
du soft computing*

Proposé et dirigé par :

M^r : O.GUENNOUNOU

Étudié par :

GHILAS Djamel

Promotion: 2011/2012

Avant tout, Je remercie notre Dieu le tout puissant de m'avoir donné la force d'atteindre mon but et d'accomplir mon travail

*Que mes remerciements les plus sincères s'adressent à mon promoteur Monsieur **O.GUENONOU** Maitre-Assistant à l'université de Bejaia pour ses conseils scientifiques, de sa disponibilité et son orientation avec professionnalisme et gentillesse.*

Je remercie tous les professeurs qui nous ont initiés aux différents modules de l'automatique et de l'électronique.

Mes remerciements vont également à messieurs les jurys qui m'ont fait l'honneur d'accepter de juger mon travail.

Je tiens à dédier ce modeste travail à:

A mon père et ma mère

A ma grande mère Sahra

A mes frères Lahlou, Billal et Fatah

A mon unique et aimable sœur Fahima et son fiancé Mhend

A ma très chère amie Dihya

*A ma tante Samira et son mari Nacer et leurs enfants Leticia, Chabane et
Imane*

A mes amis Lounas, Moussa, Nassim, Kaci, hamid et Djillali.

A toute la famille GHILAS

A toute les personnes que j'ai oubliées et que je n'ai pas citées.

Et à toute la promotion 2011/2012

GHILAS Djamel

Table des matières

| | |
|---|----|
| Introduction générale..... | 14 |
| Chapitre I: Notions générales et systèmes photovoltaïques | |
| I.1 Introduction..... | 16 |
| I.2 Rayonnement solaire | 16 |
| I.3 Spectre solaire | 16 |
| I.4 Mesure de rayonnement solaire..... | 17 |
| I.5 Conversion photovoltaïque..... | 18 |
| I.5.1 L'effet photovoltaïque | 18 |
| I.5.2 Cellule photovoltaïque | 18 |
| I.6 Technologie des cellules PV..... | 18 |
| I.7 Caractéristiques électriques d'une cellule photovoltaïque..... | 19 |
| I.7.1 Caractéristiques courant-tension d'une cellule photovoltaïque | 21 |
| I.8 Module photovoltaïque | 21 |
| I.9 Panneau solaire | 23 |
| I.10 Exploitation des systèmes photovoltaïques | 23 |
| I.11 Modélisation et simulation des systèmes photovoltaïque | 24 |
| I.11.1 Modèle à une diode | 24 |
| I.11.2 Modèle à deux diodes | 25 |
| I.12 Simulation du modèle à une seule diode | 28 |
| I.12.1 Influence des paramètres interne et externe sur la caractéristique (I-V) | 29 |
| I.12.1.1 Paramètre interne | 29 |
| I.12.1.2 Paramètres externes..... | 30 |
| I.13 Conclusion | 33 |

Chapitres II: Algorithme génétique

| | |
|---|----|
| Introduction | 35 |
| II.1 Algorithme génétique..... | 35 |
| II.2 Principe d'un algorithme génétique | 36 |
| II.3 Description détaillé | 37 |
| II.3.1 Codage | 37 |
| II.3.2 Génération de la population initiale | 39 |
| II.3.3 Evaluation | 39 |
| II.3.4 Sélection | 39 |
| II.3.5 Croisement | 40 |
| II.3.6 Mutation | 42 |
| II.3.7 Elitisme | 44 |
| II.4 Convergences des algorithmes génétiques | 44 |
| II.5 Avantages et inconvénients des algorithmes génétiques..... | 44 |
| II.5.1 Avantages des AGs | 44 |
| II.5.2 Inconvénients des AGs..... | 45 |
| II.6 Illustration du principe des AGs à travers un exemple..... | 45 |
| II.7 Conclusion..... | 47 |

Chapitre III: Optimisation et simulation d'un panneau photovoltaïque

| | |
|---|----|
| II.1 Introduction..... | 49 |
| III.2. Optimisation des paramètres d'un panneau photovoltaïque par AG..... | 49 |
| III.2.1 Structure du chromosome..... | 49 |
| III.2.2 Fonction objectif..... | 50 |
| III.2.3 Population initiale..... | 51 |
| III.2.4 Méthode de sélection..... | 51 |
| III.2.5 Croisement..... | 51 |
| III.2.6 Mutation..... | 51 |
| III.2.7 Paramètres de l'algorithme génétique..... | 52 |
| III.3 Optimisation et extraction des paramètres du Panneau SIEMENS SM-110-24..... | 52 |

| | |
|---|----|
| III.4 Influence des paramètres de l’algorithme génétique..... | 57 |
| III.4.1 Influence de la population initiale..... | 57 |
| III.4.2 Influence du Taux de mutation P_m | 58 |
| III.4.3 Influence du taux de croisement P_c | 58 |
| III.5 Conclusion..... | 59 |
| | |
| Conclusion générale..... | 60 |
| Bibliographie..... | 61 |
| Annexe..... | 64 |

Listes des figures

Chapitre I

| | |
|--|----|
| Figure I.1 : Spectre solaire hors atmosphère..... | 17 |
| Figure I.2 Schéma synthétique de l'effet photovoltaïque..... | 19 |
| Figure I.3 : illustre le principe de l'effet photovoltaïque à l'échelle de la cellule..... | 19 |
| Figure I.4:Caractéristique d'une cellule photovoltaïque..... | 21 |
| Figure I.5 : Module PV..... | 23 |
| Figure I.6: Vue en coupe d'un module PV..... | 23 |
| Figure I.7 : Cellule, module et panneau photovoltaïque..... | 24 |
| Figure I.8 : schéma électrique équivalent d'une cellule, modèle à une diode..... | 25 |
| Figure I.9 : schéma électrique équivalent d'un panneau, modèle à 1 diode..... | 25 |
| Figure I.10 : schéma électrique équivalent « modèle à 2 diodes » pour un panneau..... | 28 |
| Figure I.11 influence de la résistance série | 29 |
| Figure I.12 : influence de la résistance parallèle..... | 30 |
| Figure I.13 : Influence de l'éclairement sur la caractéristique I(V)..... | 31 |
| Figure I.14 : Influence de l'éclairement sur la caractéristique I(V)..... | 31 |
| Figure I.15 Influence de la température sur la caractéristique I(V)..... | 32 |
| Figure I.16 Influence de l'éclairement sur la caractéristique P(V)..... | 33 |

Chapitre II

| | |
|--|----|
| Figure II.1 : Organigramme d'un algorithme génétique..... | 36 |
| Figure II.2: Illustration schématique des codages binaires et réels | 38 |
| Figure II.3: la roulette | 40 |
| Figure II.4: Le tournoi entre deux individus avec rééligibilité..... | 40 |
| Figure II.5: Slicing crossover..... | 41 |
| Figure II.6: 3-point slicing Crossover..... | 41 |
| Figure II.7 : Mutation classique discrète..... | 42 |
| Figure II.8 : mutation continue..... | 43 |
| Figure II.9 : mutation adaptative | 43 |
| Figure II.10 : le meilleur score et la moyenne de la population à chaque génération..... | 46 |

Chapitre III

| | |
|--|----|
| Figure III.1 : Structure d'identification par algorithme génétique..... | 49 |
| Figure III.2 : Structure du chromosome..... | 50 |
| Figure III.3 : Caractéristique courant- tension I-V du modèle réel et modèle optimisé..... | 53 |
| Figure III.4 : Caractéristique puissance-tension P-V du modèle réel et modèle optimisé..... | 53 |
| Figure 5 : Évolution de la fonction objective en fonction des générations..... | 54 |
| Figure III.6 : Caractéristiques I(V) du modèle optimisé et du panneau PV..... | 55 |
| Figure III.7 : Erreur de modélisation..... | 56 |
| Figure III.8 : Caractéristiques I(V) pour $E_s=600 \text{ W/m}^2$ et $T= 20^\circ\text{C}$ | 56 |
| Figure III.9: Influence de la taille de la population sur l'AG..... | 57 |
| Figure III.10: influence du taux de mutation..... | 58 |
| Figure III.11: influence du taux de croisement P_c | 59 |

Liste des Tableaux

| | |
|--|----|
| Tableau III.1 : Intervalles de variations des paramètres..... | 51 |
| Tableau III.2: Paramètres de l'algorithme génétique..... | 52 |
| Tableau III.3 : Meilleurs chromosome et meilleurs objectif à travers les générations | 54 |
| Tableau III.4: paramètres du modèle..... | 55 |

λ : longueur d'onde (mm)

AM: masse d'aire

UV: ultraviolet

IR: infrarouge

E_s : ensoleillement dans le plan des panneaux (W/m^2)

W_c : Watt crête

MPPT: Maximum Power Point Tracking

P_m : puissance au point de fonctionnement (W)

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

V_{oc} : tension de circuit ouvert(V)

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

T_j : température de jonction des cellules ($^{\circ}C$)

q : la charge de l'électron (coulomb)

I_{sh} : courant traversant la résistance shunt (ohm)

ff: facteur de forme (fill factor)

P_{max} : puissance maximale(W)

V_{mp} : tension au point de fonctionnement(V)

I_{mp} : courant au point de fonctionnement(A)

η : rendement énergétique

S_a : Surface active de la cellule (m^2)

STC : Standard Test Condition

EVA: éthylène-vinyl-acétate

PV: photovoltaïque

KW: kilowatt

MW: mégawatt

TWh: terra watt heure

I-V: courant-tension

P-V: puissance-tension

n_s : nombre de cellule en série

n_p : nombre de branche en parallèle

i_{ph} : photo-courant d'une cellule (A)

I_{ph} : photo-courant du module photovoltaïque (A)

I_G : le courant délivré par le module photovoltaïque (A)

V_G : tension aux bornes du panneau (V)

RS : Résistance série du module (ohm).

r_s : Résistance série de la cellule (ohm).

Rsh : Résistances shunt du module (ohm).

r_{sh} : Résistance shunt de la cellule (ohm).

i_d : courant d'une diode(A)

I_d : courant de la diode de module photovoltaïque(A)

v_d : tension seille de la diode(V)

V_d : tension aux bornes de la diode du panneau(V)

E_{ref} correspond à l'ensoleillement de référence de 1000 W/m^2

T_{jref} température des panneaux de référence de 25°C .

P_1, P_2, P_3 et P_4 : des paramètres constants.

I_{sat} courant de saturation (A)

A facteur d'idéalité de la jonction

E_g : L'énergie de gap (eV).

N: taille de chromosome

Ω : espace de recherche

AG: algorithme génétique

α : coefficient de pondération

G_{enfants} : gènes des enfants

$G_{\text{père}}$: gènes de père

INTRODUCTION GENERALE

Avec l'arrivée du nouveau millénaire, les débats sur l'avenir énergétique de la planète se sont intensifiés compte tenu des besoins sans cesse croissants dans le domaine et les conséquences que cela peut engendrer à moyen terme. En effet, l'évolution démographique et le développement de certaines zones géographiques, comme l'Afrique, laissent présager une augmentation considérable de la consommation en énergie. A ce rythme, les réserves en énergies fossiles ne pourront assurer les besoins que pour quelques décennies encore, entraînant des situations de pénurie dont les prémices se sont fait ressentir à travers la crise du pétrole de ces dernières années. Les gisements de ressources énergétiques d'origines fossiles, même si elles offrent une alternative à court/moyen terme, posent quant à elles de réels problèmes environnementaux liés au traitement des déchets radioactifs et au démantèlement des centrales nucléaires obsolètes.

Une première piste à cette crise annoncée étant la diminution de la consommation énergétique, c'est ainsi que sont apparus sur le marché, ces dernières années, des appareils de faible consommation (réfrigérateurs, laves linge, ampoules basse consommation, ...). En parallèle, il faut développer de nouvelles sources d'énergie propres et renouvelables. A ce sujet, le soleil, le vent, la biomasse, la mer, ... apparaissent comme des énergies inépuisables et facilement exploitables. Ainsi, d'après l'Agence Internationale de l'énergie (AIE), si l'on prend l'exemple du soleil, une surface de 145000km² (4% de la surface des déserts arides) de panneaux photovoltaïques (PV) suffirait à couvrir la totalité des besoins énergétiques mondiaux.

Au-delà de toutes considérations hypothétiques, il apparaît que le photovoltaïque se présente comme une solution d'avenir car il offre une multitude d'avantages :

- la production de cette électricité renouvelable n'émet pas de gaz à effet de serre, il faut cependant réduire l'impact environnemental de la fabrication du système,
- la lumière du soleil étant disponible partout et quasi-inépuisable, l'énergie photovoltaïque est exploitable aussi bien en montagne, dans un village isolé que dans le centre d'une grande ville, et aussi bien au Sud que dans le Nord,
- l'électricité photovoltaïque peut être produite au plus près de son lieu de consommation, de manière décentralisée, directement chez l'utilisateur, ce qui la rend accessible à une grande partie de la population mondiale.

La situation géographique de l'Algérie favorise le développement et l'épanouissement de l'utilisation de l'énergie solaire .En effet vu l'importance de l'intensité du rayonnement reçu ainsi la durée de l'ensoleillement qui dépasse les dix heures par jour pendant plusieurs mois, notre pays couvre certains de ses besoin en énergie solaire.

Dans ce mémoire on va essayer de donner un schéma électrique équivalent d'une cellule solaire puis un module photovoltaïque, dont on le modélise par un modèle mathématique en suite on passe à l'identification et optimisation de ses paramètres par une technique de soft computing qui est les algorithmes génétiques qui connaissent actuellement un essor considérable dans le domaine de résolution des problèmes complexes d'optimisation, grâce à leur universalité, fiabilité et robustesse.

Ce mémoire est organisé en trois chapitres comme suit :

Le premier chapitre : est consacré tout d'abord à présenter l'état de l'art de l'énergie solaire. En suit on passe à la modélisation électrique d'un panneau photovoltaïque basée sur le modèle (à une diode, à deux diodes et polynomial). L'implémentation de modèle à une diode dans l'environnement MATLAB permet de simuler les différentes caractéristiques du module avec différentes grandeurs météorologiques.

Le deuxième chapitre : concerne les algorithmes génétiques. Nous présentons une description détaillée des algorithmes génétiques puis nous rappelons les définitions relatives à leur fonctionnement.

Le troisième chapitre : consiste à utiliser la technique d'optimisation AG pour rechercher les paramètres optimaux telle que p_1 , p_2 , p_3 , p_4 , facteur d'idéalité, la résistance shunt (parallèle) et la résistance sérié en fonction de la température et de l'ensoleillement pour une fonction fitness minimale. Ces paramètres sont enfin exploités pour présenter les caractéristiques électriques du panneau étudié.

En fin nous terminons ce mémoire par une conclusion générale.

Quelques dates

- 1839 : Le physicien français A. Becquerel découvre 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.
- 1954 : Première cellule photovoltaïque à haut rendement ; 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 4000 Km en Australie.

Objectif mémoire:

L'objectif de ce présent mémoire est la modélisation d'un panneau photovoltaïque à partir d'un schéma électrique (modèle à une seule diode) équivalent du panneau. Ensuite nous faisons une extraction et identification des paramètres de ce panneau avec une technique de soft computing qui les algorithmes génétiques.

I.1 Introduction

Le soleil reste jusqu'à présente la plus importante source d'énergie malgré la distance considérable qui le sépare de la terre ($150 \cdot 10^6$ de kilomètres) [1]. La puissance émise par le soleil sous forme de rayonnement est estimé à $90 \cdot 10^{15}$ GW, alors que la couche terrestre n'arrive à recevoir que $180 \cdot 10^6$ GW [1]. Arrivant à la terre, le rayonnement solaire subit de considérables modifications, dues principalement aux phénomènes d'absorption et de diffusion. De là, on introduit la notion de l'éclairement comme étant la densité de puissance reçue par une surface soumise à un flux lumineux, dans les conditions atmosphériques optimales. Cette densité de puissance atteinte 1 kW/m^2 pour un site situé au niveau de la mer.

L'Algérie dispose d'environ 3200 heures d'ensoleillement par an, bénéficiant d'une situation climatique favorable à l'utilisation de l'énergie solaire.

Dans ce chapitre on donne des rappels sur l'énergie solaire, la notion de l'effet photovoltaïque, et de la cellule solaire photovoltaïque. Ensuite on expose les caractéristiques d'une cellule photovoltaïque en fin on passe la modélisation d'une cellule puis un module photovoltaïque par un modèle mathématique à une seule diode

I.2 Rayonnement solaire :

Le soleil est une étoile parmi tant d'autres. Il a un diamètre de 1390000 km, soit environ 50 fois celui de la terre. Il est composé à 80% d'hydrogène, 19% d'hélium et 1% d'un mélange de 100 éléments, soit pratiquement tous les éléments chimiques connus.

Sa lumière, à une vitesse de 300000 km/s , met environ 8 minutes pour parvenir à la terre, sa distribution spectrale dans l'atmosphère est présentée par un maximum pour une longueur d'onde d'environ $0.5 \mu\text{m}$, La température de corps noir à la surface du soleil est d'environ 5780°K . [2]

I.3 Spectre solaire :

Le rayonnement électromagnétique est composé de «grains» de lumière appelés photons. L'énergie de chaque photon est directement liée à la longueur d'onde λ . Le spectre du rayonnement extraterrestre correspond environ à l'émission d'un corps noir porté à 5800 K. Une courbe standard, compilée selon les données recueillies par les satellites, est désignée sous le nom d'AM0. Sa distribution en énergie est répartie en [2]:

- Ultraviolet UV $0.20 < \lambda < 0.38 \text{ mm}$ 6.4%

- Visible $0.38 < \lambda < 0.78 \text{ mm}$ 48.0%
- Infrarouge IR $0.78 < \lambda < 10 \text{ mm}$ 45.6%

La Figure I.1 illustre le spectre solaire hors atmosphère.

