REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE YAHIA FARES DE MEDEA

Faculté de **T**echnologie

Département du **G**énie **E**lectrique

Mémoire de fin d'études de Master

Filière : automatique

Spécialité : automatique et système

Extraction des paramètres du module PV en considérant la puissance de sortie

Présentés par :

HAMIDI NABIL

MAZARI ADNANE

Proposés et Dirigés par :

Dr.YAHIAOUI ADEL

Promotion 2022

Dédicace :

Merci à Dieu :

Donner cet humble

travail à ceux qui sont

Plus cher et spécial

A mon cher père « MOHAMED »

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

À mes amis

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

MAZARI ADNANE

Dédicace :

Merci à Dieu :

Donner cet humble

travail à ceux qui sont

Plus cher et spécial

A mon cher père « ABDELKADER »

À ma chère mère « RABIAA », exprimant mon amour pour elle, mon respect et ma gratitude pour sa patience

et ses sacrifices au cours de ses longues années, Dieu les sauva.

À mes amis

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

HAMIDI NABIL

Remerciement :

Tout d'abord nous remercions le grand Dieu pour la santé, l'intelligence, le courage qu'Il nous avons accordé tout au long de nos cursus en particulier durant la période de ce projet. Notre profonde gratitude et sincères remerciements vont à notre promoteur Dr. YAHIAOUI Adel qui nous a fait l'honneur de diriger ce travail pour sa disponibilité, sa positivité et sa motivation, et surtout pour la confiance qu'il nous avons toujours accordé. Nous adressons nos remerciements aux membres des jurys, devant qui nous avons l'honneur d'exposer notre travail, et qui ont pris la peine de lire ce mémoire pour juger son contenu. On tient à remercier tous les enseignants qui ont assuré notre formation.

Enfin, on exprime notre reconnaissance envers toute notre famille, et tous ceux qui ont contribué de prés ou de loin pour réaliser ce travail.

Merci

ملخص

في هذا العمل ، تم اقتراح نموذج مكافئ لخلية PV ، يحتوي هذا النموذج على معلمات غير معروفة يجب تحديدها. يتم استخدام طريقة لتحديد المعلمات المثلى. من أجل تقييم الطريقة المقترحة ، يتم استخدام البيانات التجريبية ، ويتم الحصول على هذه البيانات في ظل ظروف خارجية وتحتوي على منحنيات I-V مختلفة. تمت مقارنة نتائج المحاكاة مع البيانات التجريبية للنموذج المقترح. علاوة على ذلك ، يتم تطبيق المعلمات المحددة للوحة الكهروضوئية للتنبؤ بالتيار والجهد والطاقة والتي تم مقارنتها بعد ذلك بالتيار والجهد والطاقة التي تم الحصول عليها من البيانات الفعلية للنظام الكهروضوئي.
الكلمات المفتاحية: للوحة الكهروضوئية, منحنياتI-V, البيانات الفعلية

Résumé

Dans ce travail, un modèle équivalent d'une cellule PV est proposé, ce modèle ayant des paramètres inconnus qui doit être identifié. Une méthode est utilisée pour identifier les paramètres optimaux. Afin d'évaluer la méthode proposée, des données expérimentales sont utilisées, ces données sont acquises dans des conditions extérieures et contiennent divers I-V courbes. Les résultats de la simulation sont comparés aux données expérimentales pour le modèle proposé. De plus, les paramètres du panneau photovoltaïque identifiés sont appliqués pour prédire le courant, la tension et la puissance qui a ensuite été comparée au courant, tension et la puissance obtenu à partir de données réelles du système photovoltaïque

Mots-clés : panneau photovoltaïque, I-V courbes, identifié, données Expérimentales

Abstract

n this work, an equivalent model of a PV cell is proposed, this model having unknown parameters which must be identified. A method is used to identify the optimal parameters. In order to evaluate the proposed method, experimental data is used, these data are acquired under outdoor conditions and contain various I-V curves. Simulation results are compared to experimental data for the proposed model. In addition, the identified photovoltaic panel parameters are applied to predict current, voltage and power which was then compared to current, voltage and power obtained from actual photovoltaic system data.

Keywords: photovoltaic panel, photovoltaic system data, I-V curves

Liste des abréviations :

R_s	Résistance série (W)
R_{sh}	Résistance shunt (W)
I_{ph}	Le photo-courant de la cellule dépendant de l'éclairement et de la température (A)
n_s	Nombre de cellules en série
n_p	Nombre de cellules en parallèle
V_{co}	La tension de circuit ouvert (V)
I_{cc}	Le courant de court-circuit (A)
I_{mpp}	Le courant au point de puissance maximale (A)
V_{mpp}	La tension au point de puissance maximale (V)
P_{max}	La Puissance maximale (W)
PV	Panneau photovoltaïque
I_D	Courant de la diode (A)
V_D	Tension de la diode (V)
V_t	Tension thermique
I_c	Courant calculé (A)
I_m	Courant mesuré (A)
V_m	Tension mesuré (V)

Sommaire :

Sommaire :

Liste des figures…….....…

Liste des tableaux…….....…...

Introduction générale ……..…1

Chapitre 1 : Généralité

1.1. Introduction…….....3

1.2. Energie solaire…….....……3

1.3. Effet photovoltaïque : …….....……3

1.4. Cellule photovoltaïque : …….....……3

1.4.1. Principe de fonctionnement d'une cellule photovoltaïque : ……...……4

1.4.2. Différentes technologies d'une cellule photovoltaïques : …….....……5

a. Silicium monocristallin: …….....……5

b. Silicium poly-cristallin: …….....……5

c. Silicium amorphe : …….....……6

d. Silicium multi-jonction : …….....……6

1.5. Panneaux photovoltaïques : …….....……7

1.5.1. Association des cellules photovoltaïques : ….....……7

a. Association en série : …….....7

b. Association en parallèle : …….....……8

1.6. Caractéristique électrique d'un panneau photovoltaïque : …….....8

1.6.1. Les paramètres d'un panneau photovoltaïques : …….....9

A. La tension en circuit ouvert V_{co} : …….....…… 9

B. La courant de court-circuit I_{cc} : …….....9

C. La puissance maximale P_{max} : …….....9

D. Le rendement : ……..……9

E. Le facteur de forme : ……9

1.7. Modélisation d'une cellule photovoltaïques : ……..…10

1.7.1. Le modèle idéal : …….....10

1.7.2. Modèle a une diode : ……..11

1.7.3. Modèle a deux diode : ……....12

1.7.4. Modèle du panneau photovoltaïque : ……13
1.8. Conclusion : ……14

Chapitre 2 : Technique d'identification

2.1. Introduction : ……15
2.2. Identification des paramètres d'un panneau photovoltaïques : ……15
a. Identification non-paramétrique : ……15
b. Identification paramétrique : ……16
2.3. Méthode d'identification : ……16
2.3.1. Méthode applique au modèle à une diode : ……16
A/ Méthode analytique : ……17
B/ Méthode de cinq points : ……18
c/ Méthode de modèle de référence : ……20
2.3.2. Méthodes appliqué au modèle a deux diodes : …… 21
A/ Méthode analytique : ……21
B/ Méthode de newton-Raphson : ……26
2.4. Conclusion : ……27

Chapitre 3 : La méthode essaims de Particule (PSO)

3.1. Introduction : ……28
3.2. Méta-heuristiques pour l'optimisation mono-objective difficile : ……28
3.2.1. Problème d'optimisation : ……28
3.2.2. Optimisation difficile : ……29
3.2.3. Algorithmes d'optimisation approchée :……30
3.2.3.1. Heuristiques ……30
3.2.3.2. Méta-heuristiques : ……30
3.3. Optimisation par Essaim Particulaire : ……32
3.3.1. Présentation de la méthode : ……32
3.3.1.1. Principe général : ……32
3.3.1.2. Applications : ……33
3.3.1.3. Formalisation : ……33
3.4. Notion de voisinage de PSO : ……35
3.4.1. Voisinage géographique et social : ……36
3.4.1.1. Voisinage géographique : ……36
3.4.1.2. Voisinage social : ……36
3.5. Différents modèles de topologies : ……37
3.5.1. Topologies statiques : ……37

3.5.2. Topologies dynamiques : ……39
3.6. Configuration de la méthode : …….....40
3.6.1. Nombre de particules : ……....40
3.6.2.Topologie du voisinage : ……40
3.7. Algorithme d'essaims particulaires : ……41
3.8. L'Organigramme de PSO : …….....42
3.9. Conclusion : …….....43

Chapitre 4 : Résultats de simulation et discussion

4.1. Introduction……44
4.2. Problématique : ……...44
4.3. Les Résultat de simulation ……46
4.4. Identification des paramètres électriques du PV avec l'algorithme PSO...……51
4.5. Conclusion…….....56
Conclusion générale ….....……..57
Bibliographie …….....58

Liste des figures :

Chapitre 01 :