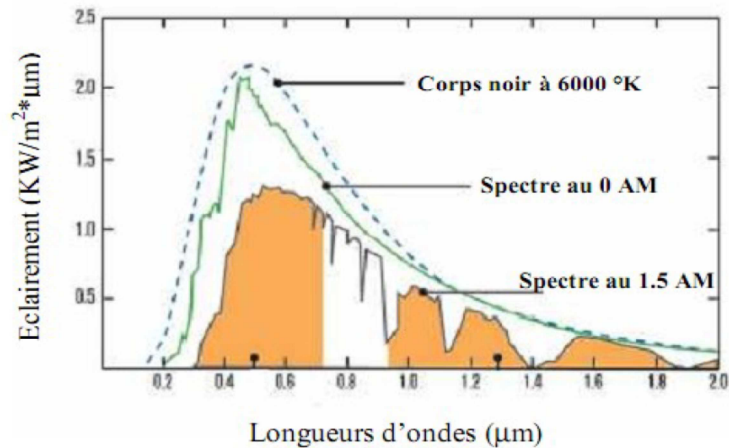


Figure I.1 : Spectre solaire hors atmosphère

I.4 Mesure de rayonnement solaire

L'insolation (E_s) correspond à l'intensité du rayonnement solaire reçu sur un plan à un moment donné. Il s'exprime habituellement en watts par mètre carré (W/m^2). L'insolation varie de zéro, au lever du soleil, à sa valeur maximale, typiquement au midi solaire. L'insolation peut également exprimer la quantité d'énergie solaire captée sur un plan pendant un intervalle déterminé. Il s'exprime habituellement en kilowattheure par mètre carré (kWh/m^2) [5].

Les valeurs quotidiennes d'insolation sont habituellement présentées sous forme de moyennes mensuelles pour différentes latitudes et inclinaisons à des endroits précis (afin de rendre compte de l'effet de conditions météorologiques différentes). Le plus souvent, on exprime l'insolation en « heures de soleil maximum », c'est-à-dire par le nombre équivalent d'heures par jour où l'éclairement est en moyenne de $1000 \text{ W}/\text{m}^2$. On distingue quatre types de rayonnement solaire que l'on peut mesurer par différents capteurs:

- ❖ **Rayonnement direct** : c'est le rayonnement reçu directement du soleil. Il peut être mesuré par un pyréliomètre.

- ❖ **Rayonnement diffus** : rayonnement provenant de toute la voûte céleste. Ce rayonnement est dû à l'absorption et à la diffusion d'une partie du rayonnement solaire par l'atmosphère et à sa réflexion par les nuages. Il peut être mesuré par un pyranomètre avec écran masquant le soleil.
- ❖ **Rayonnement solaire réfléchi** ou l'albédo du sol : c'est le rayonnement qui est réfléchi par le sol ou par des objets se trouvant à sa surface. Cet albédo peut être important lorsque le sol est particulièrement réfléchissant (eau, neige).
- ❖ **Rayonnement global** : correspond à la somme de tous les rayonnements reçus, y compris le rayonnement réfléchi par le sol et les objets qui se trouvent à sa surface. Il est mesuré par un pyranomètre ou un solarimètre sans écran.

I.5 Conversion photovoltaïque

La possibilité de transformer directement l'énergie lumineuse, et en particulier le rayonnement solaire en énergie électrique est apparue en 1954 avec la découverte de l'effet photovoltaïque. Cet effet utilise les propriétés quantiques de la lumière permettant la transformation de l'énergie incidente en courant électrique dont la cellule solaire ou photopile, est l'élément de base de cette conversion photovoltaïque.

I.5.1 L'effet photovoltaïque

L'effet photovoltaïque est un processus de transformation de l'énergie émise par le soleil, sous forme de photons (voir Figure I.2), en énergie électrique à l'aide de composant semi-conducteur appelé cellule solaire. L'effet photovoltaïque ne peut se produire que s'il existe une barrière de potentiel dans le semi-conducteur avant qu'il ne soit éclairé. Une telle barrière existe, par exemple, à l'interface entre deux volumes dopés différemment c'est à dire où l'on a introduit deux types différents d'impuretés à concentrations différentes, par exemple de type P-N. Parmi les matériaux semi-conducteurs les plus utilisés on trouve le silicium, le germanium, le sulfure de Gallium et l'arséniure de Gallium.

I.5.2 Cellule photovoltaïque

Le développement de la technologie photovoltaïque a été imitée par la volonté des entreprises des télécommunications d'installer des systèmes fonctionnant dans les endroits

éloignés des centres urbains (c.-à-d. loin des réseaux électriques). Le deuxième booster a été la « course à l'espace ». La cellule photovoltaïque a été et reste le meilleur moyen de fournir la quantité d'énergie requise pendant de longues périodes de séjours dans l'espace. Enfin la crise énergétique de 1973, a renouvelé et a élargi l'intérêt pour les applications terrestres.

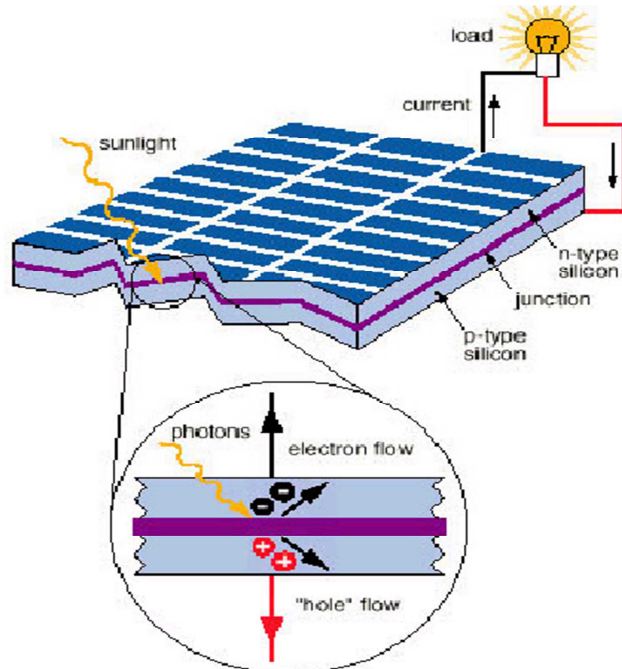


Figure I.2 Schéma synthétique de l'effet photovoltaïque

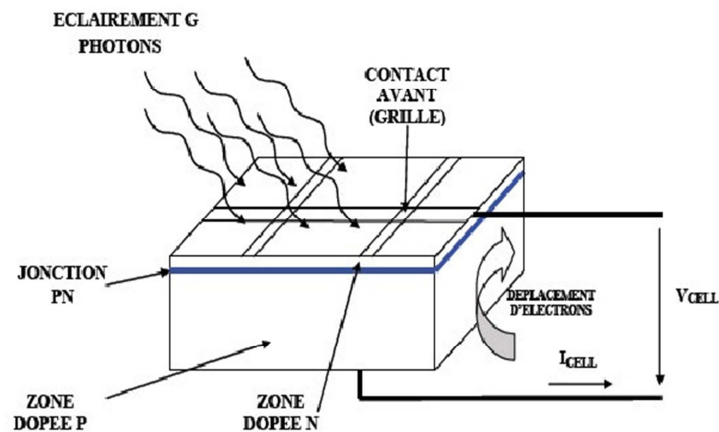


Figure I.3 : illustre le principe de l'effet photovoltaïque à l'échelle de la cellule.

I.6 Technologie des cellules PV

Plusieurs technologies sont actuellement développées pour réaliser des cellules photovoltaïques dont les degrés de maturité, de performance et de durée de vie sont très

différents. Les principales technologies industrialisées à ce jour sont le silicium mono- ou polycristallin et le silicium en couche mince.

❖ **Silicium Monocristallin**

La cellule de silicium monocristallin est historiquement la plus largement utilisée et commercialisée. La fabrication de cellules de silicium commence avec l'extraction du cristal de dioxyde de silicium. Ce matériel est désoxydé dans de grands fours, purifié et solidifié. Ce processus a atteint une pureté de 98 et 99% ce qui permet un rendement énergétique fort (en effet, plus le revêtement de la cellule est pur, plus l'effet photovoltaïque est facilité). Le silicium est alors fusionné avec une petite quantité de dopant, normalement le bore qui est de type P puis coupé en fines tranches d'environ 300 μm . Après la coupe et le nettoyage des impuretés des tranches, des impuretés de type N sont introduites via un processus de diffusion contrôlée. Parmi les cellules photovoltaïques utilisant le silicium comme matériau de base, les monocristallins sont, en général, celles qui ont les meilleures performances. Ainsi, les cellules solaires commerciales obtenues avec le procédé décrit peuvent atteindre un rendement de 15 à 18%.

❖ **Silicium polycristallin**

Les cellules en silicium polycristallin sont moins coûteuses que celles en silicium monocristallin car les processus de préparation des cellules sont moins stricts. Leur efficacité est cependant plus faible. Le processus de production est semblable à celui présenté précédemment dans le cas de la fabrication de cellule en silicium mais avec un contrôle moins rigoureux. Il en résulte que les cellules obtenues sont moins coûteuses mais aussi moins efficaces (12,5% de rendement en moyenne). Leur intérêt réside dans la multiplicité des formes sous laquelle le revêtement peut se présenter : lingots à découper, ruban ou fil à déposer, ... Chaque technique permet de produire des cristaux ayant des caractéristiques spécifiques, compris la taille, la morphologie et la concentration des impuretés.

❖ **Silicium amorphe**

Les cellules de silicium amorphe diffèrent des cellules présentées précédemment puisque leur structure présente un haut degré de désordre dans la structure des

atomes. L'utilisation de silicium amorphe pour les cellules solaires a montré de grands avantages à la fois au niveau des propriétés électriques et le processus de fabrication (processus simple, faiblement consommateur d'énergie, peu coûteux, possibilité de produire des cellules avec grands secteurs). Mais, même avec un coût réduit pour la production, l'utilisation du silicium amorphe a deux inconvénients: le premier est le rendement de conversion faible par rapport aux cellules de mono et polycristallin de silicium. Le deuxième est le fait que les cellules sont affectées par un processus de dégradation dans les premiers mois d'opération, réduisant ainsi leur durabilité.

I.7 Caractéristiques électriques d'une cellule photovoltaïque

I.7.1 Caractéristiques courant-tension d'une cellule photovoltaïque

La caractéristique courant-tension de la cellule photovoltaïque est représentée par la Figure I.4.

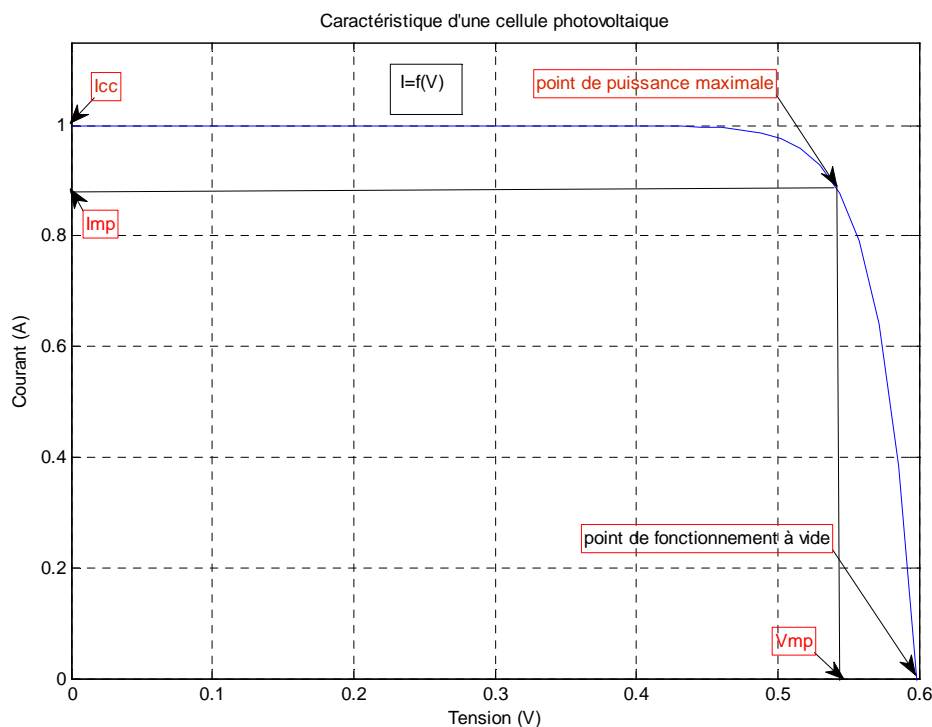


Figure I.4:Caractéristique d'une cellule photovoltaïque.

A partir de cette caractéristique on déduit les paramètres électriques propres à la cellule et notamment :

➤ **Courant de court-circuit, I_{cc}**

Il s'agit du courant obtenu en court-circuitant les bornes de la cellule. Il croît linéairement avec l'intensité d'illumination de la cellule et dépend de la surface éclairée, de la longueur d'onde du rayonnement, de la mobilité des porteurs et de la température.

➤ **Tension à circuit ouvert, V_{oc}**

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

$$V_{co} = \frac{KT_j}{q} \ln \left(\frac{I_{cc}}{I_{sh}} + 1 \right) \quad (I.1)$$

➤ **Facteur de forme, ff**

La puissance fournie au circuit extérieur par une cellule photovoltaïque sous éclairage dépend de la résistance de charge (résistance externe placée aux bornes de la cellule). Cette puissance est maximale (notée P_{max}) pour un point de fonctionnement $P_m (I_{mp}, V_{mp})$ de la courbe courant-tension (courants compris entre 0 et I_{cc} et tension comprise entre 0 et V_{oc}). Ce point P_m est obtenu en modifiant la valeur de la résistance externe. Le nom "facteur de forme" (fill factor) dérive de la représentation graphique, il est défini par la relation suivante:

$$ff = \frac{P_m}{V_{oc} * I_{cc}} = \frac{V_{mp} * I_{mp}}{V_{oc} * I_{cc}} \quad (I.2)$$

avec :

I_{mp} : Courant à la puissance maximale de fonctionnement de la cellule photovoltaïque.

V_{mp} : Tension à la puissance maximale de fonctionnement de la cellule photovoltaïque.

➤ **Le rendement énergétique η**

Le rendement énergétique d'une cellule est défini par le rapport entre la puissance électrique maximale (P_m) et la puissance du rayonnement solaire qui arrive sur la cellule photovoltaïque:

$$\eta = \frac{P_m}{E * S_a} \quad (I.3)$$

avec :

– E : Eclairage (W/m^2) ;

- S_a : surface active de la cellule (m^2) ;
- P_m : puissance maximale mesurée dans les conditions de référence (STC : *Standard Test Condition*), c'est-à-dire sous l'ensoleillement de 1000 W/m^2 , spectre AM 1.5 et à la température de 25°C .

I.8 Module photovoltaïque

Pour produire plus de puissance, les cellules solaires sont assemblées pour former un module comme le montre la Figure (I.5). 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. Comme illustré par la Figure I.6, ces cellules sont protégées de l'humidité par encapsulation dans un polymère EVA (éthylène-vinyl- acétate) et protégées sur la surface avant d'un verre et de bonne résistance mécanique, et sur la surface arrière d'une couche de polyéthylène.

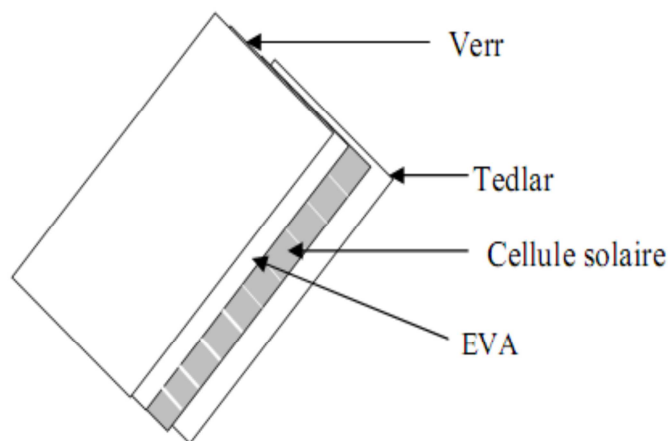
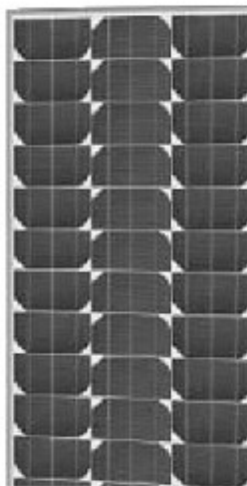


Figure I.5 : Module PV.

Figure I.6: Vue en coupe d'un module PV.