Figure 1.1 Cellule photovoltaïque.....4
Figure 1.2 Principe de fonctionnement d'une cellule photovoltaïque..... 4
Figure 1.3 Cellule photovoltaïque monocristallin..... 5
Figure 1.4 Cellule photovoltaïque poly-cristalline..... 6
Figure 1.5 Cellule photovoltaïque amorphe..... 6
Figure 1.6 Cellule photovoltaïque multi-jonction.....7
Figure 1.7 Caractéristique résultante d'un groupement de n_s cellules en série..... 7
Figure 1.8 Caractéristique résultante d'un groupement de n_p cellules en parallèle.....8
Figure 1.9 Caractéristiques électrique I-V et P-V d'un panneau photovoltaïque.....8
Figure 1.10 Facteur de forme pour une cellule PV.....10
Figure 1.11 Circuit électrique de modèle idéal.....11
Figure 1.12 Circuit électrique de modèle à une diode.....12
Figure 1.13 Circuit électrique de modèle à deux diodes. 12

Chapitre 02 :

Figure 2.14 Les deux points sur la courbe I-V.....18
Figure 2.15 Les cinq points sur la courbe I-V.....19
Figure 2.16 Principe d'identification. 20

Chapitre 03 :

Figure 3.17 Topologie statiques..... 39
Figure 3.18 Topologie de voisinage.....40
Figure 3.19 Organigramme de PSO.....42

Chapitre 04 :

Figure 4.1 L'organigramme du travail.....44
Figure 4.2 Le module solaire photovoltaïques "monocristallin" **(Réf : H245)** 45
Figure 4.3 Réalisation de pv.....45
Figure 4.4 La variation de l'envolement par rapport le temps.....46
Figure 4.5 La variation de courant par rapport le temps.....46
Figure 4.6 La variation de tentions par rapport le temps.....47
Figure 4.7 Caractéristique I_V pour T=25°C, T=50°C, T=75°C.....47
Figure 4.8 Caractéristique P_V expérimentale pour T=25°C, T=50°C, T=75°C.....48
Figure 4.9 Caractéristique I_V pour G=1000, G=1500,G=2000.....48
Figure 4.10 Caractéristique P_V pour G=1000, G=1500, G=2000.....49

Figure 4.11 Caractéristique I_V pour G=1000..... 49
Figure 4.12 Caractéristique P_V Pour Rs=0.....50
Figure 4.13 Caractéristique I_V pour Rsh=0 50
Figure 4.14 Caractéristique P_V pour Rsh=0.....51
Figure 4.15 Variation de l'erreur quadratique en fonction des itérations par PSO.....52
Figure 4.16 Caractéristique P-V expérimentale et simulé avec les paramètres estimés par l'algorithme de PSO.....52
Figure 4.17 Caractéristique I-V expérimentale et simulé avec les paramètres estimés par l'algorithme de PSO..... 53
Figure 4.18 caractéristique I-V expérimentale et simulé avec les paramètres estimés par l'algorithme de PSO pour T=50°C 53
Figure 4.17 Caractéristique I-V expérimentale et simulé avec les paramètres estimés par l'algorithme de PSO 53
Figure 4.18 Caractéristique I-V expérimentale et simulé avec les paramètres estimés par l'algorithme de PSO pour T=50°C 53
Figure4.19 Caractéristique P-V expérimentale et simulé avec les paramètres estimés par l'algorithme de PSO pour T=50°C..... 54
Figure 4.20 Caractéristique I-V expérimentale et simulé avec les paramètres estimés par l'algorithme de PSO pour T=75°C.....54
Figure 4.21 Caractéristique P-V expérimentale et simulé avec les paramètres estimés par l'algorithme de PSO pour T= 75°C 55

Liste des tableaux

Chapitre 01 :

Tableau 1.1 Propriétés de divers modèles électriques photovoltaïques.....13

Chapitre 04 :

Tableau 4 .1 Les paramètres identifié de panneau PV en utilisant la méthode PSO pour la différente température. 51

Introduction générale :

INTRODUCTION GENERALE

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

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

La modélisation des cellules photovoltaïques passe nécessairement par un choix judicieux des circuits électriques équivalents. Pour développer un circuit équivalent précis pour une cellule PV, il est nécessaire de comprendre la configuration physique des éléments de la cellule aussi bien que les caractéristiques électriques de chaque élément, plusieurs modèles mathématiques sont développés pour représenter un semi- comportement fortement non-linéaire, résultant de celui des jonctions semi-conductrices qui sont à la base de leurs réalisations. Ces modèles se différencient entre eux par les procédures mathématiques et le nombre de paramètres intervenant dans le calcul de la tension et du courant du module photovoltaïque. On présentera deux modèles de la cellule PV utilisés dans la pratique : le modèle à une diode unique et le modèle à deux diodes. Ces paramètres sont : le photo-courant, le courant de saturation, la résistance série et parallèle et le facteur d'idéalité de la diode [3].

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

Dans le premier chapitre, nous présentons des généralités sur l'énergie solaire, le fonctionnement et la technologie de fabrication des cellules photovoltaïques. Les principales propriétés et caractéristiques des panneaux photovoltaïques sont abordées, tout en focalisant sur leur modélisation, et présentons des généralités sur la technique identification.

Le deuxième chapitre consiste à présenter les différentes techniques d'identification des paramètres d'un panneau photovoltaïque.la modélisation des différant type de module photovoltaïque.

Le troisième chapitre consiste à la description de la méthode d'identification PSO (particle swarm optimisation)

Le quatrième chapitre contient l'algorithme de PSO, le sumilnk d'une cellule PV et les résultats de notre travaille.

Chapitre 1 : Généralité

CHAPITRE 1 : Généralité

1.1. Introduction :

L'énergie renouvelable provient de sources naturelles telles que le soleil, le vent, l'eau et les plantes qui sont « pratiquement inépuisables ». Le soleil fournit une énergie importantevariant d'une région à une autre de la terre. La puissance émise par le soleil sous forme du rayonnement qui subit de considérables modifications arrivant à la terre, à cause des phénomènes d'absorption et de diffusion. Ce chapitre présente des généralités sur l'énergie photovoltaïque tout en focalisant sur la modélisation des panneaux photovoltaïques.

Un aperçu sur l'énergie solaire, le fonctionnement de cellule photovoltaïque en citant les paramètres et les caractéristiques d'un panneau photovoltaïque ainsi que sa modélisation sont développés dans ce qui va suivre.

1.2. Energie solaire :

L'énergie solaire est l'énergie qui provient du rayonnement solaire, directement à travers l'atmosphère sur la terre. L'énergie solaire est à l'origine du cycle de l'eau, du vent et de la photosynthèse réalisée par le règne végétal, dont dépend le règne animal via les chaînes alimentaires. L'énergie solaire est donc à l'origine de toutes les énergies sur terre à l'exception de l'énergie nucléaire, de la géothermie et de l'énergie marémotrice. Cette énergie est virtuellement inépuisable à l'échelle des temps humains, ce qui lui vaut d'être classée parmi les énergies renouvelables (même si le soleil disparaîtra un jour). L'énergie solaire vient de la fusion nucléaire qui se produit au centre du soleil. Elle se propage dans le système solaire et dans l'univers sous la forme d'un rayonnement électromagnétique de photons. Ce rayonnement solaire est une ressource énergétique renouvelable ; une partie de ce rayonnement peut être exploitée pour la production du la chaleur (solaire thermique) ou de l'électricité : c'est l'énergie solaire photovoltaïque. [4].

1.3. Effet photovoltaïque :

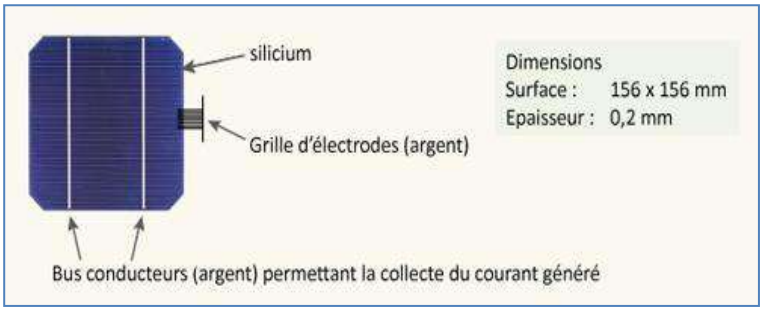
L'effet photovoltaïque consiste à transformer l'énergie lumineuse en énergie électrique. Il a été mis en évidence, pour la première fois par Edmond Becquerel en 1839 : il découvrit que certains matériaux délivraient une petite quantité d'électricité quand ils étaient exposés à la lumière. Albert Einstein expliqua le phénomène photoélectrique en 1912, mais il fallut attendre le début des années 50 pour sa mise en application pratique dans la réalisation d'une cellule PV en silicium d'un rendement très faible de 4,5% [5].

1.4. Cellule photovoltaïque :

La cellule PV qui est le plus petit élément d'une installation photovoltaïque, se compose de matériaux semi-conducteurs [6].

. Elle transforme directement l'énergie lumineuse en énergie électrique. Les cellules photovoltaïques constituées :

- Une couche très fine semi-conductrice telle que le silicium, qui est un matériau qui présente une bonne conductivité électrique.
- Une couche antireflet qui permet de passer un maximum des rayons solaires.



- La figure 1.1 montre une cellule photovoltaïque. Une grille conductrice sur le dessus (cathode) et en dessous (anode) un métal conducteur.

Figure 1.1 cellule photovoltaïque

1.4.1. Principe de fonctionnement d'une cellule photovoltaïque :

La cellule photovoltaïque comporte deux parties, l'une présentant un excès d'électrons et l'autre un déficit en électrons, dites respectivement dopée de type n et dopée de type p [7].