I.9 Panneau solaire

Afin d'obtenir des puissances de quelques KW à quelques MW, sous une tension convenable, il est nécessaire d'associer les modules en série (augmenté la tension) et en parallèle (augmenté le courant) pour former un panneau ou champ PV.(voir Figure I.7)

La quantité d'électricité dans l'ensemble des composants du panneau PV dépend :

- Des besoins en électricité
- De la taille du panneau
- De l'ensoleillement du lieu d'utilisateur

- De la saison d'utilisateur

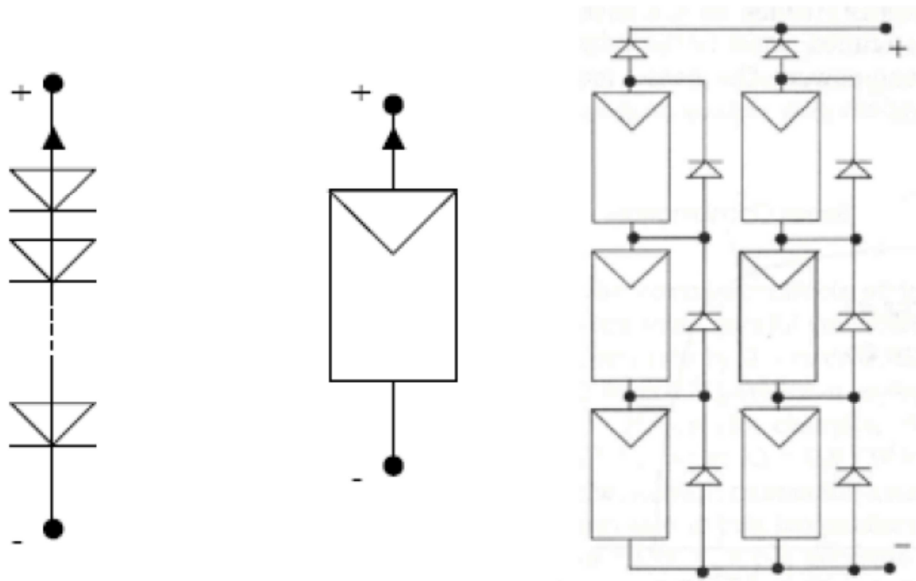


Figure I.7 : Cellule, module et panneau photovoltaïque

I.10 Exploitation des systèmes photovoltaïques

L'énergie photovoltaïque est exploitée dans une large gamme d'applications :

- électrification rurale (éclairage, réfrigération...),
- télécommunications (relais hertzien, relais T.V., relais radiotéléphone...),
- pompage,
- signalisation (routière, aérienne, maritime...),
- détection,
- protection (commandes de vannes de sécurité, système d'alarme...),
- stations de mesures (stations automatiques météorologiques, mesures de débit, de niveau, comptage de trafic),...

On distingue trois modes d'exploitation d'un panneau PV : autonome, connecté au réseau et hybride.

I.11 Modélisation et simulation des systèmes photovoltaïque

Pour obtenir le modèle du générateur photovoltaïque, il faut tout d'abord retrouver le circuit électrique équivalent de cette source. De nombreux modèles mathématiques, ont été développés pour représenter leur comportement très fortement non linéaire qui résulte de celui des jonctions semi-conductrices qui sont à la base de leurs réalisations. On rencontre dans la littérature plusieurs modèles mathématiques du panneau photovoltaïque (modèle à une diode,

à deux diodes,...), qui ont été développés, dont le but est d'obtenir les caractéristiques courant-tension I-V, puissance-tension P-V pour l'étude des performances des systèmes photovoltaïques.

I.11.1 Modèle à une diode

C'est le modèle le plus classique de la littérature, il fait intervenir un générateur de courant pour la modélisation du flux lumineux incident, une diode pour les phénomènes de polarisation de la cellule et deux résistances (série et shunt) pour les pertes. Le modèle d'une cellule est celui de la figure ci-dessous :

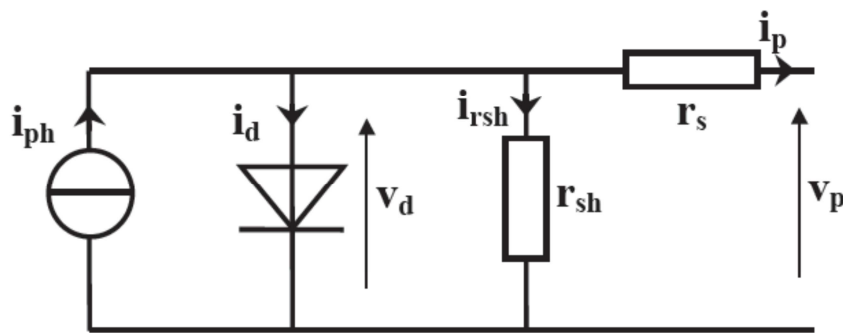


Figure I.8 : schéma électrique équivalent d'une cellule, modèle à une diode

Chaque groupe de panneaux est une association série/ parallèle de n_s et n_p cellules élémentaires, n_s étant le nombre de cellules en séries sur une branche et n_p le nombre de branches en parallèles. Si toutes les cellules sont identiques et fonctionnent dans les mêmes conditions, nous obtenons le générateur photovoltaïque illustré par la figure I.9 :

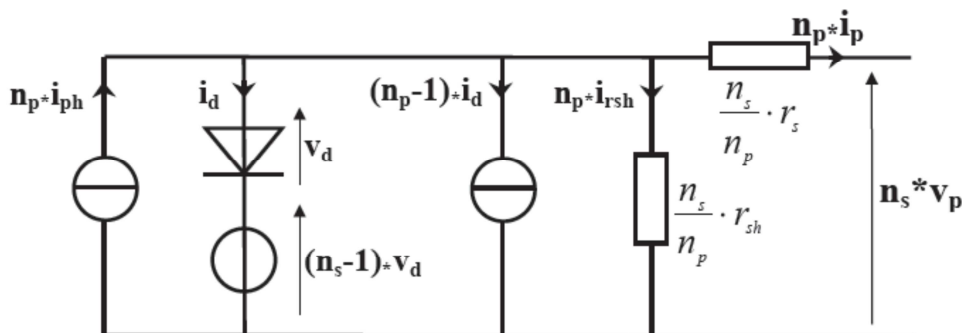


Figure I.9 : schéma électrique équivalent d'un panneau, modèle à 1 diode

Nous utiliserons dans ce qui suit les notations suivantes :

$$\left\{ \begin{array}{l} I_{ph} = n_p \cdot i_{ph} \\ I_G = n_p \cdot i_p \\ I_d = n_p \cdot i_d \\ I_{rsh} = n_p \cdot i_{rsh} \\ V_d = n_s \cdot v_d \\ V_G = n_s \cdot v_p \\ R_s = \frac{n_s}{n_p} \cdot r_s \\ R_{sh} = \frac{n_s}{n_p} \cdot r_{sh} \end{array} \right. \quad (I.4)$$

Ce modèle comporte quatre variables. Les deux variables d'entrées sont :

- E_s ensoleillement dans le plan des panneaux (W/m^2) ;
- T_j température de jonction des cellules ($^{\circ}\text{C}$).

Les deux variables de sorties sont :

- I_G courant fourni par e panneau (A) ;
- V_G tension aux bornes du panneau (V)



Nous obtenons alors l'équation caractéristique pour un générateur PV déduite du schéma électrique équivalent :

$$I_G = I_{ph} - I_d - I_{rsh} \quad (I.5)$$

Le photo-courant I_{ph} est directement dépendant de l'ensoleillement et de la température des panneaux et peut se mettre sous la forme :

$$I_{ph} = P_1 \cdot E_s [1 + P_2 (E_s - E_{ref}) + P_3 (T_j - T_{jref})] \quad (I.6)$$

E_{ref} correspond à l'ensoleillement de référence de 1000 W/m^2 et T_{jref} à la température des panneaux de référence de 25°C .

P_1, P_2, P_3 sont des paramètres constants relatifs au panneau photovoltaïque.

Le courant de polarisation de la jonction PN, I_d est donné par l'expression :

$$I_d = I_{sat} \left[\exp \left(\frac{q}{K.A.n_s.T_j} (V_G + R_s I_G) \right) - 1 \right] \quad (I.7)$$

Ou :

- I_{sat} courant de saturation
- K constante de Boltzmann ($1,38 \cdot 10^{-23} \text{ J/K}$)
- q charges élémentaires ($1,6 \cdot 10^{-19} \text{ Colomb}$)
- A facteur d'idéalité de la jonction

Le courant de saturation est :

$$I_{sat} = P_4 \cdot T_j^3 \cdot \exp \left(-\frac{E_g}{KT_j} \right) \quad (I.8)$$

Ou E_g est l'énergie de gap et P_4 est un paramètre constant du panneau.

Enfin, le courant de shunt s'écrit sous forme :

$$I_{sh} = \frac{V_G}{R_{sh}} \quad (I.9)$$

Nous pouvons alors écrire l'équation finale du délivré par le panneau :

$$I_G = P_1 \cdot E_s [1 + P_2 (E_s - E_{ref}) + P_3 \cdot (T_j - T_{jref})] - \frac{V_G}{R_{sh}} - P_4 \cdot T_j^3 \exp \left(-\frac{E_g}{KT_j} \right) \cdot \left[\exp \left(\frac{q}{K.A.n_s.T_j} (V_g + R_s I_G) \right) - 1 \right] \quad (I.10)$$

Nous pouvons noter que nous obtenons une fonction implicite de la forme :

$$I_G = f(I_G, V_G, E_s, T_j) \quad (\text{I.11})$$

Avec 6 paramètres $P_1, P_2, P_3, P_4, R_s, R_{sh}$ à déterminer.

I.11.2 Modèle à deux diodes

Nous avons, cette fois-ci, deux diodes pour représenter les phénomènes de polarisation de la jonction P-N. Ces diodes symbolisent la recombinaison des porteurs minoritaires, d'une part en surface du matériau et d'autre part dans le volume du matériau. Le schéma du générateur photovoltaïque devient dans ce cas celui de la figure suivante :

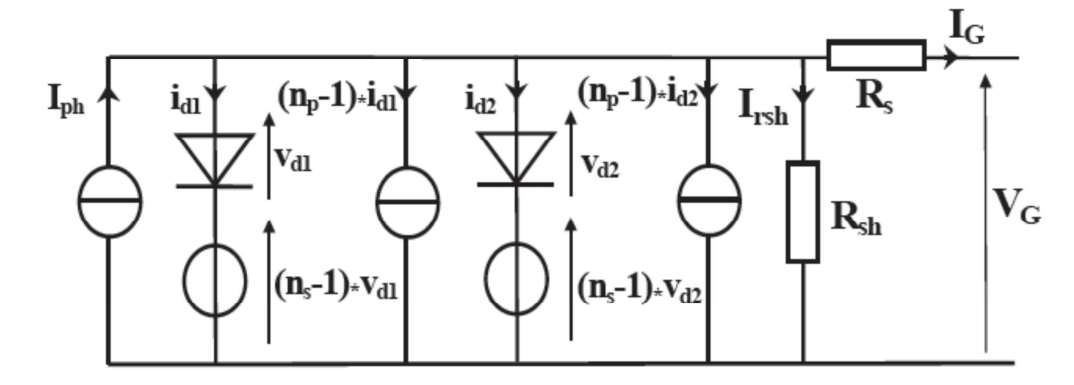


Figure I.10 : schéma électrique équivalent « modèle à 2 diodes » pour un panneau

Nous avons :

$$I_G = I_{ph} - I_{d1} - I_{d2} - I_{rsh} \quad (\text{I.12})$$

Avec I_{ph} et I_{rsh} qui gardent les mêmes expressions que précédemment. Pour les courants de recombinaison, nous avons :

$$I_{d1} = I_{sat1} \cdot \left[\exp\left(\frac{q}{K.A.n_s T_j} (V_G + R_s I_G)\right) - 1 \right] \quad (\text{I.13})$$

$$I_{d2} = I_{sat2} \cdot \left[\exp\left(\frac{q}{2.K.A.n_s T_j} (V_G + R_s I_G)\right) - 1 \right] \quad (\text{I.14})$$

Les courants de saturation sont donnés par :

$$I_{sat1} = P_4 \cdot T_j^3 \cdot \exp\left(-\frac{E_g}{KT_j}\right) \quad (\text{I.15})$$

$$I_{sat2} = P_5 \cdot T_j^3 \cdot \exp\left(-\frac{E_g}{2.K.T_j}\right) \quad (\text{I.16})$$

Nous pouvons alors écrire l'équation finale du courant généré par le panneau :

$$I_G = P_1 \cdot E_s \left[1 + P_2 (E_s - E_{ref}) + P_3 \cdot (T_j - T_{jref}) \right] - \frac{V_G}{R_{sh}} - P_4 \cdot T_j^3 \exp\left(-\frac{E_g}{KT_j}\right) \cdot \left[\exp\left(\frac{q}{K.A.n_s T_j} (V_G + R_s I_G)\right) - 1 \right] - P_5 \cdot T_j^3 \exp\left(-\frac{E_g}{2.K.T_j}\right) \cdot \left[\exp\left(\frac{q}{2.K.A.n_s T_j} (V_G + R_s I_G)\right) - 1 \right] \quad (\text{I.17})$$

Avec 7 paramètres $P_1, P_2, P_3, P_4, P_5, R_s, R_{sh}$ à déterminer.

I.12 Simulation du modèle à une seule diode

Dans ce qui suit, nous allons étudier par simulation les caractéristiques.

I.12.1 Influence des paramètres interne et externe sur la caractéristique (I-V)

I.12.1.1 Paramètre interne

A. Influence de la résistance série :

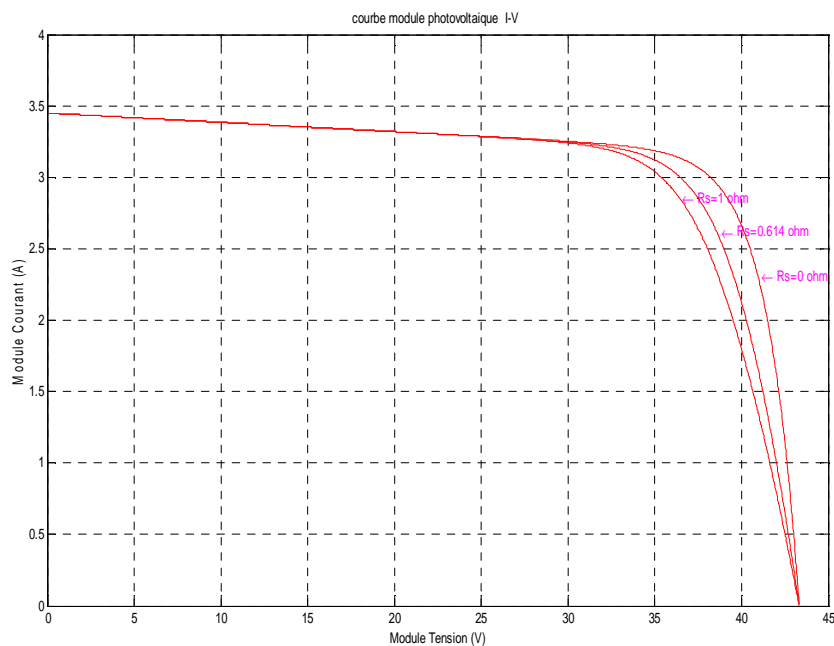


Figure I.11 influence de la résistance série

La figure I.11 montre l'influence de la résistance série sur la caractéristique I(V) du module. Celle-ci se traduit par la diminution de la pente de (I-V) dans la zone où le

module fonctionne comme générateur de tension, et qui ne modifié pas la tension du circuit ouvert.

Mais lorsque R_s est anormalement élevée elle peut diminuer notablement le courant de court-circuit I_{cc} .

B. Influence de la résistance parallèle :

La figure I.12 montre l'influence de la résistance parallèle sur la caractéristique (I-V) :

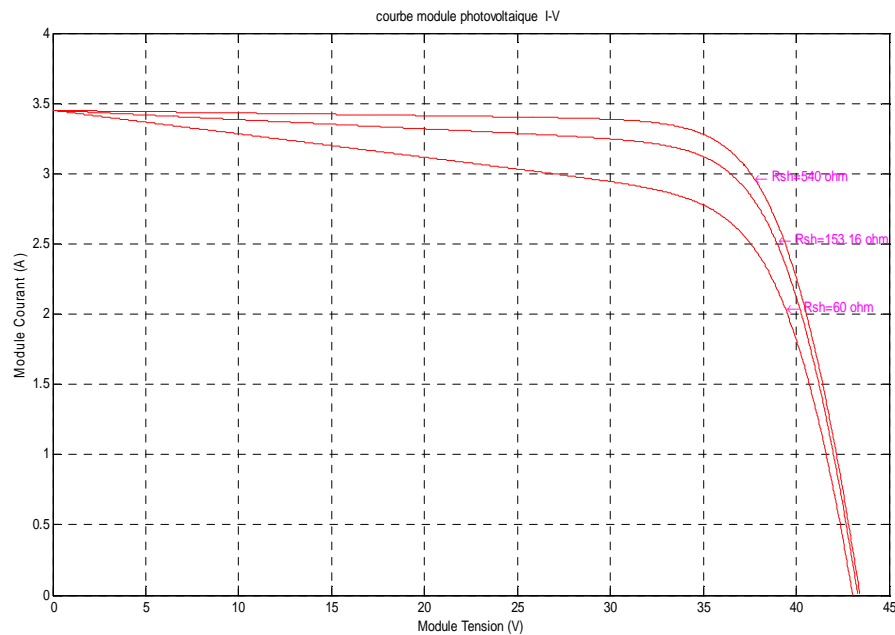


Figure I.12 : influence de la résistance parallèle

Comme on peut le constater, la diminution résistance shunt se traduit par un une légère diminution de la tension de circuit ouvert, et une augmentation de la pente de la caractéristique du module photovoltaïque dans la zone où elle fonctionne comme un générateur de courant presque constant. La résistance R_{sh} a pour l'origine les imperfections de la qualité de la jonction PN et elle est responsable de l'existence des courants de fuite.

I.12.1.2 Paramètres externes

A. Influence de l'ensoleillement

L'augmentation de l'ensoleillement (voir figure I.13) se traduit par un déplacement de la caractéristique $I=f(V)$ suivant l'axe des courants. L'accroissement du courant de court-circuit est beaucoup plus important que celui de la tension à circuit ouvert étant donné que

le courant de court-circuit est une fonction linéaire de l'éclairement, alors que celle de la tension à circuit ouvert est logarithmique.

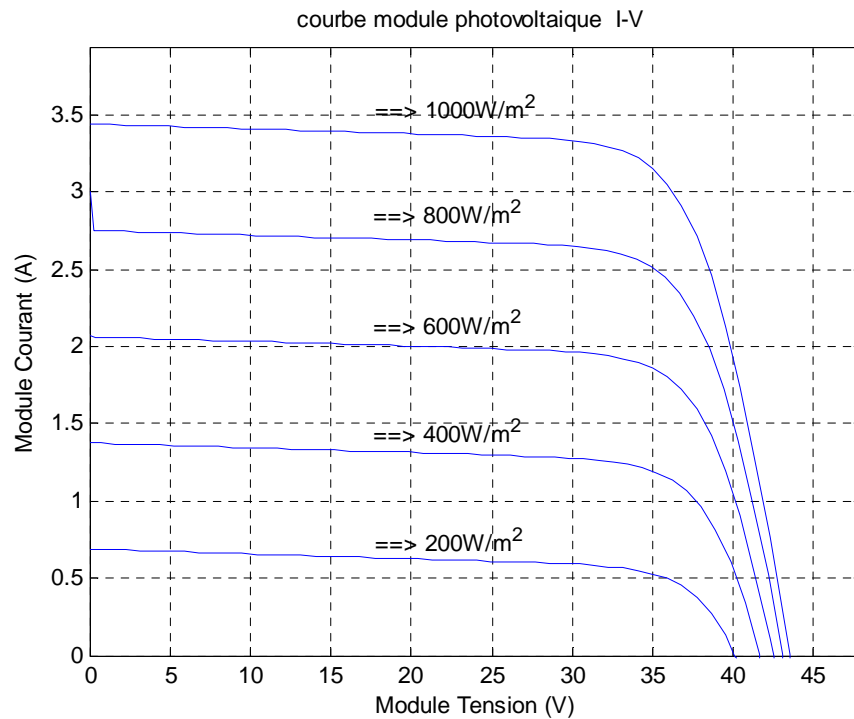


Figure I.13 : Influence de l'éclairement sur la caractéristique I(V)

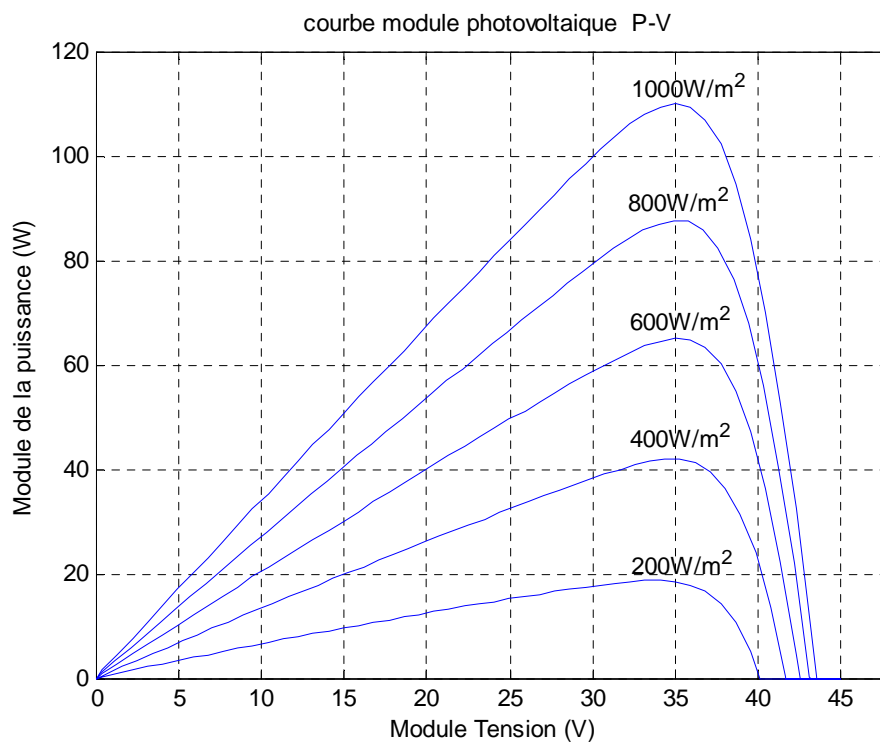


Figure I.14 : Influence de l'éclairement sur la caractéristique I(V)

La puissance optimale P_m augmente avec l'augmentation de l'éclairement. Mais, les points de tension qui correspondent à la puissance optimale varient peu.

B. Influence de la Température

La température est un paramètre important dans le comportement des cellules. (voir figure I.15) montre que l'augmentation de la température entraîne une diminution nette de la tension de circuit ouvert et une augmentation du courant de court-circuit, ainsi qu'une diminution de la puissance maximale (une variation 20°C entraîne une diminution de 10 watts de la puissance maximale).

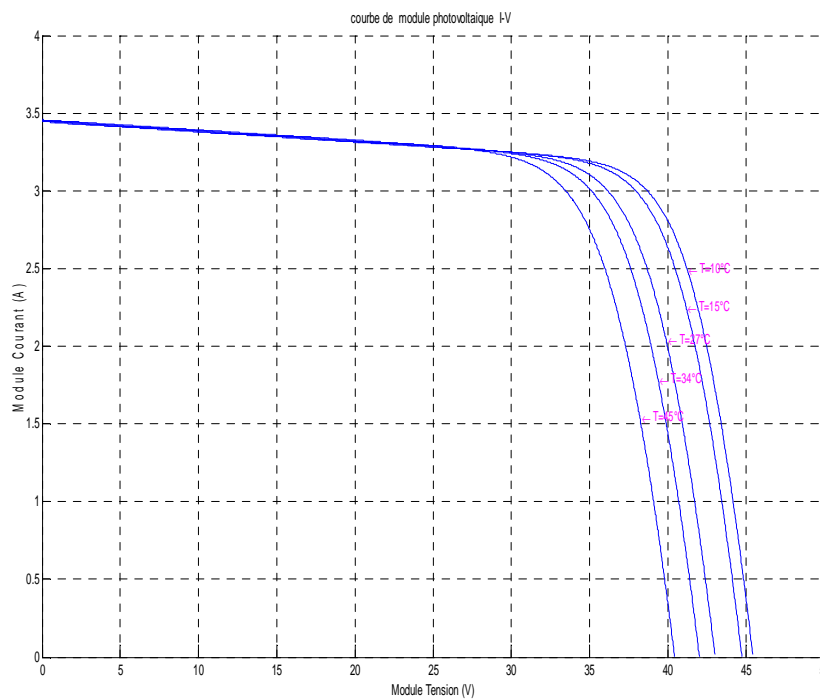


Figure I.15 Influence de la température sur la caractéristique I(V)

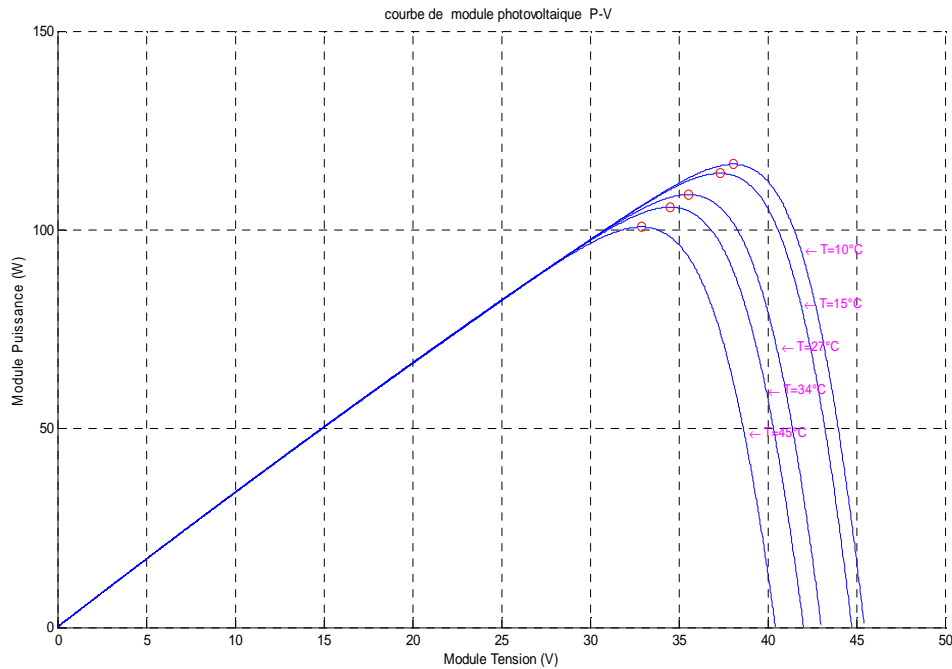


Figure I.16 Influence de l'éclairement sur la caractéristique P(V)

I.13 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exposé quelques notions générales sur les systèmes photovoltaïques. On a passé à la modélisation d'une cellule puis un module photovoltaïque dont on le besoin pour l'optimiser avec une des techniques de soft qui est la méthode des algorithmes génétiques qu'on va exposer dans le chapitre suivant.

Dans ce chapitre nous avons utilisés le modèle empirique à une diode pour simuler le fonctionnement du module PV pour différentes conditions d'ensoleillement et de température. Le principal intérêt de ce modèle réside dans sa simplicité et sa facilité de mise en œuvre à partir des caractéristiques techniques du constructeur.

Introduction

Les outils de l'intelligence artificielle sont de plus en plus utilisés dans la conception, la modélisation et la commande des systèmes complexes tels que les robots, les procédés biologiques, les véhicules routiers... . On entend par outils intelligents les techniques du soft computing à savoir : les réseaux de neurones, la logique floue et les algorithmes génétiques. Dans ce chapitre, nous allons nous intéresser uniquement aux algorithmes génétiques qui ont connu ces vingt dernières années un développement considérable grâce à l'augmentation immense de la puissance des calculateurs et notamment suite à l'apparition des architectures massivement parallèles qui exploitent leur parallélisme intrinsèque.

II.1 Algorithme génétique

Les algorithmes génétiques sont des méthodes stochastiques basées sur une analogie avec des systèmes biologiques. Ils reposent sur un codage de variables organisées sous forme de structures chromosomiques et prennent modèle sur les principes de l'évolution naturelle de Darwin pour déterminer une solution optimale au problème considéré. Ils ont été introduits par Holland (Holland, 1975) pour des problèmes d'optimisations complexes.

Contrairement aux méthodes d'optimisations classiques, ces algorithmes sont caractérisés par une grande robustesse et possèdent la capacité d'éviter les minimums locaux pour effectuer une recherche globale. De plus, ces algorithmes n'obéissent pas aux hypothèses de dérivabilité qui contraignent pas mal de méthodes classiques destinées à traiter des problèmes réelles.

Le fonctionnement des algorithmes génétique est basé sur les phases suivantes :

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

Schéma général d'un algorithme génétique :

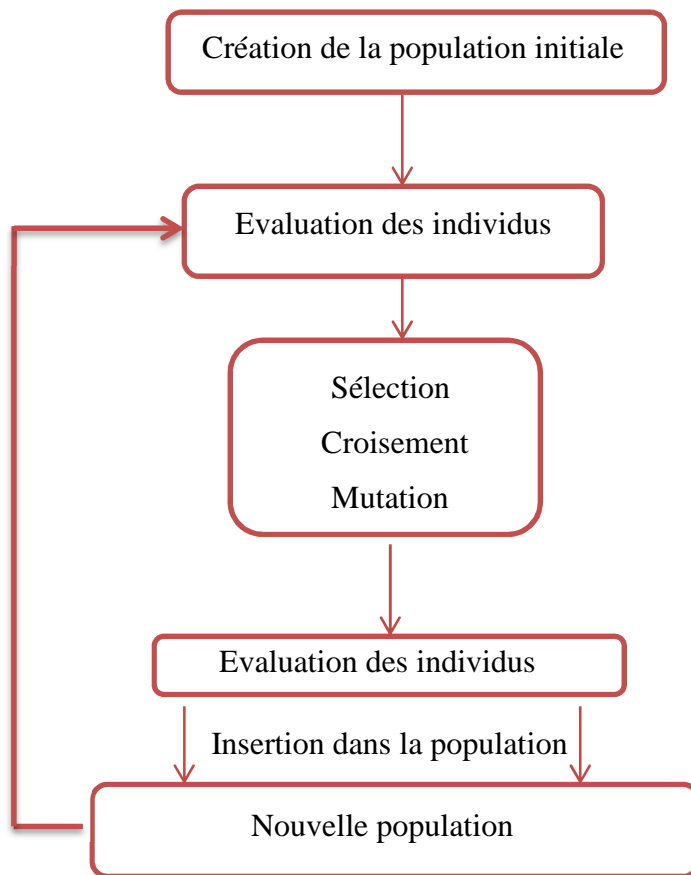


Figure II.1 : Organigramme d'un algorithme génétique

II.2 Principe d'un algorithme génétique

Les algorithmes génétiques sont inspirés des mécanismes de la sélection naturelle et de la génétique. Ils utilisent les principes de la survie des individus les mieux adaptés. C'est Holland qui a posé les fondements théoriques des algorithmes génétiques, passant du paradigme Darwinien de l'évolution naturelle à celui de l'évolution artificielle. Une nouvelle étape est franchie lorsque les travaux de Goldberg, vers le milieu des années quatre-vingt, donnent aux algorithmes génétiques leurs lettres de noblesse en tant que méthode d'optimisation.

Pour optimiser une fonction objectif donnée f dans un espace de recherche Ω , on définit une fonction de performance « fitness » reliée à cette fonction objectif. Les algorithmes génétiques maximisent ou minimisent souvent la fonction performance afin de s'adapter au principe Darwinien.

Les grandes étapes d'un algorithme génétique sont :

Étape 1: Optimisation par algorithme génétique consiste à initialiser une population avec une méthode complètement aléatoire. La population se compose d'un ensemble d'individus (points dans l'espace de recherche), solutions possibles du problème.

Un individu, appelé généralement « chromosomes », est constitué de gènes en chaîne de bits codés souvent en binaire « 0-1 ». À chaque individu, on attribue une fonction performance évaluant le mérite de cet individu en tant que solution possible du problème. La population évolue en une succession de générations en respectant le principe que les individus les plus adaptés (en termes de valeurs de la fonction performance) survivent et se reproduisent.

Étape 2: est la reproduction, dont la phase la plus importante est la sélection. Les opérateurs de sélection s'appliquent sur une population pour créer une population intermédiaire. Dans le but d'explorer le domaine de recherche, les opérateurs de croisement et mutation s'appliquent en suite sur la population intermédiaire pour créer une nouvelle population. Le croisement est un opérateur de reproduction qui donne naissance à deux nouveaux individus en échangeant des parties de deux individus qualifié de parents. L'opérateur de mutation consiste pour sa part à perturber les valeurs de quelques gènes de chromosomes dans le but d'augmenter les capacités d'exploration du domaine de recherche. Une fois la nouvelle population constituée, a priori plus performant que la précédente, on examine une condition d'arrêt. Si la condition d'arrêt, définie par l'utilisateur, est satisfaite on met fin processus de calcul. Dans le cas contraire, on retourne à la deuxième étape, c'est-à-dire la reproduction, et le processus se poursuit jusqu'à la satisfaction de critère d'arrêt.

II.3 Description détaillé

II.3.1 Codage

Le premier pas dans l'implantation des algorithmes génétiques est de créer une population d'individus initiaux. En effet, les algorithmes génétiques agissent sur une population d'individus, et non pas sur un individu isolé. Par analogie avec la biologie, chaque individu de la population est codé par un *chromosome* ou *génotype*. 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 principalement trois types de codage:

- **Le codage binaire** : c'est le plus utilisé. Chaque gène dispose du même alphabet binaire $\{0,1\}$.
- **Le codage réel** : les nombres binaires étant pour nous moins évocateurs que les nombres réels, des difficultés surviennent pour exprimer la fonction objective 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.

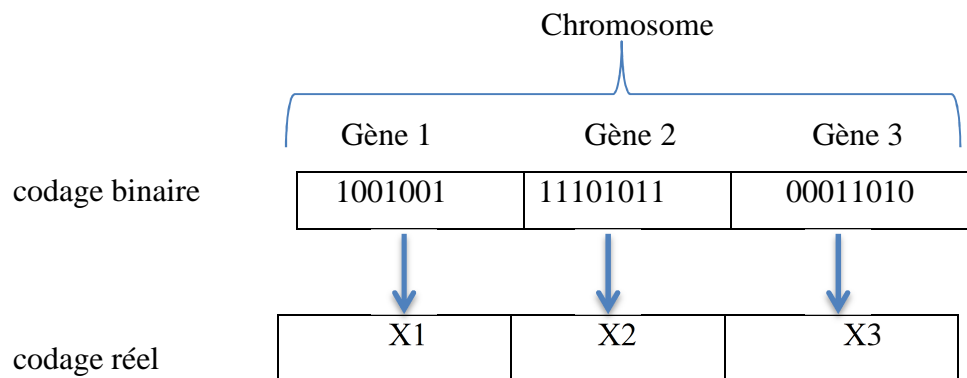


Figure II.2: Illustration schématique des codages binaires et réels

- **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 termes 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.