Une fois ces deux parties misent en contact, une jonction p-n'a été formée qui permet de faire passer les électrons d'une couche à l'autre. En ajoutant deux électrodes qui sont installés sur les zones n et p : l'anode (ou côté positif) est située au-dessus de la couche n alors que la cathode (ou côté négatif) est située en dessous de la couche p. Enfin lorsque la cellule est éclairée, des photons (particules de lumière) bombardent la surface supérieure, les électrons s'activent et se mettent en mouvement. Ces électrons se déplacent dans une direction particulière, il y a donc une création d'une différence de potentiel électrique : le courant électrique circule

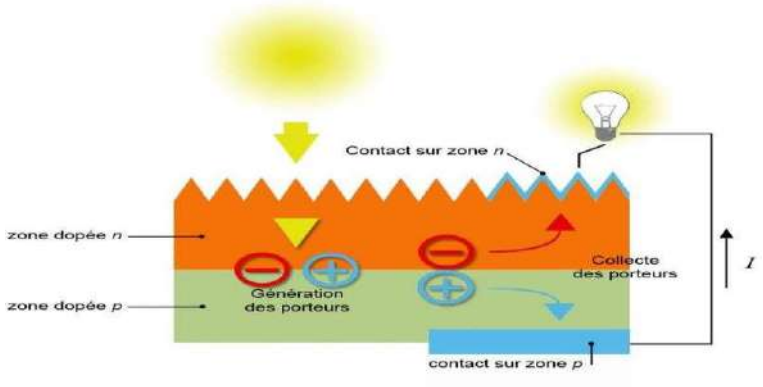


Figure 1.2 Principe de fonctionnement d'une cellule photovoltaïque

1.4.2. Différentes technologies d'une cellule photovoltaïques :

Les cellules photovoltaïques peuvent être fabriquées à partir de divers matériaux semi- conducteurs. Le matériau semi-conducteur utilisé presque universellement aujourd'hui est le silicium, cela est principalement dû à sa disponibilité illimitée sur terre. C'est un matériau extrêmement abondant, non toxique et stable, il y a plusieurs technologies distinctes de la part de la nature du silicium employé et sa méthode de fabrication.

a. Silicium monocristallin :

Le silicium monocristallin est la base de ce type de cellule. La fabrication de cellule de silicium commence avec l'extraction du cristal de dioxyde de silicium. Ce matériel est désoxydé dans de grands fours, purifie et solidifie. Ce processus a atteint une pureté de 98et 99% ce qui permet un rendement énergétique fort. Le silicium est alors fusionné avec une petite quantité de dopant, normalement le bore qui est de type P puis coupe en fine tranches d'environ 300 µm. Après la coupe et le nettoyage des impuretés des tranches, des impuretés de type N sont introduite via un processus de diffusion contrôlée : les tranches de silicium sont exposées à des vapeurs de phosphore dans un four ou la température varie de 800 à 1000°C [8].

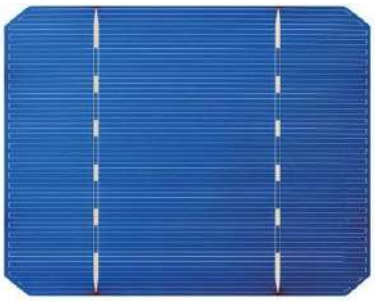


Figure 1.3 Cellule photovoltaïque monocristallin

b. Silicium poly-cristallin :

Le processus de production est semblable à celui présente 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 couteuses mais aussi moins efficace (12,5% de rendement en moyenne) [8].

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, y compris la taille, la morphologie et la concentration des impuretés.

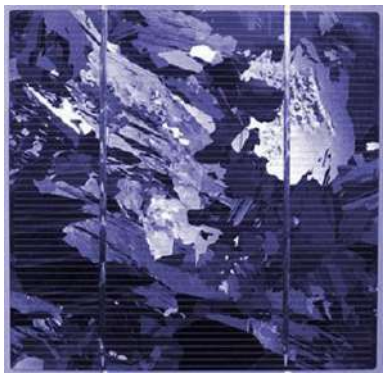


Figure 1.4 Cellule photovoltaïque poly-cristalline

c. Silicium amorphe :

Les cellules de silicium amorphe différent 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, faible consommation d'énergie, peu couteux, possibilité de produire des cellules avec grands secteurs.

Mais, même avec un cout 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 poly cristallin 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 [8].



Figure 1.5 Cellule photovoltaïque amorphe

d. silicium multi-jonction :

Les cellules multi-jonction différent des cellules présentées précédemment, car leur structure possède une meilleure absorption du spectre solaire, grâce à leur constitution de plusieurs couches de nature déférente (utilisant de différents matériaux semi-conducteur de gaps déférente). Elles ayant une grande efficacité, donc présentent des rendements plus élevés. La figure1.6 montre une cellule multi-jonction.



Figure 1.6 Cellule photovoltaïque multi-jonction.

1.5. Panneaux photovoltaïques :

Un panneau photovoltaïque se compose de plusieurs cellules solaires connectées électriquement les unes aux autres en sérient ou en parallèle. La mise en série et en parallèle des panneaux permet d'obtenir la tension et le courant exigés dont les performances dépendent de l'association de cellules et de la matière qui les composent [9]. Le point de fonctionnement de cet ensemble de panneaux photovoltaïques est défini par l'intersection de sa caractéristique courant-tension avec la ligne de charge.

1.5.1. Association des cellules photovoltaïques :

Une cellule solaire ne génère pas suffisamment de tension : entre 0.5 et 1.5 V selon technologie [10]. Pour produire une tension utilisable, les cellules sont assemblées pour former un panneau.

a. Association en série :

Dans l'association de plusieurs cellules identiques en série, le courant traversant chaque cellule est le même. La tension aux bornes de cette chaine de cellule est obtenue en additionnant les tensions aux bornes de toutes les cellules [11].

La figure (1.7) illustre la caractéristique résultante d'un groupement de n_s cellules en série :

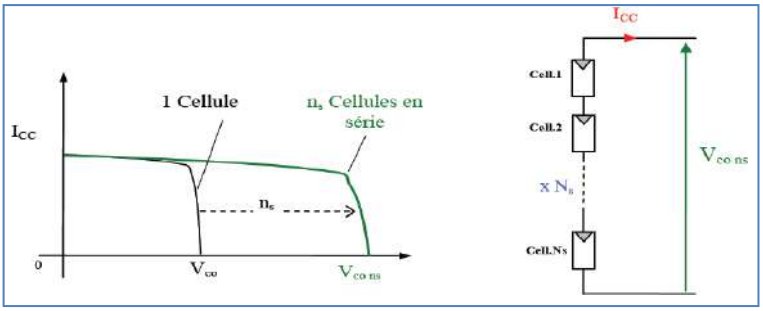


Figure 1.7 Caractéristique résultante d'un groupement de n_s cellules en série.

$$V_{co n_S} = \text{ns.Vco} \qquad (1.1)$$

$$I_{cc} n_S = Icc \quad (1.2)$$

Où

n_s : nombre des cellules en série.

V_{co} : tension à vide d'une cellule.

b. Association en parallèle :

Les cellules identiques groupées en parallèle sont soumises à un même potentiel. Le courant résultant de ce groupement est la somme des courants fournis par toutes les cellules [8]. [8]. La figure (1.8) montre la caractéristique résultante d'un groupement de n_p cellules en parallèle :

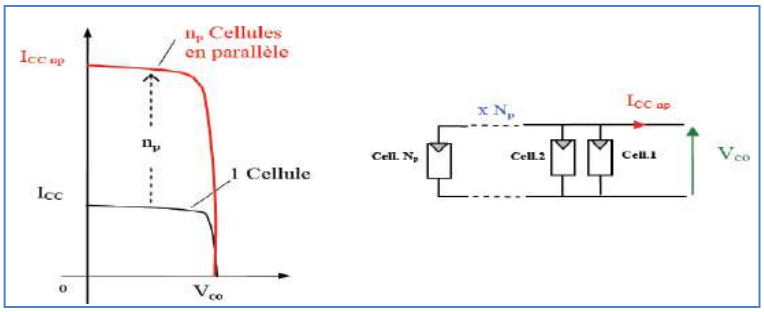


Figure 1.8 Caractéristique résultante d'un groupement de n_p cellules en parallèle.

1.6. Caractéristique électrique d'un panneau photovoltaïque :

Les caractéristiques courant-tension I-V et puissance-tension P-V d'un panneau photovoltaïque dans des conditions de température et d'irradiation constante sont illustréespar la figure (1.9). La courbe I-V se compose de deux régions : le côté droit de la courbe peut être appelé région de source de tension, où le point final indique la tension en circuit ouvert d'un panneau photovoltaïque (V_{co}) et le côté gauche de la courbe peut être appelé région de source de courant, où le point finale désigne le courant de court-circuit (I_{cc}) d'un panneau photovoltaïque[12].

Le point de puissance maximale (mpp) du panneau est situé au coude de cette caractéristique.