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.3.2 Génération de la population initiale

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

II.3.3 Evaluation

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

II.3.4 Sélection

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

- **La roulette** Cette méthode exploite la métaphore d'une roulette de casino. La roue est divisée en autant de secteurs que d'individus dans la population. La taille de ces secteurs est proportionnelle à l'adaptation de chaque individu. En faisant tourner la

roue, l'individu pointé à l'arrêt de la boule est sélectionné. Les individus les mieux adaptés ont donc plus de chance d'être tirés au sort lors du déroulement du jeu.

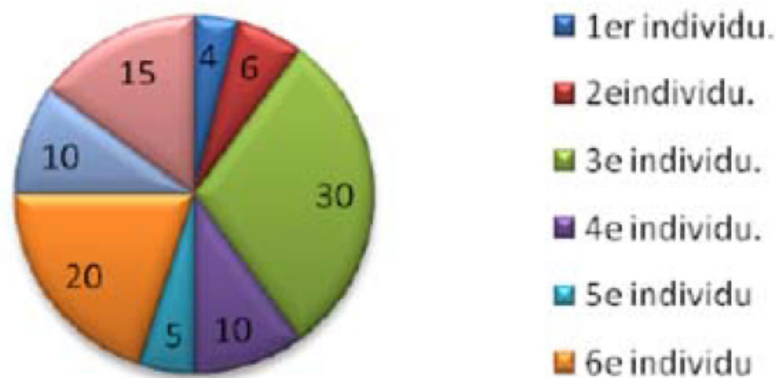


Figure II.3: la roulette

➤ Le tournoi

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

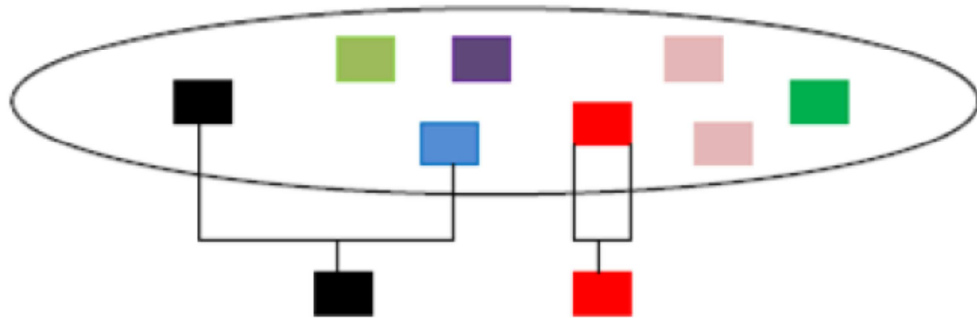


Figure II.4: Le tournoi entre deux individus avec rééligibilité

II.3.5 Croisement

Le croisement ou crossover est un opérateur de recombinaison qui fournit un couple d'enfants à partir d'un couple de parents de la génération précédente. Les deux chromosomes initiaux s'alignent et s'entremêlent en plusieurs points de croisement puis se séparent pour former deux chromosomes, où s'alternent des tronçons des deux premiers chromosomes.

Un opérateur de croisement classique, appelé *slicing crossover*, est illustré dans la figure II.5 : deux individus sont choisis dans la population après la phase de reproduction, puis un point de croisement est choisi sur leur chromosome ; on intervertit alors les parties des parents de part et d'autre du point de croisement pour fournir deux nouveaux individus.

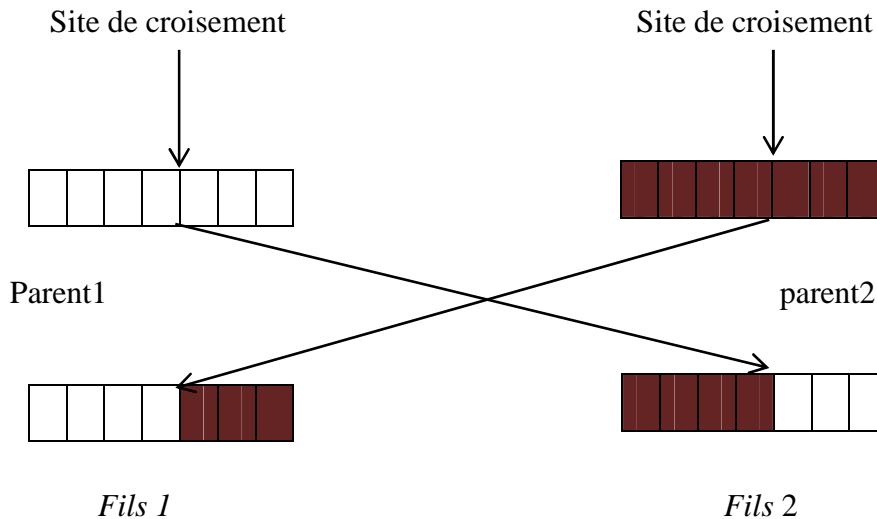


Figure II.5 : Slicing crossover

Le fait de choisir un seul point de croisement biaise l'effet du crossover : s'il est choisi proche d'une extrémité du chromosome, les enfants seront presque identiques aux parents, et s'il est choisi au milieu, ils en seront très différents. Le 2-point *slicing crossover* évite ce problème en considérant les chromosomes comme circulaires plutôt que linéaires et en les coupant en deux points. Des k -points *slicing crossovers* ont également été proposés (figure II.6 avec $k = 3$), jusqu'au *uniform crossover* qui utilise un masque binaire généré aléatoirement de la même taille que les chromosomes, pour indiquer à chaque position du gène dans un chromosome le parent qui fournira le gène.

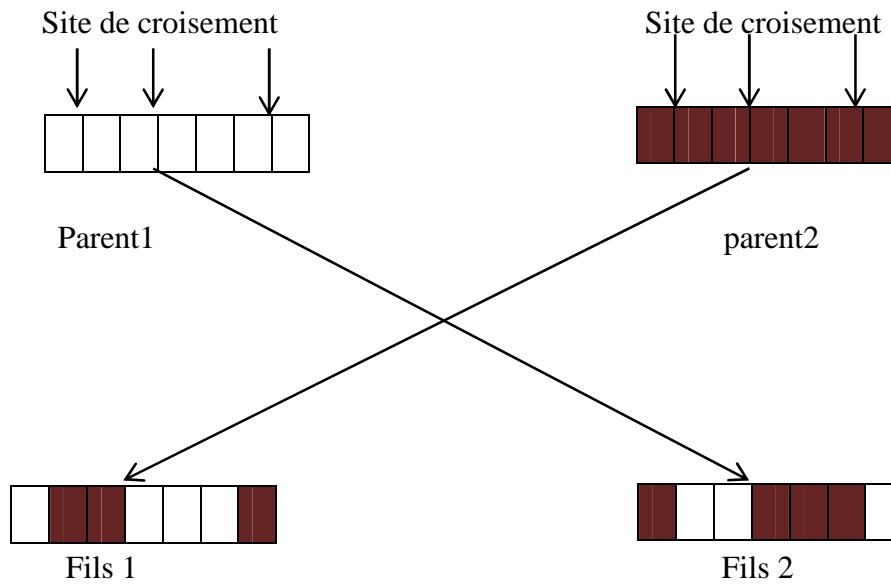


Figure II.6: 3-point slicing Crossover.

Autre type de croisement utilisé pour les chaînes réelles est le croisement barycentrique qui produit les gènes des enfants G_{ifils}^1 et G_{ifils}^2 avec des combinaisons linéaires des gènes des parents $G_{ipère}^1$ et $G_{ipère}^2$:

$$\begin{cases} G_{ifils}^1 = \alpha G_{ipère}^1 + (1 - \alpha) G_{ipère}^2 \\ G_{ifils}^2 = (1 - \alpha) G_{ipère}^1 + \alpha G_{ipère}^2 \end{cases}$$

Ceci pour chaque position $i \in [1, n]$ du gène dans le chromosome, et avec α un coefficient de pondération aléatoire qui peut éventuellement prendre des valeurs en dehors de $[0,1]$, pour générer des points « entre » ou à l' « extérieur » des gènes des pères. D'autres types de croisement peuvent être proposés, à condition de respecter les propriétés suivantes :

- Lorsque deux individus identiques s'accouplent, ils engendrent des individus identiques à eux-mêmes.
- La probabilité que rien ne se passe pendant un croisement est toujours non nulle.
- Les deux individus qui s'accouplent jouent des rôles identiques.

II.3.6 Mutation

L'opérateur de mutation effectue en général un déplacement local sur la solution représentée par un individu. La mutation est considérée comme un opérateur marginal pour les AGs, bien qu'elle leur confère la propriété d'ergodicité, c'est-à-dire que tous les points de l'espace de recherche peuvent être atteints ; cet opérateur a une grande importance, de point de vue théorique.

L'opérateur classique de mutation sur les chaînes de bits choisit aléatoirement une position dans le gène et le remplace par son complémentaire pour construire l'individu mutant comme l'illustre la figure II.7 :

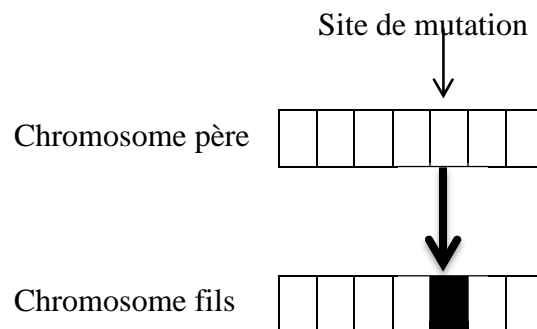


Figure II.7 : Mutation classique discrète

On peut généraliser cette mutation sur des chaînes à domaines discrets de tailles quelconque en changeant la valeur du gène choisi par une autre de son domaine, proche de la valeur initiale. Dans les problèmes continus (figure II.8), on procède un peu de la même manière en tirant aléatoirement un gène dans le chromosome, auquel on ajoute un bruit aléatoire (par exemple un bruit gaussien) en veillant bien évidemment à ce que le gène résultant reste dans le domaine de définition qui lui est propre. L'écart type de ce bruit est délicat et difficile à régler : s'il est trop faible, l'exploration sera ralentie au début et on risque la convergence locale ; s'il est trop grand, les solutions seront modifiées trop brutalement et on ne pourra pas non plus converger vers l'optimum.

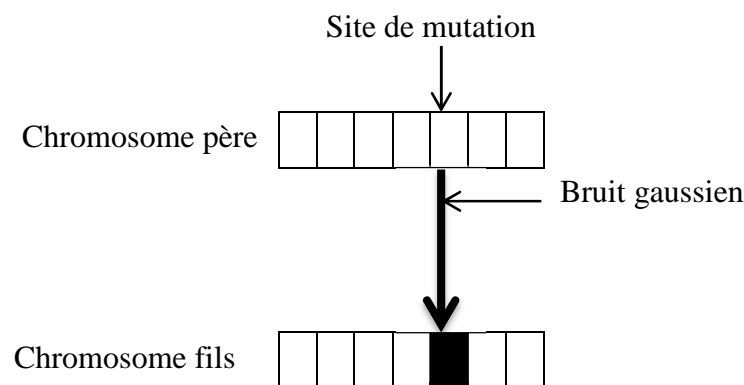


Figure II.8 : mutation continue

Il existe également un principe de mutation adaptative (voir figure II.9), permettant d'optimiser le taux de mutation en codant ce dernier dans la structure du chromosome. Ce second chromosome est géré de la même manière que le premier chromosome codant l'espace d'état, c'est-à-dire lui-même soumis aux opérateurs génétiques (croisement et mutation). Au

cours du déroulement de l'algorithme, les gènes et les individus ayant des probabilités de mutation élevées auront tendance à disparaître à mesure que la population converge vers l'optimum. De même, les gènes ayant des probabilités de mutation trop faibles ne peuvent évoluer favorablement et tendent à être supplantés.

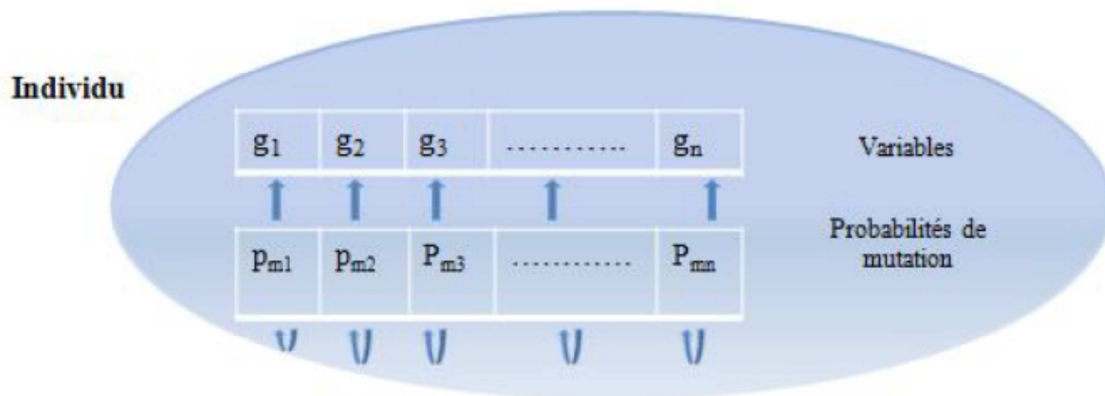


Figure II.9 : mutation adaptative

II.3.7 Elitisme

A la création d'une nouvelle population, il y a de grandes chances que les meilleurs chromosomes soient perdus après les opérations de croisement et de mutation. Pour éviter cela, on utilise la méthode d'élitisme. Elle consiste à copier un ou plusieurs des meilleurs chromosomes dans la nouvelle génération. Ensuite, on génère le reste de la population selon l'algorithme de reproduction usuel. Cette méthode améliore considérablement les algorithmes génétiques, car elle permet de ne pas perdre les meilleures solutions.

II.4 Convergences des algorithmes génétiques

Dans leur version canonique, les AGs présentent des limites qui conduisent le plus souvent à des problèmes de convergences lente ou prématurée. Pour pallier à ces inconvénients, des améliorations ont été apportées: codage, opérateurs biologiques, stratégie élitiste, ...etc.

II.5 Avantages et inconvénients des algorithmes génétiques

II.5.1 Avantages des AGs :

- Les AGs 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...);

- 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.5.2 Inconvénients des AGs

Les algorithmes génétiques sont des outils efficaces pour une classe de problèmes d'optimisation. De plus, ils permettent de traiter des problèmes où la fonction à optimiser ne présente aucune propriété de continuité ou de dérivabilité, par exemple. Néanmoins, les sections précédentes mettent en avant un certain nombre de limitations à leur sujet :

- Ils sont moins efficaces qu'un algorithme déterministe spécifique.
- Les nombreux paramètres qui les contrôlent sont délicats à régler (probabilités de croisement et de mutation notamment), ainsi que le codage des chromosomes qui peut faire varier radicalement la vitesse de convergence.
- Afin de garantir la robustesse des algorithmes génétiques, le calcul d'un très grand nombre de fitness (parfois de l'ordre de plusieurs centaines de milliers) est généralement nécessaire avant l'obtention d'une bonne solution. Ce nombre de calcul important peut s'avérer problématique lorsque le coût de calcul (ressources systèmes ou temporelles) de la fitness est important, ou lorsqu'on travaille en grande dimension sur des fonctions à complexité importante.

II.6 Illustration du principe des AGs à travers un exemple

On cherche à minimiser la fonction à deux variables x_1 et x_2 suivante :

$$\min_x f(x) = 100(x_1^2 - x_2)^2 + (1 - x_1)^2$$

Pour la résolution de la fonction précédente, on a les inégalités suivantes :

$$x_1 * x_2 + x_1 - x_2 + 1.5 \leq 0$$

$$10 - x_1 * x_2 \leq 0$$

$$0 \leq x_1 \leq 1$$

$$0 \leq x_2 \leq 13$$

On commence par la création de la fonction fitness et la fonction des contraintes.

Premièrement, on crée un fichier M-file de MATLAB nommée : *simple_fitness.m* comme indiqué ci-dessous :

```
function y = simple_fitness(x)
y = 100*(x(1)^2 - x(2))^2 + (1 - x(1))^2;
```

Puis on crée un autre fichier M-file nommée : *simple_constraint.m* contenir les contraintes suivantes :

```
function [c, ceq] = simple_constraint(x)
c = [1.5 + x(1)*x(2) + x(1) - x(2); ...
-x(1)*x(2) + 10];
ceq = [];
```

Finalement on crée un autre fichier M-file nommée : *exempl1.m* pour trouver la valeur de x_1 et x_2 minimales qui minimise et optimise la fonction précédente.

```
%*****
% minimiser et optimiser la fonction par les algorithmes génétiques
%*****
ObjectiveFunction = @simple_fitness;
nvars = 2; % Number of variables
LB = [0 0]; % Lower bound
UB = [1 13]; % Upper bound
```

Après l'exécution de ce programme on trouve :

la valeur de x_1 et x_2

$x_1 = 0.8122$

$x_2 = 12.3122$

La valeur de la fonction objective

$fval = 1.3578e+004$

Et on a la figure suivante :

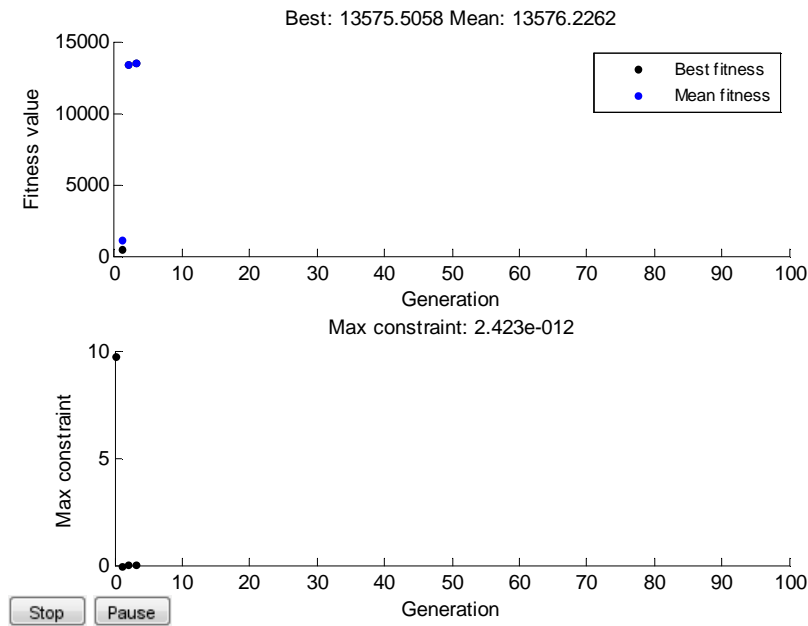


Figure II.10 : le meilleur score et la moyenne de la population à chaque génération.

Commentaire :

D'après les résultats obtenus et les contraintes données on a minimisé la fonction, et on a trouvé des valeurs optimales pour x_1 et x_2 .

II.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit les fonctionnements et les différents opérateurs d'algorithme génétique, méthode de recherche et d'optimisations globales. Cette description a été éclaircie par un exemple de minimisation à deux variables illustrant ainsi les étapes à suivre pour programmer un AG sous MATLAB.

L'utilisation des AGs pour l'optimisation des paramètres d'un modèle à une diode d'un panneau photovoltaïque à travers le troisième chapitre.

III.1. Introduction

Dans ce présent chapitre on s'intéresse à l'optimisation des paramètres du modèle mathématiques à une seule diode d'un panneau photovoltaïque en utilisant les algorithmes génétiques. Le chapitre est organisé en trois parties. La première partie décrit le principe d'identification du modèle à une seule diode par algorithmes génétiques. La deuxième partie concerne l'application sur un panneau photovoltaïque de type SM110-24. Enfin la troisième partie est consacrée à l'étude de l'influence des certains paramètres comme la taille de la population et le taux de croisement et de mutation sur le comportement de l'AG.

III.2. Optimisation des paramètres d'un panneau photovoltaïque par AG

Pour un panneau photovoltaïque quelconque, le modèle mathématique à une seule diode est composé de six (6) paramètres $\{P_1, P_2, P_3, P_4, r_s \text{ et } r_{sh}\}$ et permet d'estimer le courant (I) du panneau, connaissant la tension (V) à ses bornes et les conditions climatiques (ensoleillement et la température) de fonctionnement. Les AGs ont pour rôle de trouver les valeurs optimales des paramètres du modèle qui minimisent l'erreur de prédiction. La figure 3.1 donne la structure d'identification utilisée dans ce travail. Sur cette figure, le modèle est placé en parallèle avec le panneau et utilise les mêmes variables d'entrée (V , E et T). Le courant I délivré par le panneau est comparé à la sortie \hat{I} du modèle puis l'erreur $e_i = I - \hat{I}$ est utilisée par l'algorithme génétique pour ajuster les paramètres du modèle.

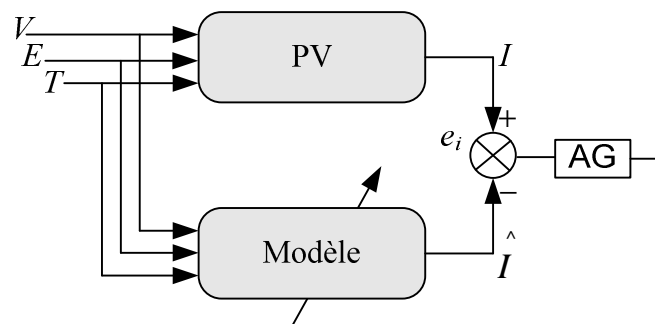


Figure III.1 : Structure d'identification par algorithme génétique

III.2.1 Structure du chromosome

Comme nous avons six paramètres à optimiser, le chromosome de l'algorithme génétique est divisé en 6 segments pour coder l'ensemble des paramètres. Nous avons un choix entre deux

types de codage : le codage binaire ou le codage réel. Nous avons opté pour le codage réel pour les raisons suivantes :

1. Les plages de variations des paramètres sont inconnues et diffèrent d'un panneau à un autre. Or, l'utilisation du codage binaire impose la connaissance à l'avance des ses plages de variations.
2. Certains paramètres doivent être connus avec une très bonne précision et l'utilisation, dans ce cas, du codage binaire engendrera des chromosomes de taille importante, ce qui est déconseillé lors d'utilisation des AGs.

La structure du chromosome est illustrée par la figure 3.2.

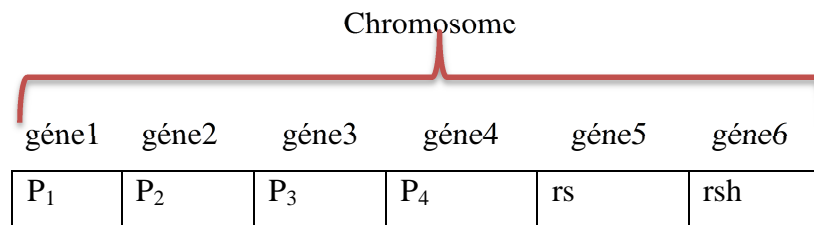


Figure III.2 : Structure du chromosome

III.2.2 Fonction objectif :

Dans ce travail, on se propose de minimiser l'erreur entre le courant délivré par le panneau et celui prédit par le modèle. Cette erreur peut être définie par plusieurs indices numériques et on peut citer :

- Critère de l'erreur quadratique moyenne (EQM) :

$$EQM = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L e_i^2 \quad (3.1)$$

où L est la taille de la base de données et i l'indice de l'échantillon.

- Critère de la valeur absolue de l'erreur (IAE) :

$$IAE = \sum_{i=1}^L |e_i| \quad (3.2)$$

Nous utilisons ce dernier critère (IAE) comme fonction objectif nécessaire pour l'étape de sélection de notre algorithme génétique.

III.2.3 Population initiale

Habituellement, les chromosomes de la première population sont initialisés par des valeurs aléatoires ou avec des valeurs qui dérivent du savoir faire des experts pour accélérer la convergence de l'AG. Nous avons utilisé une combinaison de ces deux méthodes, tout d'abord nous avons défini pour chaque paramètre un intervalle de variation en tenant compte de sa nature, ensuite le paramètre est créé aléatoirement à l'intérieur de cet intervalle.

Les intervalles de variations des paramètres du modèle sont résumés dans le tableau III.1 ci-dessous :

| Paramètres | P_1 | P_2 | P_3 | P_4 | r_s | r_{sh} |
|-------------------|-------|--------|-------|-------|-------|----------|
| Limite inférieure | 0 | -0.001 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Limite supérieure | 0.01 | 0 | 0.001 | 100 | 1 | 200 |

Tableau III.1 : Intervalles de variations des paramètres

Il faut noter que ces intervalles concernent uniquement l'étape d'initialisation et l'AG peut engendrer au cours des générations, grâce aux opérateurs de croisement et de mutations, des paramètres en dehors de ces intervalles.

III.2.4 Méthode de sélection

Nous utilisons la sélection par tournoi binaire dont le principe est comme suit : on tire deux chromosomes aléatoirement de la population et on reproduit le meilleur des deux (celui qui correspond à la plus petite valeur du critère IAE) dans la nouvelle population. On répète la procédure jusqu'à ce que la nouvelle population soit complète.

III.2.5 Croisement

Le croisement en deux points standard est utilisé comme s'il s'agissait de chaînes binaires. Les lieux de croisement sont choisis aléatoirement et changent à chaque génération.

III.2.6 Mutation

La mutation gaussienne décrite dans le chapitre 2 est choisie. Nous rappelons que le principe de ce type de mutation consiste à perturber le gène à muter par un bruit gaussien.

III.2.7 Paramètres de l'algorithme génétique

L'algorithme génétique exploitant les différents opérateurs décrits ci-dessous doit permettre d'optimiser simultanément l'ensemble des paramètres du modèle à une seule diode. Pour se faire, on doit choisir soigneusement les valeurs des paramètres régissant l'évolution de la population traitée par cet algorithme génétique : taille de la population, probabilités de croisement et de mutation. Dans ce travail, après une série de tests, nous avons opté pour les paramètres du tableau III.2

| Paramètres | valeur |
|---------------------------|--------|
| Taille de la population | 50 |
| Probabilité de croisement | 0,85 |
| Probabilité de mutation | 0,01 |
| Nombre de génération | 600 |

Tableau III.2: Paramètres de l'algorithme génétique

III.3 Optimisation et extraction des paramètres du Panneau SIEMENS SM-110-24

Dans cette partie, on s'intéresse à l'optimisation des paramètres du modèle à une seule diode d'un panneau photovoltaïque de type SIEMENS SM-110-24. Ce dernier est constitué de 72 cellules photovoltaïques reliées en série et produit sous conditions standards de test (CST), une puissance crête de 110 W, un courant optimal de 3.15 A et une tension optimale de 35 V (voir annexe 1). Les figure III.3 et III.4 donnent respectivement les caractéristiques I(V) et P(V) du panneau sous un ensoleillement $E_s=800\text{W/m}^2$ et une température $T=30^\circ\text{C}$.

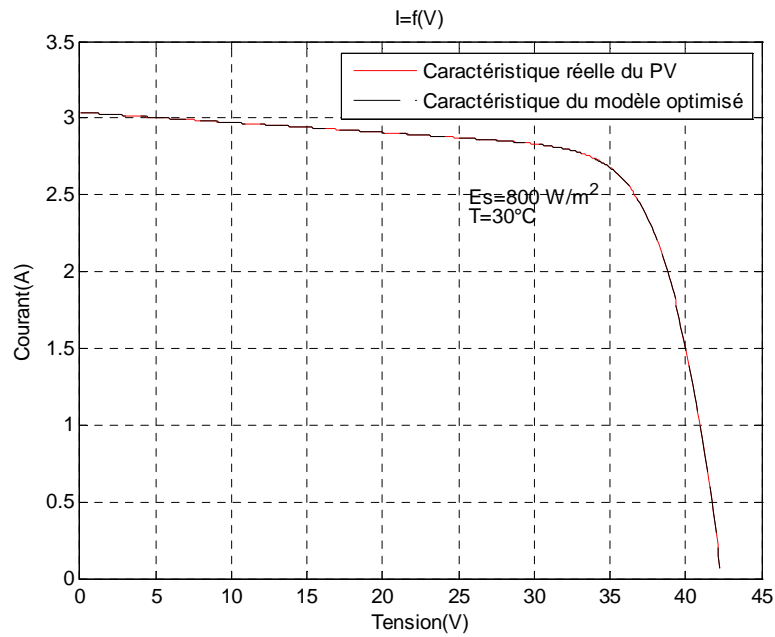


Figure III.3 : Caractéristique courant- tension I-V du modèle réel et modèle optimisé

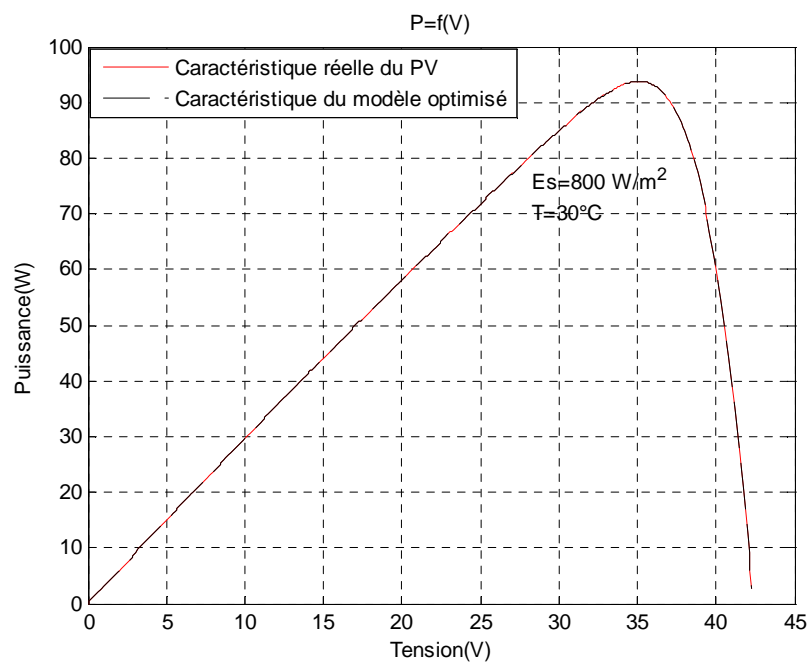


Figure III.4 : Caractéristique puissance-tension P-V du modèle réel et modèle optimisé

La caractéristique $I(V)$ est utilisée pour l'optimisation des paramètres du modèle à une seule diode. Il est important de signaler que seules les caractéristiques obtenues sous des conditions climatiques différentes des CST peuvent être exploités pour l'extraction des paramètres du panneau.

La figure III.5 donne l'évolution du critère de performance ($Ob=IAE$) à travers les générations.

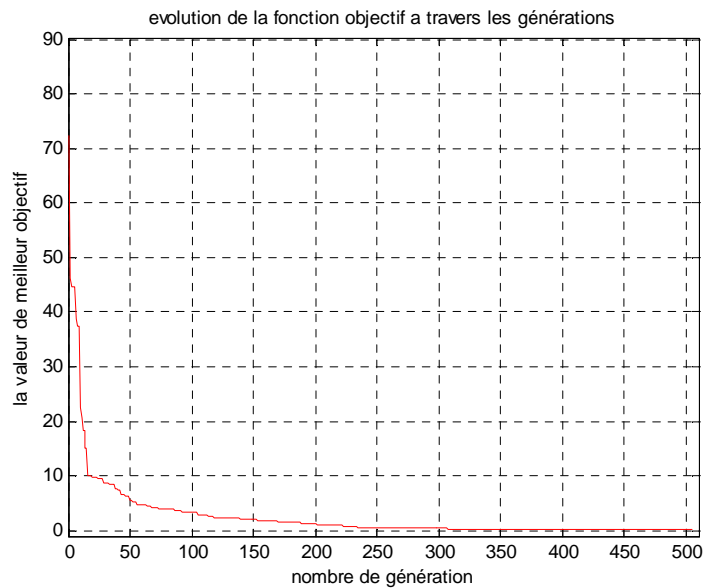


Figure III.5 : Évolution de la fonction objective en fonction des générations

Nous remarquons que les résultats diffèrent de génération en génération. La valeur du critère de performance Ob est rapidement améliorée au cours des premières générations, et est ramenée de 72.40 à 22.62 au bout de 10 générations seulement. Elle atteint sa valeur optimale ($Ob = 0,0926$) après 309 générations puisque c'est toujours cette valeur qui revient jusqu'à la fin du processus d'optimisation.

Pour plus de détails, le tableau III.3 donne les valeurs des paramètres et la fonction objectif (IAE), obtenus pour quelques échantillons de générations.

| | Chromosome | | | | | | Meilleur objectif |
|---------------|------------|---------|--------|--------|--------|----------|-------------------|
| Paramètres | P1 | P2 | P3 | P4 | rs | rsh | |
| Generation1 | 0.0033 | -0.0007 | 0.0002 | 3.0541 | 0.7441 | 100.0045 | 72.4044 |
| Génération10 | 0.0034 | -0.0005 | 0.0007 | 46.407 | 0.8194 | 138.6842 | 22.6205 |
| Génération50 | 0.0034 | -0.0005 | 0.0007 | 54.568 | 0.8720 | 149.5341 | 5.4198 |
| Génération100 | 0.0034 | -0.0005 | 0.0007 | 62.666 | 0.7638 | 149.4900 | 3.3110 |
| Génération200 | 0.0034 | -0.0005 | 0.0006 | 68.269 | 0.6471 | 150.5197 | 1.1509 |
| Génération350 | 0.0034 | -0.0005 | 0.0006 | 70.043 | 0.6284 | 153.4640 | 0.2834 |

| | | | | | | | |
|---------------|--------|---------|--------|--------|--------|----------|--------|
| Génération450 | 0.0034 | -0.0005 | 0.0006 | 70.472 | 0.6201 | 153.4640 | 0.1444 |
| Génération501 | 0.0034 | -0.0005 | 0.0006 | 70.669 | 0.6178 | 153.4635 | 0.0926 |

Tableau III.3 : Meilleurs chromosome et meilleurs objectif à travers les générations

Les paramètres optimaux du modèle à une seule diode obtenus à la fin du processus d'optimisation sont :

| P_1 | P_2 | P_3 | P_4 | r_s | r_{sh} |
|--------|---------|--------|--------|--------|----------|
| 0.0034 | -0.0005 | 0.0006 | 70.669 | 0.6178 | 153.4635 |

Tableau III.4: paramètres du modèle

On constate qu'ils sont tous a fait différents de ceux obtenus au début du processus d'optimisation. Cela se justifie par le rôle important que joue les opérateurs génétiques en explorant de nouvelles solutions dans l'espace de recherche.