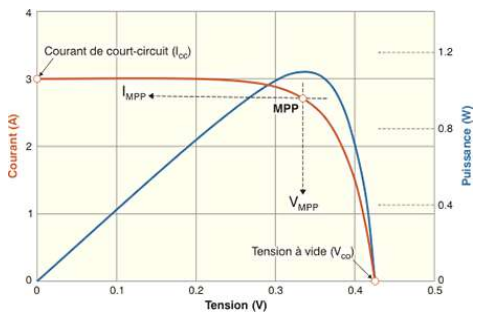


Figure 1.9 Caractéristiques électrique I-V et P-V d'un panneau photovoltaïque

1.6.1. Les paramètres d'un panneau photovoltaïques :

Les paramètres essentiels d'un panneau PV sont cités comme suit :

A.la tension en circuit ouvert V_{co} :

C'est la tension aux bornes de la cellule lorsqu'elle n'est pas connectée à une charge. Sa valeur diminue avec la température et change peu avec l'irradiation. Elle est obtenue quand le courant de la cellule est nul [3].

B.la courant de court-circuit I_{cc} :

Le courant de court-circuit I_{cc} correspond à la valeur du courant lorsque la cellule est en condition de court-circuit. Le courant de court-circuit est très proche du photo-courantI_{ph}.

c.la puissance maximale P_{max} :

La puissance maximale P_{max} délivrée par une cellule photovoltaïque correspond au maximum du produit de la tension maximale appliquée par le courant maximale mesuré aux bornes de la cellule.
La puissance maximale mesurée dans les conditions de référence (STC : Standard Test Condition), c'est-à-dire sous l'ensoleillement de 1000 W/m^2 et à la température de 25.

d.le rendement :

Le rendement énergétique (5)d'une cellule est défini comme étant le rapport entre la puissance maximale généréeP_{max}et la puissance du rayonnement solaire, qui arrive sur la cellule photovoltaïque :

$$\eta=\frac{Pmax}{E.S} \qquad (1.5)$$

Où

η: Rendement énergétique.

E : Éclairement (W/m^2).

S : Surface active de la cellule (m^2).

P_{max} : Puissance maximale(W).

e. le facteur de forme :

Il représente le rapport entre la puissance maximale que peut délivrer la cellule notée P_{max} et la puissance formée par le rectangleI_{cc} * V_{co} comme le montre la figure (1.10). Ce facteur est défini par la relation suivante :

$$FF=\frac{Pmax}{Icc.Vco} \qquad (1.6)$$

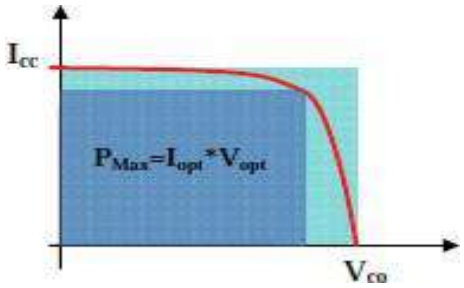


Figure 1.10 Facteur de forme pour une cellule PV.

1.7. Modélisation d'une cellule photovoltaïque :

Les performances d'un dispositif photovoltaïque (cellule, module ou panneau PV) peuvent être convenablement étudiées en utilisant des modèles mathématiques décrivant son fonctionnement. Modéliser un panneau photovoltaïque revient à modéliser une cellule.

La modélisation de cellules photovoltaïques s'impose comme une étape cruciale, qui offre une facilité d'utilisation. Plusieurs modèles peuvent être trouvés dans la littérature, leurs différences se situent principalement dans le nombre de diode et à chaque fois, des éléments ont été ajoutés afin que les modèles prennent en charge des aspects qui sont négligés telles que les pertes par résistance série, puis les pertes par recombinaison et autre.Cela a toujours été fait dans le souci, à chaque fois, de s'approcher le plus possible le comportement réel de la cellule.

1.7.1. Le modèle idéal :

Le modèle idéal est le plus simple des modèles d'une cellule photovoltaïque, il génère un courant inverse lorsque sa jonction p-n est exposée à la lumière. Le courant est appelé photo-généréI_{ph}. Dans l'obscurité, les caractéristiques I-V sombres sont généralement exprimés mathématiquement par l'équation de la diode Shockley [12].

Comme suit :

$$ID1 = I01\left(e^{\frac{VD}{A1\,Vt}} - 1\right) \qquad (1.7)$$

Où

V_D : Différence du potentiel électrique entre les deux extrémités de la diode.

I_{01} : Courant de saturation inverse de la diode.

A_1 : Facteur d'idéalité de la diode.

V_t : Tension thermique en fonction de la température T donnée par l'équation suivante :

$$\text{Vt} = \frac{K*T}{q} \qquad (1.8)$$

Où

k et q représentent respectivement la constante de Boltzmann ($1.3806503 * 10^{-23}\ J/K$)et la charge d'électrons ($1{,}602176 * 10^{-19}\ C$).

En supposant que le principe de superposition se vérifie, les caractéristiques I-V complètes sont simplement la somme des caractéristiques I-V sombres et éclairées comme le montre l'expression suivante :

$$ᴞH - I01\left(e^{\frac{VD}{A1\,Vt}} - 1\right) \qquad (1.9)$$

Dans la littérature [13] [14]. l'équation (1.9) est l'expression mathématique du modèle idéal,dans lequel I_{ph} est modélisé comme une source de courant.

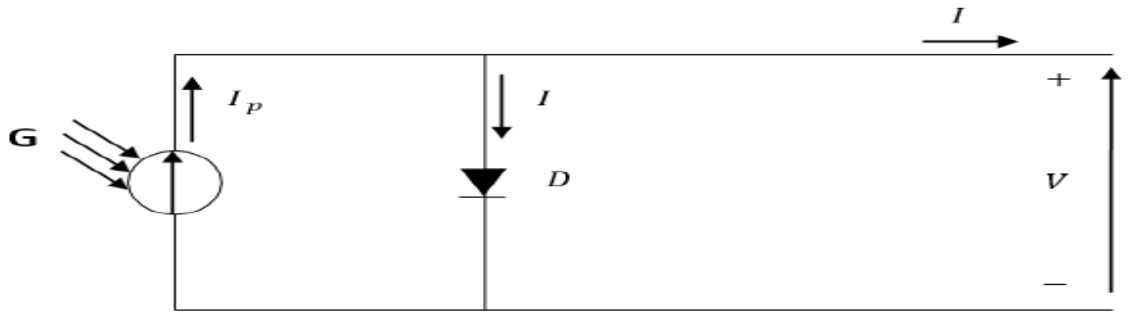


Figure 1.11 Circuit électrique de modèle idéal.

1.7.2. Modèle a une diode :

Pour obtenir une meilleure représentation du comportement électrique de la cellule du modèle idéal, le second modèle tient compte de la résistivité des matériaux et des pertes ohmiques de toutes les couches dans la cellule. Ces pertes sont approximativement représentées par la résistance en série R_s. En tenant compte des effets de la résistance en série, Townsend [15]. A présenté un modèle de circuit en supposant que la résistance de shunt est infinie. Ce modèle est appelé modèle simplifié à une diode et sa valeur de courant est donnée par l'expression suivante

$$I = IPH - I01\left(e^{\frac{V+IRS}{A1\,Vt}} - 1\right) \qquad (1.10)$$

Ruffié et Beckman [16]. Ont amélioré le modèle simplifié à une diode en incluant une résistance parallèle supplémentaire dans le modèle de circuit équivalent, appelé modèle à une diode. Sa relation I-V est donnée par l'équation suivante :

$$I = IPH - I01\left(e^{\frac{V+IRS}{A1\,Vt}} - 1\right) - \frac{V+IRS}{RSH} \qquad (1.11)$$

Où

R_s : Résistance série.

R_{sh} : Résistance shunt.

Le schéma électrique correspondant au modèle à une diode est illustré par la figure (1.12)

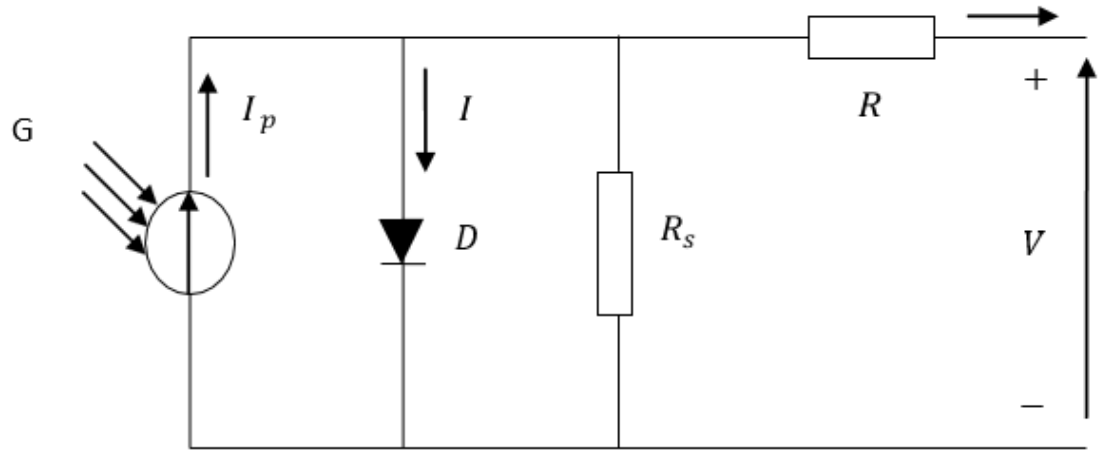


Figure 1.12 Circuit électrique de modèle à une diode.