Ces paramètres donnent lieu à des résultats satisfaisants ($Ob = 0,0926$) comme le montre la figure III. 7, la caractéristique I(V) du modèle optimisé (en trait noir en discontinu) coïncide avec celle du panneau avec des erreurs de l'ordre 10^{-3} (voir figure III.6)

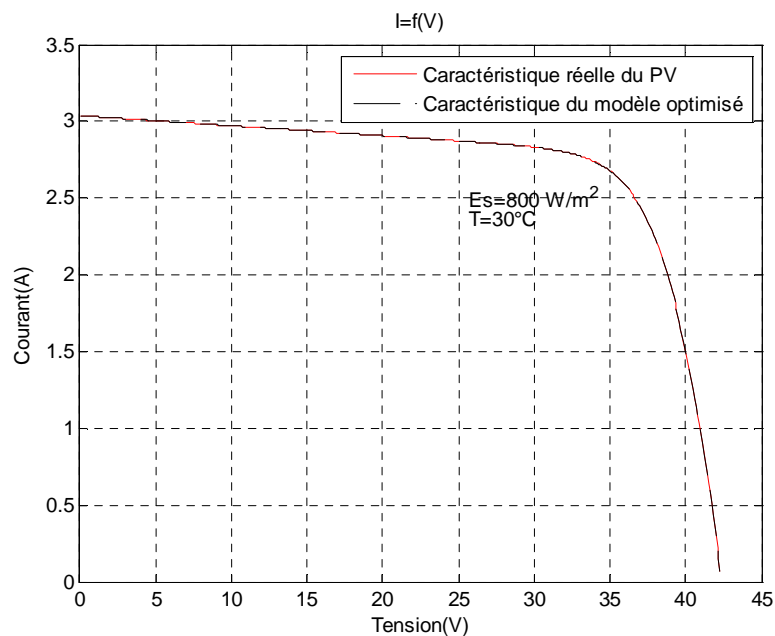


Figure III.6 : Caractéristiques I(V) du modèle optimisé et du panneau PV.

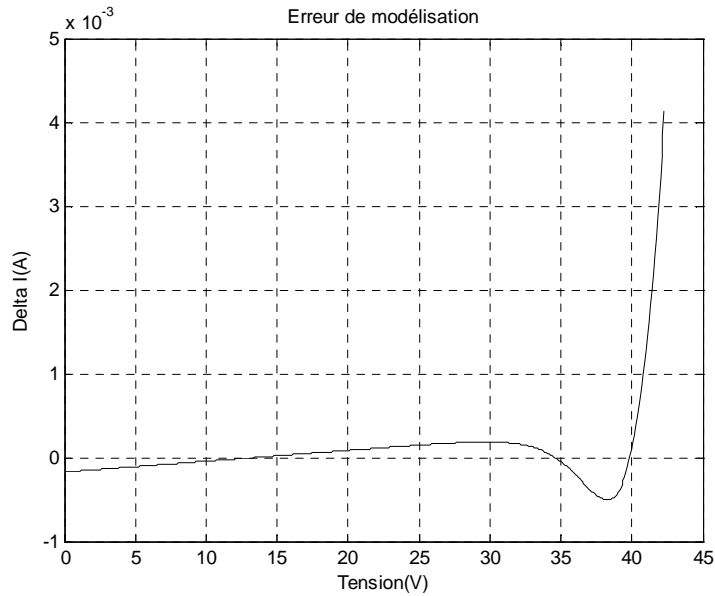


Figure III.7 : Erreur de modélisation

Le même modèle optimisé est utilisé pour tracer la caractéristique I(V) sous des conditions différentes ($E_s=600 \text{ W/m}^2$ et $T= 20^\circ\text{C}$) de celles utilisés lors du processus d'optimisation. Là encore les résultats sont très satisfaisants car nous avons un très bon accord entre la caractéristique du panneau et celle prédite par le modèle.

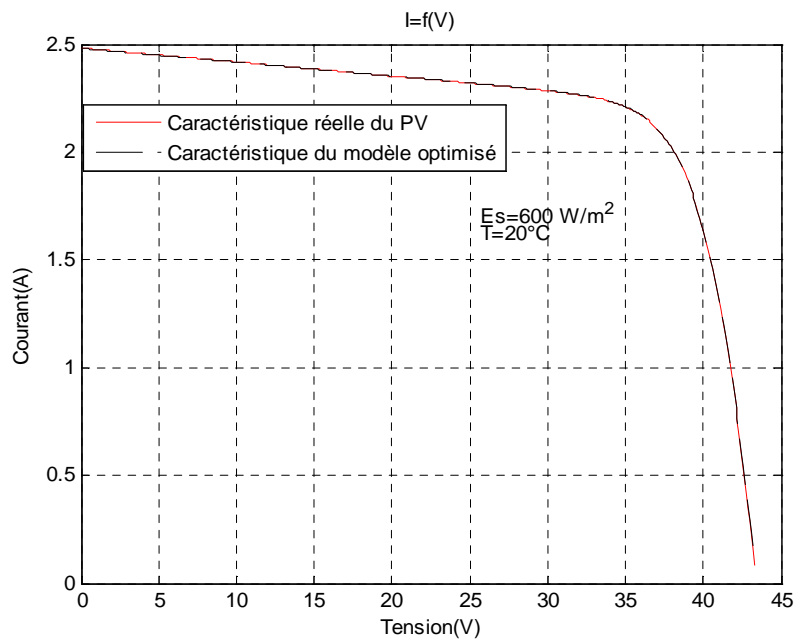


Figure III.8 : Caractéristiques I(V) pour $E_s=600 \text{ W/m}^2$ et $T= 20^\circ\text{C}$

III.4 Influence des paramètres de l'algorithme génétique

Pour mettre en évidence l'influence des différents paramètres de l'algorithme génétique, nous avons appliqué ce dernier sur un même problème en changeant à chaque fois, la valeur de l'un des paramètres. Nous nous sommes intéressés en particulier à l'étude de l'influence de la taille de la population et les taux de mutation et de croisement sur l'efficacité de l'AG.

III.4.1 Influence de la population initiale

La modification de la taille de la population influe considérablement sur l'évolution de la meilleure solution à travers les générations (voir figure III.9 qui donne l'évolution du meilleur chromosome de chaque génération): plus la population est grande, plus la meilleure solution de chaque génération converge rapidement vers l'optimum global. Ceci est tout à fait logique, car il faut se rappeler que l'AG démarre avec une population initiale constituée d'individus pris au hasard dans l'espace de recherche et plus le nombre d'individus est important, plus on aura de chances de se trouver près de la solution optimale.

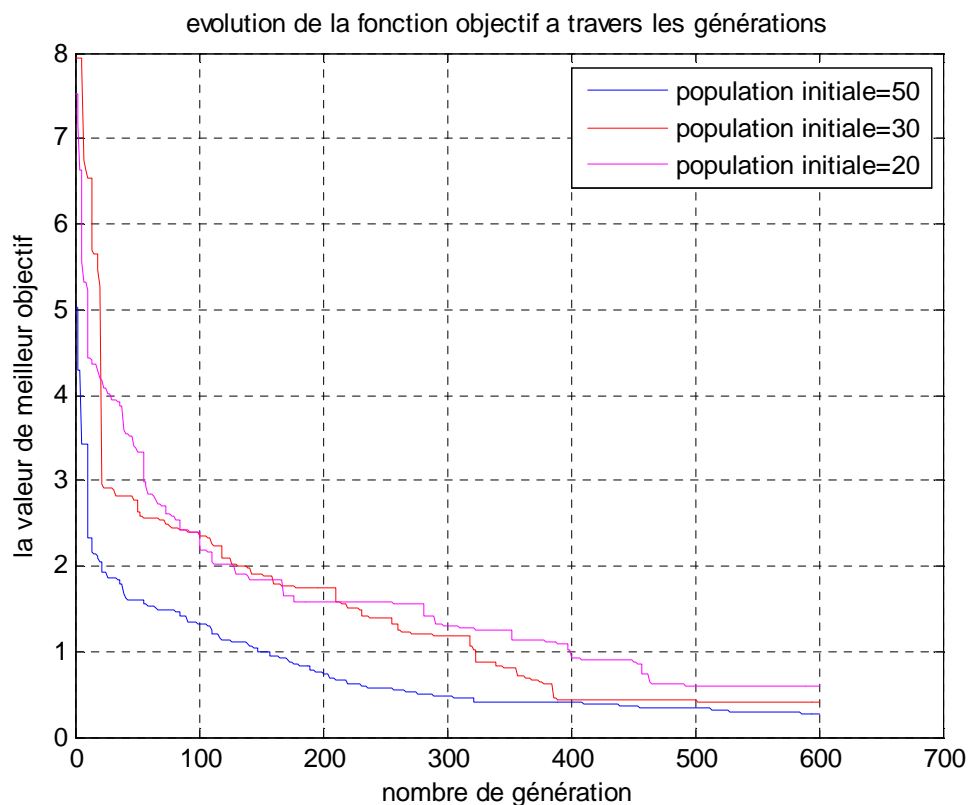


Figure III.9: Influence de la taille de la population sur l'AG

III.4.2 Influence du Taux de mutation P_m

Pour étudier l'influence de la probabilité de mutation sur le comportement de l'AG, nous avons effectué trois tests en utilisant à chaque fois une population de 50 individus avec un taux de croisement de 0,85 et un critère d'arrêt fixé à 600 générations. Seule la probabilité de mutation qui diffère d'un test à autre et prend comme valeurs : 0,01, 0,08 et 0,12.

D'après la figure III.10, on constate que la convergence vers la solution optimale est meilleure pour les deux probabilités de mutation 0,08 et 0,12. En effet un faible taux de mutation, ne permet pas à la population d'évoluer assez rapidement et l'algorithme risque de se bloquer dans un optimum local. Cependant il ne faut pas utiliser un taux de mutation important car l'AG risque de se comporter comme une simple méthode aléatoire.

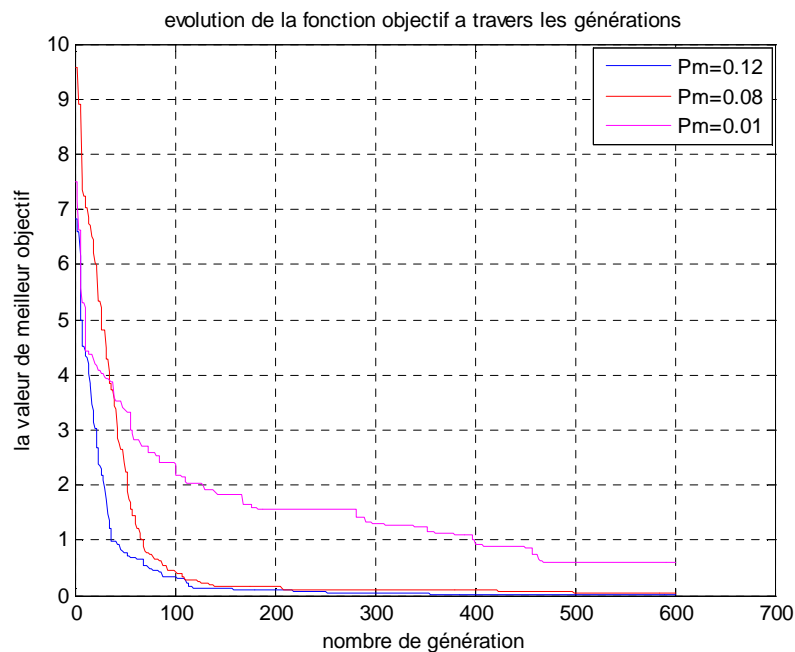


Figure III.10: influence du taux de mutation

III.4.3 Influence du taux de croisement P_c

Pour étudier l'effet de la probabilité de croisement sur le comportement de l'AG, nous avons utilisé les mêmes paramètres que précédemment avec des taux de croisement différents (0,75, 0,50 et 0,25) et taux de mutation égal à 0,12.

D'après la figure III.11 on constate que plus le taux de croisement est élevé plus la vitesse de convergence est meilleure.

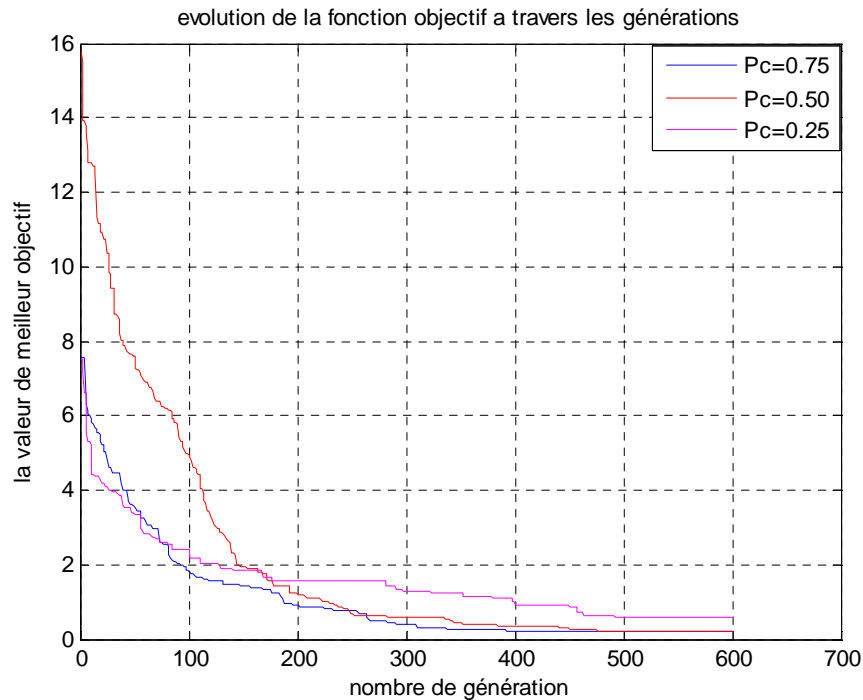


Figure III.11: influence du taux de croisement P_c

III.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit la méthode d'optimisation par algorithmes génétiques des paramètres du modèle mathématique à une seule d'un panneau photovoltaïque. Les résultats de simulations obtenus en utilisant un panneau photovoltaïque de type SM110-24 ont permis de vérifier l'efficacité des algorithmes génétiques dans la recherche et l'optimisation des paramètres d'un panneau photovoltaïque en exploitant la caractéristique $I(V)$. Les performances de l'AG en termes de vitesse de convergence et de localisation de la solution optimale dépendent fortement du bon choix d'un ensemble de paramètres comme la taille de la population et les taux de croisement et de mutation.

Conclusion générale

La demande mondiale en énergie évolue rapidement et les ressources naturelles de l'énergie telles que l'uranium, le gaz et le pétrole diminuent en raison d'une grande diffusion et développement de l'industrie ces dernières années. Pour couvrir les besoins en énergie, des recherches sont conduites à l'énergie renouvelable. Une des énergies renouvelables qui peut accomplir la demande du monde jusqu'à maintenant, est l'énergie solaire, qui est libre et abondante dans la plupart des régions du monde, et est avéré une source économique.

L'utilisation d'énergie solaire comme source alternative d'énergie, souffre du coût élevé des cellules solaires, du faible rendement et de puissance intermittent selon la fluctuation des conditions atmosphériques. Par conséquent, n'importe quelle conception de système d'application d'énergie solaire, devrait prendre en compte ces inconvénients. Ce mémoire est une contribution à la modélisation est l'optimisation des paramètres des panneaux photovoltaïques SIEMENS SM110-24 par une technique de soft à savoir les algorithmes génétiques.

Pour bien comprendre le comportement d'une cellule solaire respectivement panneau photovoltaïque, et être capable de simuler numériquement ces caractéristiques, à partir d'un modèle mathématique donnée afin d'optimiser leur rendement, il faut d'abord identifier leur paramètres. C'était l'objectif de ce manuscrit.

A cause de la complexité des méthodes de mesure dynamique, plusieurs méthodes d'optimisation et d'extraction paramétriques ont été proposées auparavant, parmi lesquels les algorithmes génétiques qui sont le cas de l'approche adopté dans notre travail.

Nous avons utilisé cette méthode pour l'extraction et l'identification des six paramètres qui affectent précisément le comportement de la cellule solaire.

Nous avons établi des programmes de calculs sous MATLAB 7.9 qui nous a permis d'identifier les paramètres du panneau étudié et de tracer la caractéristique I-V et P-V.

Dans ce mémoire on a utilisé le modèle à une seule diode pour la simplification de circuit électrique équivalent qui permet de décrire le comportement de la cellule avec minimum d'équation. Par contre, le modèle à deux diodes permet une présentation plus exacte de la cellule solaire.