1.7.3. Modèle a deux diode :

Dans le modèle à deux diodes, la deuxième diode, en parallèle avec la première, est utilisée pour modéliser la recombinaison dans la région de charge d'espace [17] [18].

La figure montre le schéma électrique du modèle à deux diodes. Son modèle électrique est exprimé par l'équation suivante :

$$I = IPH - I01\left(e^{\frac{V+IRS}{A1\,Vt}} - 1\right) - I02\left(e^{\frac{V+IRS}{A2\,Vt}} - 1\right) - \frac{V+IRS}{RSH} \qquad (1.12)$$

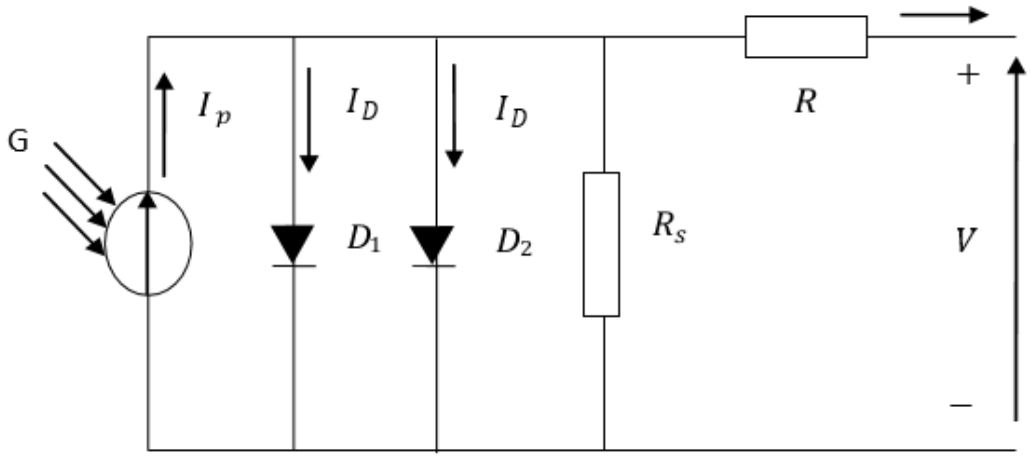


Figure 1.13 Circuit électrique de modèle à deux diodes.

Avec :

I_{01}et I_{02} sont les courants de saturation inverses de la première et de la deuxièmediode, respectivement.

A_1et A_2sont les facteurs d'idéalité des deux diodes.

Les propriétés des différents modèles électriques PV sont récapitulées dans letableau 1.1 :

Nom du modèle	Quantité de diode	Paramètres	Équation du modèle
Modèle idéale	1	I_{ph}, I_{01}, A_1	$\boldsymbol{I = IPH - I01\left(e^{\frac{VD}{A1\,Vt}} - 1\right)}$
Modèle simplifié à une diode	1	I_{ph}, I_{01}, A_1, R_s	$\boldsymbol{I = IPH - I01\left(e^{\frac{V+IRS}{A1\,Vt}} - 1\right)}$
Modèle à unediode	1	$I_{ph}, I_{01}, A_1, R_s, R_{sh}$	$\boldsymbol{I = IPH - I01\left(e^{\frac{V+IRS}{A1\,Vt}} - 1\right) - \frac{V+IRS}{RSH}}$
Modèle à deux diodes	2	$I_{ph}, I_{01}, A_1, I_{02}, A_2, R_s, R_{sh}$	$\boldsymbol{I = IPH - I01\left(e^{\frac{V+IRS}{A1\,Vt}} - 1\right) - I02\left(e^{\frac{V+IRS}{A2\,Vt}} - 1\right) - \frac{V+IRS}{RSH}}$

Tableau 1.1 Propriétés de divers modèles électriques photovoltaïques.

Les modèles sont caractérisés par le nombre de paramètres tels que le modèle simplifié à une diode, le modèle à une diode et le modèle à deux diodes qui sont respectivement des modèles à quatre, cinq et sept paramètres.

1.7.4. Modèle du panneau photovoltaïque :

Les chercheurs ont développé le modèle de panneau photovoltaïque afin de prédire les caractéristiques I-V avant de modéliser l'ensemble du système. En supposant qu'il y a cellules connectées en série dans un panneau, la tension de sortie et la résistance du panneau sont exprimées de la manière suivante :

$$V' = ns.\ V \qquad (1.13)$$

$$I' = I \quad (1.14)$$

$$R's = ns.\ Rs \quad (1.15)$$

$$R'sh = ns.Rsh \quad (1.16)$$

Où :

V' ; I' ; R's ; R'sh représente respectivement la tension, le courant, la résistance série et la résistance shunt du panneau photovoltaïque.Donc :

Modèle idéale $$I` = IPH - I01\left(e^{\frac{V`}{A1ns\,Vt}} - 1\right) \quad (1.17)$$

Modèle Simplifié à une diode $$I` = IPH - I01\left(e^{\frac{V`+I`Rs`}{A1ns\,Vt}} - 1\right) \quad (1.18)$$

Modèle à une diode $$I` = IPH - I01\left(e^{\frac{V`+I`Rs£}{A1ns\,Vt}} - 1\right) - \frac{V`+I`R`s}{R`sh} \quad (1.19)$$

Modèle à deux diodes

$$I` = IPH - I01\left(e^{\frac{V`+I`Rs`}{A1ns\,Vt}} - 1\right) - I02\left(e^{\frac{V+I`R`s}{A2\,nsVt}} - 1\right) - \frac{V`+I`R`s}{R`sh} \quad (1.20)$$

1.8. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté des généralités sur l'énergie solaire. Nous avons rappelé quelques notions préliminaires pour la compréhension du comportement de panneaux

Chapitre 02 :technique d’identification

CHAPITRE 2 : TECHNIQUE D'IDENTIFICATION

2.1. Introduction :

Les méthodes d'identification estiment les paramètres du PV. Plusieurs méthodes d'identification sont proposées dans la littérature.

Ce chapitre aborde les différentes méthodes d'identification des paramètres électrique de la caractéristique I-V en utilisant le modèle à une diode et le modèle à deux diodes

2.2. Identification des paramètres d'un panneau photovoltaïque :

Il est bien connu que l'étape d'identification des paramètres de n'importe quel système est une étape déterminante aussi bien pour la simulation que pour la pratique. Donc comme tout système, une connaissance précise des paramètres de panneaux photovoltaïques est indispensable pour la conception, le contrôle de qualité et pour des estimations de leurs performances. Ces paramètres sont souvent déterminés à partir de données expérimentales sous un éclairement et une température bien contrôlés. Les constructeurs des cellules et despanneaux PV fournissent généralement une fiche technique contenant quelques paramètresde la cellule ou du panneau PV composé par un groupement de plusieurs cellules. Mais il y a d'autres paramètres qui ne sont pas fournis sur la fiche technique. En pratique la détermination de ces paramètres inconnus est très importante. Dans cette partie, on aborde une des questions importantes liées aux systèmes photovoltaïques qui consiste à la modélisation et à la détermination de ces paramètres inconnus. En effet, plusieurs méthodes d'identification ont été proposées dans la littérature [17].

Le test standard d'un panneau photovoltaïque fournit la tension de circuit ouvert (V_{co}), courant de court-circuit (I_{cc}), la tension à la puissance maximale (V_{mpp}), le courant à la Puissance maximale (I_{mpp}), à la condition standard de rayonnement de 1000 W/m^2 et de température de 25.

a. Identification non-paramétrique :

Quand nous parlons d'identification non paramétrique, nous entendons l'interprétation graphique ou sous forme de tableau d'une réponse transitoire, fréquentielle (Bode, Black, Nyquist, Fourier) ou par corrélation (réponse impulsionnelle), etc. Avec ces méthodes nous ne pouvons obtenir qu'une idée la dynamique du système, qui peut servir, par exemple, au dimensionnement approximatif de régulateurs ou de filtres, Si la précision de la connaissance du système doit être plus élevée, il faut passer à l'identification paramétrique.

b. Identification paramétrique :

Le but de L'identification paramétrique est d'estimer les paramètres d'un modèle mathématique, de façon à obtenir une représentation satisfaisante du système réel étudié. Dans ce gêné d'identification nous retrouvons aussi différentes techniques. L'une d'elles est appelée « identification heuristique », elle se base sur la détermination des paramètres d'une fonction de transfert en ayant à disposition la réponse du système a un échelon d'entrée. Cette technique peut été suffisante pour des systèmes simples. Une autre technique appelée « régression linéaire » est utilisée dans la méthode des moindres carrées simples. Nous retrouvons aussi les méthodes basées sur l'erreur de sortie et sur l'erreur de prédiction Tout identification est basée sur des donnée expérimentales, ceci implique que nous nous retrouvons toujours avec des signaux affectés par du bruit. Une procédure d'identification implique différent choix, notamment :

- Le type de modèle à utiliser le critère
- L'algorithme d'optimisation
- Le type d'essai a effectué
- La vérification des résultats

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

2.3. Méthode d'identification :

Les différentes techniques d'identification peuvent être réparties comme suit :

- Méthode analytique
- Méthode des cinq points
- Méthode du modèle de référence

2.3.1. Méthode applique au modèle à une diode : Dans cette partie, quelques méthodes

sont présentées pour identifier les paramètresassociés au modèle à une diode (I_{ph}, I_{01}, A_1, R_s et R_{sh}), de l'équation :

$$I = IPH - I01\left(e^{\frac{V+IRS}{A1\ ns\ Vt}} - 1\right) - \frac{V+IRs}{Rsh} \quad (2.1)$$

Avec :

- Au point de circuit ouvert (V_{co}, 0)

$$0 = IPH - I01\left(e^{\frac{Vco}{A1\ ns\ Vt}} - 1\right) - \frac{Vco}{RSH} \quad (2.2)$$

- Au point de court-circuit (0, I_{cc})

$$\text{Icc} = IPH - I01\left(e^{\frac{Icc\ Rs}{A1\ ns\ Vt}} - 1\right) - \frac{Icc\ RS}{RSH} \quad (2.3)$$

- Au point de puissance maximale (V_{mpp}, I_{mpp})

$$\text{Impp} = IPH - I01\left(e^{\frac{Vmpp+Impp\ Rs}{A1\ ns\ Vt}} - 1\right) - \frac{Vmpp+Impp\ RS}{RSH} \quad (2.4)$$

A/ Méthode analytique :

Cette méthode est utilisée pour trouver les paramètres inconnus en utilisant les troispoints remarquables de la courbe I-V, et deux autres points. Ces points doivent être : le point de court-circuit(0, I_{cc}), le point de circuit ouvert(V_{co}, 0), le point de puissance maximale(V_{mpp}, I_{mpp}), la pente au point du circuit ouvert qui est R_{s0}, et la pente au point du court-circuit R_{sh0}.

Les expressions suivantes sont tirées de [18] :

$$A1 = \frac{Vmpp+Impp\ Rs0-Vco}{ns\ Vt[In\left(Icc-\frac{Vmpp}{Rsh0}-Impp\right)-\ln\left(Icc-\frac{Vco}{Rsh}\right)+\frac{Impp}{Icc-(Vco/Rsh)}]} \quad (2.5)$$

$$I01 = \left(Icc - \frac{Vco}{Rsh}\right)e^{\left(\frac{-Vco}{A1\,ns\,Vt}\right)} \qquad (2.6)$$

$$R_{sh} = R_{sh0} \qquad (2.7)$$

$$Iph = Icc\left(1 + \frac{Rs}{Rsh}\right) + I01\left(e^{\frac{Icc\,Rs}{A1\,ns\,Vt}} - 1\right) \qquad (2.8)$$

$$Rs = Rs0 - \frac{A1\,ns\,Vt}{I01}\,e^{\left(\frac{-Vco}{A1\,ns\,Vt}\right)} \qquad (2.9)$$

Avec d'après la figure :

$$Rsh0 = -\frac{dV}{dI}|I = Icc \qquad (2.10)$$

$$Rs = -\frac{dV}{dI}|V = Vco \qquad (2.11)$$

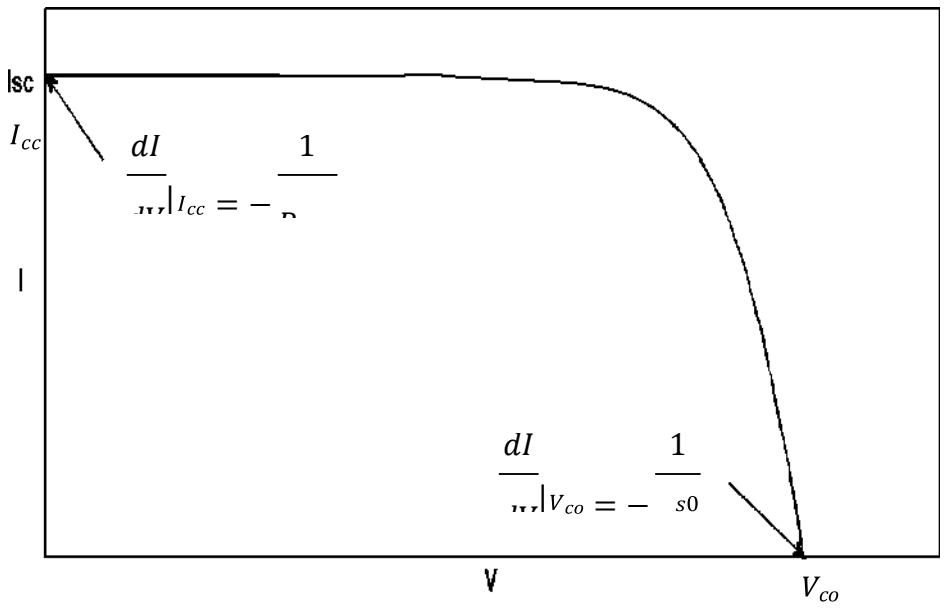


Figure 2.14 Les deux points sur la courbe I-V.

B/ Méthode de cinq points

Cette méthode est utilisée pour trouver les paramètres inconnus en utilisant plus de trois points de la courbe I-V au lieu de seulement les trois points remarquables en fonction du nombre d'inconnues pour chaque modèle. Pour le modèle à une diode, cinq points sont nécessaires pour trouver les paramètres inconnus. Cette méthode, basée sur la résolution d'un

système de cinq équations non linéaires résultant de l'application de l'équation (2.3) à cinq points qui doivent être : le point de court-circuit (0, Icc), le point de circuit ouvert (Vco, 0), le point de puissance maximales ($Vmpp$, $Impp$), et deux autres points (Vx, Ix) et

(Vxx, Ixx) tel que : Vx=□ (1/2) Vco et Vxx=□ (1/2) (Vco-Vmpp) [19]. Ces points sont montionnés sur le tracé de la figure (2.2) :

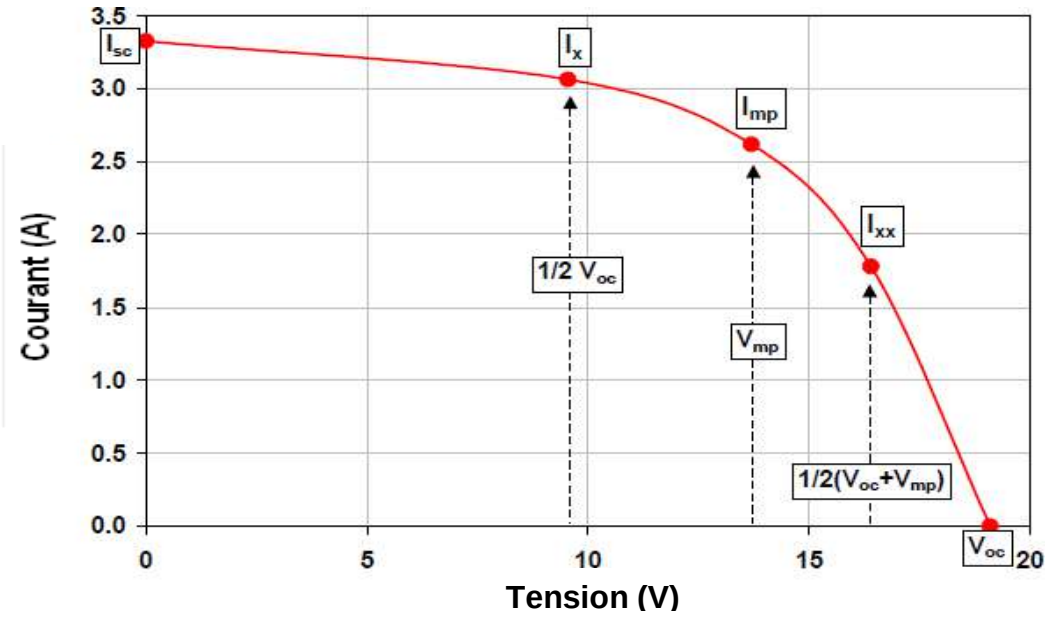


Figure 2.15 Les cinq points sur la courbe I-V

Donc, en réécrivant l'équation (2.1) sous la forme $f(I, V) = 0$, aux cinq points considérés, les cinq équations du système sont les suivantes :

$$IPH - I01\left(e^{\frac{Vco}{A1\,ns\,Vt}} - 1\right) - \frac{Vco}{RSH} = 0 \quad (2.12)$$

$$\text{Icc} - IPH + I01\left(e^{\frac{Icc\,Rs}{A1\,ns\,Vt}} - 1\right) + \frac{Icc\,RS}{RSH} = 0 \quad (2.13)$$

$$\text{Impp} - IPH + I01\left(e^{\frac{Vmpp+Impp\,Rs}{A1\,ns\,Vt}} - 1\right) + \frac{Vmpp+Impp\,RS}{RSH} = 0 \quad (2.14)$$

$$\text{Ix} - IPH + I01\left(e^{\frac{Vx+Ix\,Rs}{A1\,ns\,Vt}} - 1\right) + \frac{Vx+Ix\,RS}{RSH} = 0 \quad (2.15)$$

$$\text{Ixx} - Iph + I01\left(e^{\frac{Vxx+Ixx\,Rs}{A1\,ns\,Vt}} - 1\right) + \frac{Vxx+Ixx\,RS}{Rsh} = 0 \quad (2.16)$$

Les équations allant de (2.12) à (2.16) constituent donc un système non linéaire qu'on peut résoudre avec des méthodes itératives connues comme la méthode de Newton-Raphson.

C/ Méthode de modèle de référence :

Cette méthode utilise des signaux d'entrée-sortie pour identifier les paramètres des modèles mathématiques de structures variées. La figure (2.3) montre le schéma de principe de la méthode [20] - [21].