Bibliographie

- [1] BORNİ Abdelhalim: Etude et régulation d'un circuit d'extraction de la puissance maximale d'un panneau solaire. Mémoire de magister, Université Mentouri de Constantine, Mai 2009.
- [2] Mohammed BELHADJ: Modélisation D'un Système De Captage Photovoltaïque Autonome. Mémoire de magister au centre universitaire de Bechar. 2007/2008.
- [3] Mohamed ARROUF: Optimisation de l'ensemble onduleur, moteur et pompe branché sur un générateur. Thèse doctorat, Université Mentouri de Constantine, 25 décembre 2007.
- [4] Mohammed BELHADJ: Modélisation D'un Système De Captage Photovoltaïque Autonome. Mémoire de magister, Centre Universitaire De Bechar Institut des Sciences Exactes, 2008.
- [5] Jimmy Royer, Thomas Djiako, Eric Schiller et Bocar Sada Sy: Le pompage photovoltaïque, manuel de cours à l'intention des ingénieurs et des techniciens, IEPF/Université d'Ottawa/EIER/CREPA.
- [6] Abdelhak MAOUCHA: Etude et identification paramétrique d'une cellule photovoltaïque organique. Mémoire de magister. Université de Batna 2011.
- [7] Brahim LAKEHAL : Etude des propriétés électriques d'une photopile à base d'une structure Schottky. Mémoire magister, Université de Batna. 2009.
- [8] Olivier GERGAUD: Modélisation énergétique et optimisation économique d'un système de production éolien et photovoltaïque couplé au réseau associé à un accumulateur. Thèse de doctorat de l'école normale supérieure de Cachan. 2002.
- [9] Locif KATI et Kamel HADOUCHE : Performance d'un système de pompage photovoltaïque caractérisation et modélisation. Mémoire d'ingénieur à université de Bejaia. 2006.
- [10] Kahina OUALI: Influence des facteurs météorologiques sur le rayonnement solaire à Bejaïa. Mémoire de magister à université de Bejaia. 13 juin 2011.
- [11] HASSINI née BELGHITRI HOUDA: Modélisation, simulation et optimisation d'un système hybride éolien-photovoltaïque. Mémoire de magister à université Abou-Bakr BELKAID de Tlemcen. 2010.
- [12] Sadek AMEZIANE: Implantation expérimentale de l'MPPT pour un système de génération hybride solaire-éolien. Mémoire de magister à université de Batna. 1 juillet 2009.
- [13] Lyes ABASSEN: Etude de la connexion au réseau électrique d'une centrale photovoltaïque. Mémoire de magister à université Mouloud MAMMERI de Tizi ousou. 5 mai 2011.

- [14] Laid ZAROOR: Etude technique d'un système d'énergie hybride photovoltaïque-éolien hors réseau. Thèse de doctorat à université de Mentouri de Constantine. 10 juillet 2010.
- [15] Fatiha TRAH: Prédiction de l'irradiation solaire globale pour la région de Tizi-Ouzou par les réseaux de neurones artificiels. Application pour le dimensionnement d'une installation photovoltaïque pour l'alimentation du laboratoire de recherche LAMPA. Mémoire de magister à université de Mouloud MAMMARI de Tizi-Ouzou. 2011.
- [16] AMRANI Omar, REKIOUA Djamila: Etude et identification des différents modèles électriques photovoltaïques. Département d'électrotechnique, Université de Bejaia, (Algérie), *International conference ICEA '06* (2006).
- [17] B. LAKHEL: Etude des propriétés électriques d'une photopile à base d'une structure Schottky. Mémoire de Magister en Microélectronique à université de Batna. 2009.
- [18] B. Céline & S. Carolina: panneaux photovoltaïque et algorithme MPPT à base de logique flou. Rapport rédigé dans le cadre de l'UV BA04-energie renouvelable.
- [19] Akihiro Oi: Design and simulation of photovoltaic water pumping system. A Thesis Presented to the Faculty of California Polytechnic State University, San Luis Obispo. In Partial Fulfillment of the Requirements for the Degree of Master of Science in Electrical Engineering. September 2005.
- [20] Bendjellouli Zakaria: Contribution à la modélisation d'une cellule solaire. Mémoire de magister à université de Bechar. 28 juin 2009.
- [21] BELLALA Djamel: Contribution à l'Optimisation des Systèmes de Conversion d'Énergie. Application aux Systèmes Photovoltaïques. Thèse doctorat à université de Batna.
- [22] Wahib GUENOUNOU: Méthodologie de conception de contrôleurs intelligents par l'approche génétique; application à un bioprocédé. Thèse Doctorat, Ecole Doctoral système, l'Université Toulouse III-Paul Sabatier, 22 avril 2009.
- [23] Y. J. CAO and Q. H. WU: Teaching genetic algorithm using MATLAB. Department of Electrical Engineering and Electronics, University of L Liverpool.
- [24] Souquet Amédée et Radet Francois-Gérard: Algorithmes génétiques. TE de fin d'année Tutorat de Mr Philippe Audebaud. 21 juin 2004.
- [25] Billal ATMANI: Optimisation des paramètres du contrôleur PID par algorithme génétique multi objectifs. Mémoire de master II à université de Bejaia. septembre 2011.
- [26] ELhoussaine ZIYATI: Optimisation de requêtes OLAP en Entrepôts de Données Approche basée sur la fragmentation génétique. Thèse de doctorat à université Mohamed V-AGDAL, Rabat, Maroc. 8 mai 2010.

Site Internet:

[27] www.mathworks.com

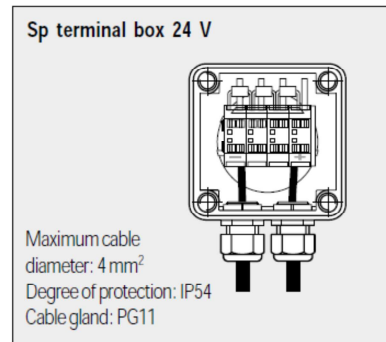
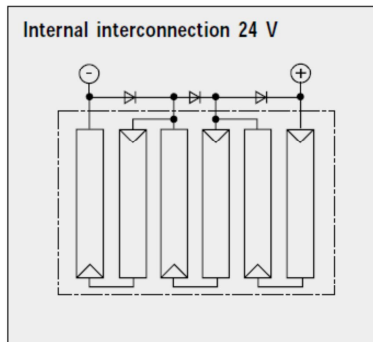
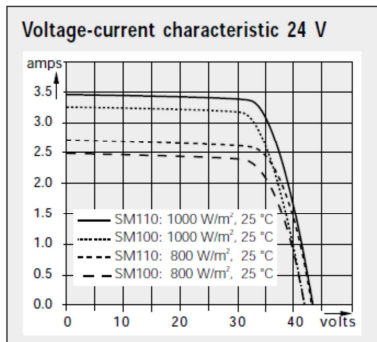
[28] www.siemenssolar.com.

Annexes

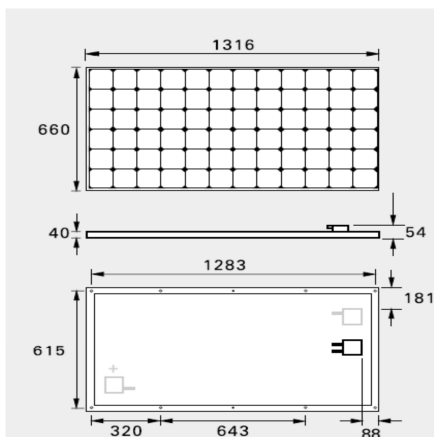
Solar module SM110



Technical data



Module dimensions SM110



Hole diameter 7 mm (8 x) or 4 mm (2 x).
Hole dimensioning referred to hole center.
12V terminal boxes drawn in grey.

solar modele SM110

| Electrical parameters | | SM110-24 |
|--------------------------------------|---------------------------------|----------|
| Rated power P_{\max} ($\pm 5\%$) | [W _p] ¹⁾ | 110 |
| Configuration | | 24 V |
| Rated current I_{MPP} | [A] | 3.15 |
| Rated voltage U_{MPP} | [V] | 35.0 |
| Short circuit current I_{SC} | [A] | 3.45 |
| Open circuit voltage U_{OC} | [V] | 43.5 |

| Thermal parameters | | |
|--|---------------------|----------------------------|
| NOCT ²⁾ | [°C] | 45 ± 2 |
| Temp. coefficient of the short-circuit current | | +4 x 10 ⁻⁴ /K |
| Temp. coefficient of the open-circuit voltage | | -3.4 x 10 ⁻³ /K |
| Limit values / Qualifications | | |
| Max. permitted module temperature | [°C] | -40 to +85 |
| Max. permitted ambient temperature | | |
| Module under solar irradiation | [°C] | -40 to +50 |
| Module shaded (storage temperature) | [°C] | -40 to +85 |
| Maximum permitted system voltage ³⁾ | [V] | 1000 |
| Surface pressure | [N/m ²] | 2400 |
| Maximum distortion ⁴⁾ | [°] | 1.2 |
| Humidity at 85 °C | [%] | 85 relative |
| Hailstorm/ hailstones | [mm] | ø 25 |
| | [m/s] | v = 23 |
| Weight (with / without frame) | [kg] | 11.5 / 9.5 |

1. L'énergie photovoltaïque, qu'est-ce que c'est ?

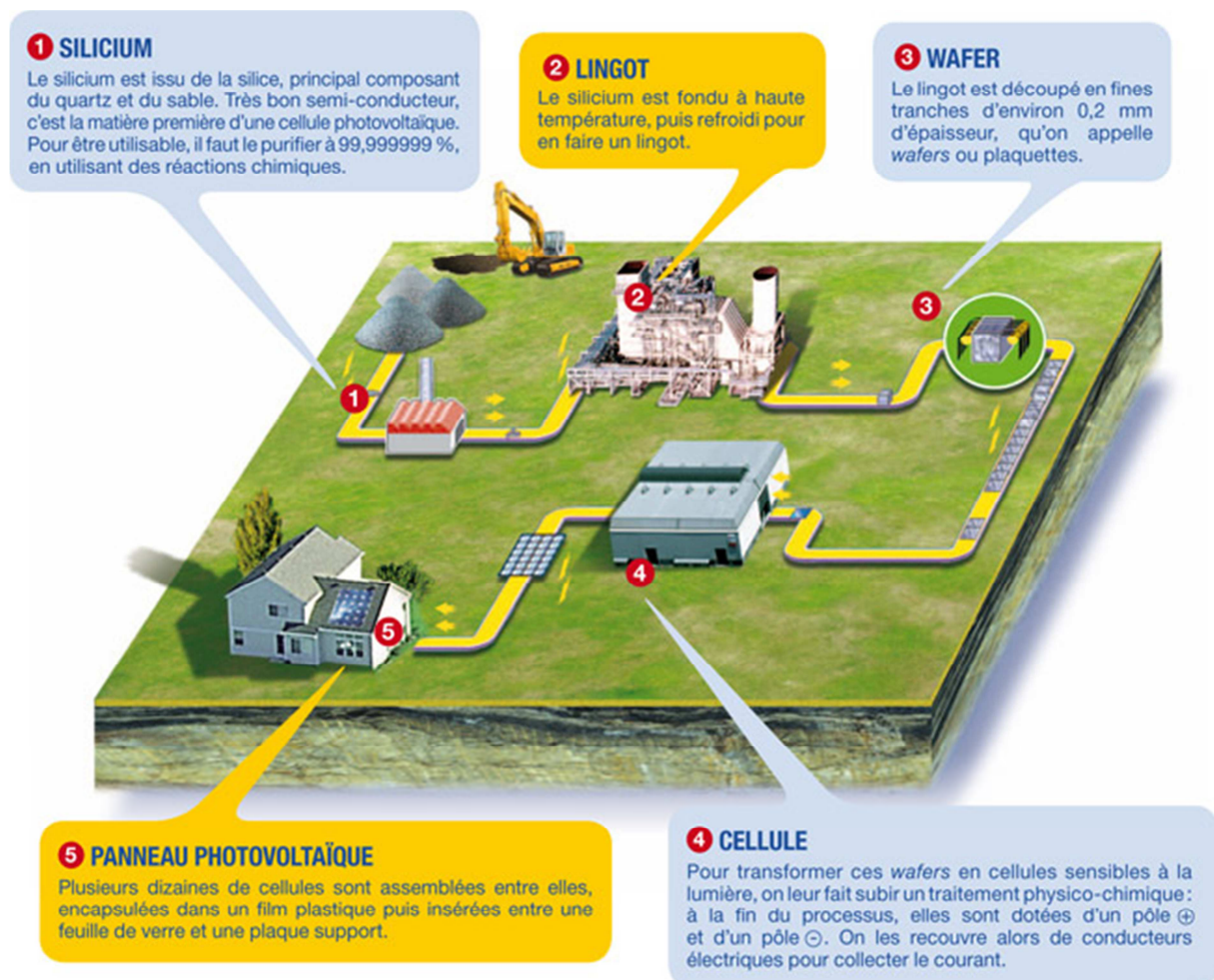
L'énergie photovoltaïque est la conversion de la lumière du soleil en énergie électrique.

Elle fait partie des énergies renouvelables et permet d'alimenter tous types d'appareils ou de systèmes électriques.

L'énergie photovoltaïque peut être utilisée de deux manières :

- soit elle est raccordée au réseau électrique (pour les maisons, les grandes toitures de bâtiments collectifs,...) et injectée directement dans le réseau.
- soit elle apporte de l'électricité à des sites isolés (centrales solaires, pompage solaire...), qui bénéficie immédiatement de l'énergie nécessaire.

2. Comment produire de l'énergie photovoltaïque ?



3. Les principaux éléments d'un système solaire photovoltaïque

4.1 Les cellules photovoltaïques

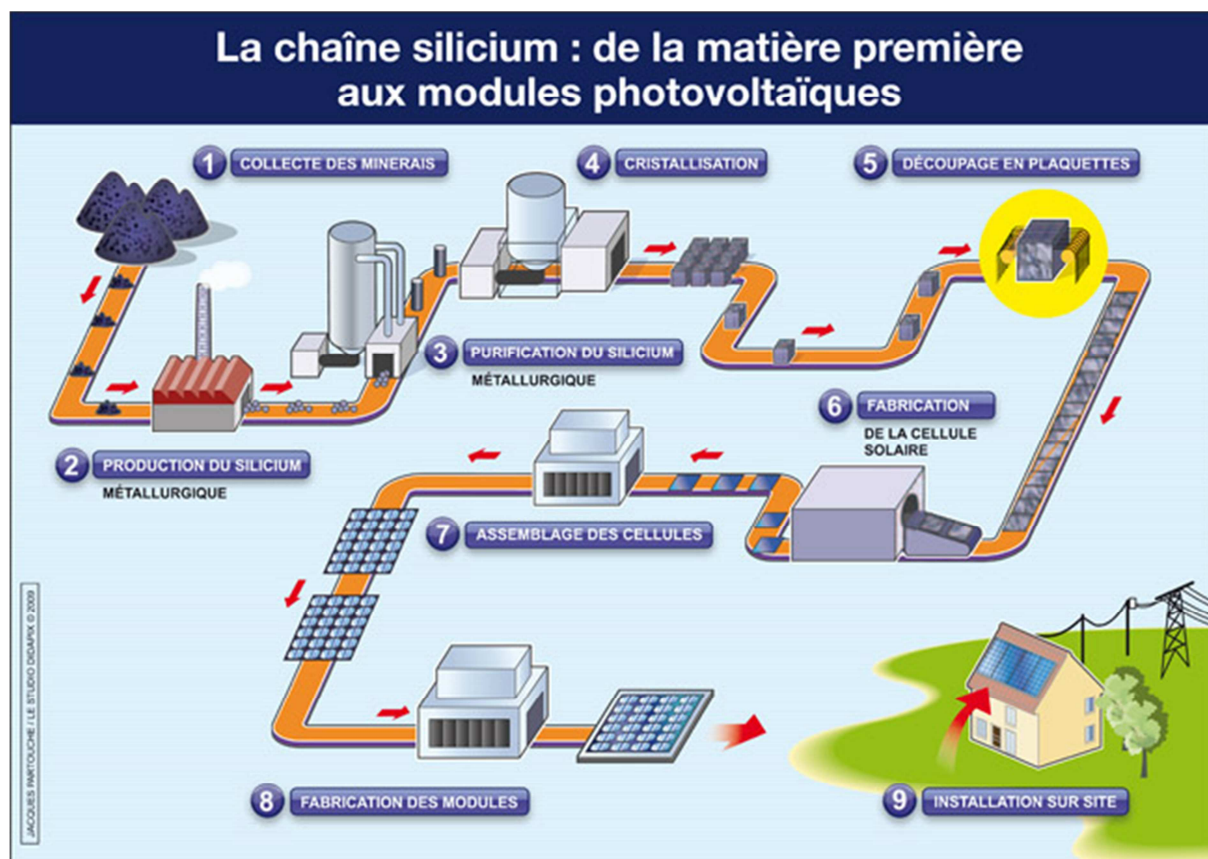
Une cellule photovoltaïque est un composant électronique qui, exposé à la lumière, génère de l'électricité. La cellule photovoltaïque produit un courant continu. Sa puissance dépend de la lumière reçue.

4.2 Le processus de fabrication des cellules

Pour fabriquer ces cellules photovoltaïques, le matériau le plus fréquemment utilisé est le silicium. Le silicium brut est obtenu par réduction de la silice (le composé le plus abondant dans la croûte terrestre et notamment dans le sable ou le quartz). Il doit ensuite être purifié et retravaillé. Il est alors produit sous forme de lingots, appelées « wafers ». Ces lingots sont découpés en très fines plaques de 200 micromètres d'épaisseur. Elles sont retraitées et métallisées pour devenir des semi-conducteurs : les cellules photovoltaïques.

4.3 Deux types de cellules photovoltaïques : monocristallin ou polycristallin

Ces deux technologies ont leur propre avantage. Les cellules monocristallines ont un meilleur rendement mais les cellules poly-cristallines sont moins onéreuses et durent plus longtemps.



4.4 Les modules solaires photovoltaïques

Les modules sont des panneaux constitués de cellules photovoltaïques reliées entre elles électriquement. Le rendement des modules varie en fonction de leurs spécificités techniques, de leur ensoleillement, de leur taille... Pour qualifier le potentiel maximal de production électrique d'une cellule ou d'un panneau photovoltaïque, on parle de « puissance crête », qui s'exprime en Watt crête (Wc).