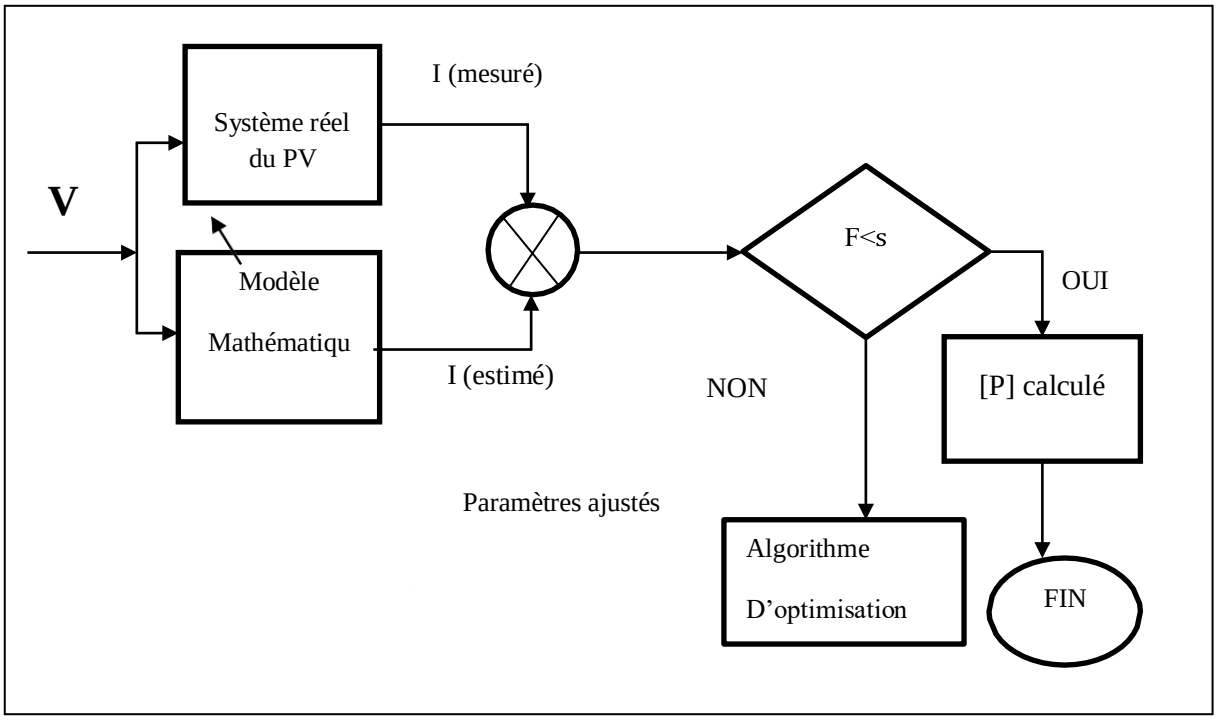


Figure 2.16 Principe d'identification

Les entrées-sorties sont mesurées pour le ou les régimes désirés (transitoire, permanent). L'estimation du vecteur paramètres est ensuite effectuée en minimisantle critère d'évaluation retenu. Ce dernier représente généralement l'erreur quadratique F entre les grandeurs mesurées

sur le système et les grandeurs calculées avec la même tension V que le système.
Le problème consiste à trouver le minimum du critère quadratique F, fonction qui Dépend des paramètres. Si le critère est linéaire par rapport aux paramètres, son minimum peut être calculé analytiquement par la méthode des moindres carrées par exemple. Par contre, si la fonction est non linéaire par rapport aux paramètres, la solution est approchée par des algorithmes itératifs de programmation non linéaire.

L'estimation des paramètres du panneau photovoltaïque à l'aide de la méthode du modèle de référence, c'est-à-dire l'approximation des valeurs expérimentales par un modèle mathématique, repose sur le choix d'un critère objectif qualifiant l'approximation mesure /modèle. L'écart entre les mesures effectuées sur le système réel et les valeurs calculées par simulation à partir du modèle est

$$\varepsilon(k) = I_m(k) - I_c(k) \quad k = 1,\ldots,N \qquad (2.17)$$

Où N désigne la dimension de vecteur de mesure.

Le but de l'estimation des paramètres est une minimisation de s(k) qui ne peut exactement s'annuler à cause des erreurs de mesures ou des erreurs de structure du modèle.
Si nous considérons comme critère F directement s(k), nous apercevons que les erreurs positives peuvent compenser les erreurs négatives sur l'ensemble des N mesures. Pour s'affranchir de cette contrainte, deux solutions existent :

- Considérer la valeur absolue de s(k) ;

- Considérer le carré de s(k).

L'élévation au carré est préférée à la valeur absolue car elle accorde plus d'importance aux grandes erreurs ; elle permet donc une compensation mieux adaptée des paramètres.
Donc le critère quadratique s'écrit sous la forme suivante :

$$F=\sum_{k=1}^{n} \varepsilon \square (k)^2=\sum_{k=1}^{n}(Im(k)-Ic(k))^2 \quad (2.18)$$

2.3.2. Méthodes appliqué au modèle a deux diodes :

Dans cette section, quelques méthodes sont présentées pour identifier les sept paramètres (I_{ph}, I_{01}, I_{02}, A_1, A_2, R_s et R_{sh}) associés au modèle à deux diodes de l'équation :

$$I= IPH - I01\left(e^{\frac{V+IRs}{A1\,ns\,Vt}}-1\right) - I02\left(e^{\frac{V+IRs}{A1\,ns\,Vt}}-1\right) - \frac{V+IRS}{RSH} \quad (2.19)$$

A/ Méthode analytique :

La méthode analytique a été proposée par phang et al [18] pour identifier les paramètres d'une cellule PV. Pour simplifier le calcul, plusieurs chercheurs supposent que A_1 = 1 et A_2 = 2 [22]. Avec

- Au point de circuit ouvert (V_{co}, 0)

$$0= IPH - I01\left(e^{\frac{Vco}{ns\,Vt}}-1\right) - I02\left(e^{\frac{Vco}{2\,ns\,Vt}}-1\right) - \frac{Vco}{RSH} \quad (2.20)$$

- Au point de court-circuit (0, I_{cc})

$$Icc = IPH - I01\left(e^{\frac{Icc\,Rs}{ns\,Vt}}-1\right) - I02\left(e^{\frac{IccRs}{2\,ns\,Vt}}-1\right) - \frac{Icc\,RS}{RSH} \quad (2.21)$$

Au point de puissance maximale (V_{mpp}, I_{mpp})

$$Impp = IPH - I01\left(e^{\frac{Vmpp+Impp\,Rs}{ns\,Vt}}-1\right) - I02\left(e^{\frac{Vmpp+Impp\,Rs}{2ns\,Vt}}-1\right) - \frac{Vmpp+Impp\,Rs}{Rsh}$$

Eliminant I_{ph} en faisant la soustraction entre les équations (2.20) et (2.21), on obtient l'expression suivante :

$$\text{Icc}= I01\left(e^{\frac{Vco}{ns\,Vt}}-e^{\frac{Icc\,Rs}{ns\,Vt}}\right)- I02\left(e^{\frac{Vco}{2\,ns\,Vt}}-e^{\frac{Icc\,Rs}{2\,ns\,Vt}}\right)-\frac{Vco+Icc\,Rs}{RSH} \quad (2.23)$$

On dérive l'équation (2.19) par rapport à *I*, on obtient l'expression suivant :

$$-\frac{dv}{dI}\left(\frac{I01}{ns\,Vt}e^{\frac{V+IRs}{ns\,Vt}}+\frac{I02}{2\,ns\,Vt}\,e^{\frac{V+IRs}{2\,ns\,Vt}}+\frac{1}{Rsh}\right)=1+\frac{I01\,Rs}{ns\,Vt}\,e^{\frac{V+IRs}{ns\,Vt}}+\frac{I02\,Rs}{2\,ns\,Vt}\,e^{\frac{V+IRs}{2\,ns\,Vt}}+\frac{Rs}{Rsh}$$

(2.24)

Au point de circuit ouvert $-\frac{dv}{dI}=R_{S0}$

On obtient l'expression suivante :

$$(Rsh0\text{-}Rs)\left(\frac{I01}{ns\,Vt}e^{\frac{Vco}{ns\,Vt}}+\frac{I02}{2\,ns\,Vt}\,e^{\frac{Vco}{2\,ns\,Vt}}+\frac{1}{Rsh}\right)-1=0 \quad (2.25)$$

Au point de court-circuit

$-\frac{dv}{dI}=R_{Sh0}$

On obtient l'expression suivante :

$$(R_{sh0}\text{-}R_s)\left(\frac{I01}{ns\,Vt}e^{\frac{Icc\,Rs}{ns\,Vt}}+\frac{I02}{2\,ns\,Vt}\,e^{\frac{Icc\,Rs}{2\,ns\,Vt}}+\frac{1}{Rsh}\right)-1=0 \quad (2.26)$$

Ou les résistances R_{sh0}et R_{s0} sont calculées à partir de la caractéristique I-V.L'équation (2.21) est remplacée dans l'équation (2.22)

$$\text{Impp}(1+\frac{Rs}{Rsh})=I01(e^{\frac{Vco}{ns\,Vt}}-e^{\frac{Vmpp+Impp}{ns\,Vt}})+I02(e^{\frac{Vco}{2ns\,Vt}}-e^{\frac{Vmpp+Impp}{2ns\,Vt}}) \quad (2.27)$$

Les approximations suivantes peuvent être effectuées :

$$e^{\frac{V_{co}}{A\,v_t}} >> e^{\frac{I_{cc}\,R_s}{A\,v_t}} \quad avec : A = 1\ ou\ 2 \tag{2.28}$$

$$R_{sh}\,, R_{sh0} >> R_s \tag{2.29}$$

$$\frac{I01}{ns\,Vt}\ e^{\frac{Icc\,Rs}{ns\,Vt}}, \frac{I01}{2\,ns\,Vt}\ e^{\frac{Icc\,Rs}{2\,ns\,Vt}} << \frac{1}{Rsh0}\ et\ IccRs \ll Vco \tag{2.30}$$

Les équations (2.23), (2.25), (2.26), (2.27) deviennent, respectivement :

$$I01 e^{\frac{Vco}{ns\,Vt}} + I02\ e^{\frac{Vco}{2\,ns\,Vt}} - Icc + \frac{Vco}{Rsh} = 0 \quad (2.31)$$

$$(Rso - Rs)\left(\frac{I01}{ns\,Vt} e^{\frac{Vco}{ns\,Vt}} + \frac{I02}{2ns\,Vt} e^{\frac{Vco}{2ns\,Vt}} + \frac{1}{Rsh}\right) - 1 = 0 \tag{2.32}$$

$$I_{01}\, e^{\frac{Vco}{ns\,Vt}} + I_{02}\ e^{\frac{Vco}{2ns\,Vt}} - I_{02} e^{\frac{Vmpp+Impp\,Rs}{ns\,Vt}} - I_{02}\, e^{\frac{Vmpp+Impp\,Rs}{2ns\,Vt}} \tag{2.33}$$

$$+\frac{Vco-Vmpp}{Rsh} - Impp = 0$$

$$R_{sh} = R_{sh0} \tag{2.34}$$

En éliminant I_{01} et I_{02} de (2.31) -(2.33) et en utilisant (2.34), on obtient :

$$Icc - Impp - \frac{Vmpp}{Rsh0} - \left(\frac{Vco}{Rsh0} - Icc + \frac{2nsVt}{Rs0-Rs}\right) e^{\frac{Vmpp-Vco}{ns\,Vt}} e^{\frac{ImppRs}{ns\,Vt}} \tag{2.35}$$

$$-2\left(Icc - \frac{Vco}{Rsh0} - \frac{nsVt}{Rs0-Rs}\right) e^{\frac{Vmpp-Vco}{2ns\,Vt}} e^{\frac{ImppRs}{2ns\,Vt}} = 0$$

Soloution quadratique de R_s :

En utilisant l'approximation suivante :

$$^{(kR_S)} = 1 + kR_s \qquad (2.36)$$

Pour

$$K=\frac{Impp}{Vt} \text{ et } \frac{Impp}{Vt} \qquad (2.37)$$

Et par définition les nouveaux symboles suivants :

$$\alpha=Icc-\frac{Vco}{Rsh0} \qquad (2.38)$$

$$\beta=Icc-Impp-\frac{Vmpp}{Rsh0} \qquad (2.39)$$

$$\gamma=e^{\frac{Vmpp-Vco}{2\,Vt}} \qquad (2.40)$$

$$\delta=\frac{Impp}{Vt} \qquad (2.41)$$

L'équation quadratique suivante de R_s, peut être obtenue :

$$ARs^2+BRs+c=0 \qquad (2.42)$$

Où

$$a = (1 - \gamma) \qquad (2.43)$$

$$b = (2 - \gamma) + \alpha\gamma\delta R_{s0}(\gamma - 1) - \beta + \gamma\delta V_t(1 - 2\gamma) \qquad (2.44)$$

$$c = \alpha\gamma\delta R_{s0}(\gamma - 2) - \beta R_{s0} + 2\gamma V_t(1 - \gamma) \quad (2.45)$$

$R_s$peut alors être obtenu par la résolution de l'équation quadratique comme suit :

$$Rs = \frac{-b \pm \sqrt{b^2 - 4ac}}{2a} \quad (2.46)$$

Donc, I_{01}, I_{02}, R_{sh}, et I_{ph} sont obtenus à partir de (2.31), (2.32), (2.26), (2.20),respectivement :

$$I01=\left(\frac{Vco}{Rsh0} - Isc + \frac{2nsVt}{Rs0 - Rs}\right) e^{\frac{Vco}{nsVt}} \quad (2.47)$$

$$I02=2\left(Icc - \frac{Vco}{Rsh0} - \frac{2nsVt}{Rs0 - Rs}\right) e^{\frac{Vco}{2\,nsVt}} \quad (2.48)$$

$$Rsh=\left[\frac{1}{Rsh0 - Rs} - \frac{I01}{nsVt} e^{\left(\frac{IccRs}{nsVt}\right)} - \frac{I02}{2nsVt} e^{\left(\frac{IccRs}{2nsVt}\right)}\right]^{-1} \quad (2.49)$$

$$Iph=I01\left(e^{\left(\frac{Vco}{nsVT}\right)} - 1\right) + I02\left(e^{\left(\frac{Vco}{2nsVT}\right)} - 1\right) + \frac{Vco}{Rsh0} \quad (2.50)$$

Et R_s est obtenu avec la solution quadratique.

B/ Méthode de newton-Raphson :

La méthode de Newton-Raphson [23] est l'une des méthodes les plus utilisées pour la résolution des équations non linéaires. C'est une méthode itérative basée sur l'évaluation de

La fonction objective ainsi que sa dérivée dans un point X_n. Sa formule s'écrit comme suit :

$$Xn+1=Xn-\frac{f(Xn)}{f`(Xn)} \quad (2.51)$$

Où

- $f'(X_n)$: Evaluation de la dérivée de la fonction objectif $f(X)$ au point solution X_n.
- $f(X_n)$: Evaluation de la fonction objectif $f(X)$ à la valeur actuelle X_n.
- X_{n+1} : Mise à jour de la solution actuelle X_n.

Pour former la fonction objectif, l'équation $I = (V)$ donnée par l'expression (2.19) est réécrite sous la forme suivante [24]:

F (Iph, I01, I02, A1, A2, Rs et Rsh)

$$= \text{Iph-I01}\left(e^{\left(\frac{V+Irs}{A1nsVt}\right)} - 1\right) - I02\left(e^{\left(\frac{V+Irs}{2A2nsVT}\right)} - 1\right) + \frac{Vco}{Rsh0} \qquad (2.52)$$

Donc, en exploitant toutes les mesures du courant et tension issues directement à partir d'une cellule panneau PV, on construit un système de N équations et de sept inconnues.

$$\begin{cases} F(Im1, Vm1, Iph, I01, I02, A1, A2, Rs\ et\ Rsh) = 0 \\ F(Im2, Vm2, Iph, I01, I02, A1, A2, Rs\ et\ Rsh) = 0 \\ F(Im3, Vm3, Iph, I01, I02, A1, A2, Rs\ et\ Rsh) = 0 \\ \qquad\qquad\qquad\qquad\qquad\qquad . \\ \qquad\qquad\qquad\qquad\qquad\qquad . \\ \qquad\qquad\qquad\qquad\qquad\qquad . \\ F(ImN, VmN, Iph, I01, I02, A1, A2, Rs\ et\ Rsh) = 0 \end{cases} \qquad (2.53)$$

.....

Ou I_m, V_m sont respectivement le courant et la tension mesuré.

En partant d'une valeur initiale X_0, la formule de Newton-Raphson permettant de trouver la solution du système d'équations non linéaires est donnée comme suit :

$$X_{n+1} = X_n - J^{-1}(X_n)(X_n) \qquad (2.54)$$

Où

$$J=\begin{bmatrix} \frac{\partial F1}{\partial Iph} & \frac{\partial F1}{\partial I01} & \frac{\partial F1}{\partial I02} & \frac{\partial F1}{\partial A1} & \frac{\partial F1}{\partial A2} & \frac{\partial F1}{\partial Rs} & \frac{\partial F1}{\partial Rsh} \\ \frac{\partial F2}{\partial Iph} & \frac{\partial F2}{\partial I01} & \frac{\partial F2}{\partial I02} & \frac{\partial F2}{\partial IA1} & \frac{\partial F2}{\partial IA2} & \frac{\partial F2}{\partial Rs} & \frac{\partial F2}{\partial Rsh} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial FN}{\partial Iph} & \frac{\partial FN}{\partial I01} & \frac{\partial FN}{\partial I02} & \frac{\partial FN}{\partial A1} & \frac{\partial FN}{\partial IA2} & \frac{\partial FN}{\partial Rs} & \frac{\partial FN}{\partial Rsh} \end{bmatrix} \quad (2.55)$$

Et

$$X=\begin{bmatrix} Iph \\ I01 \\ I02 \\ A1 \\ A2 \\ Rs \\ Rsh \end{bmatrix} \text{ et } F(X)=\begin{bmatrix} F1(X) \\ F2(X) \\ F3(X) \\ F4(X) \\ F5(X) \\ F6(X) \\ F7(X) \end{bmatrix} \quad (2.56)$$

2.4. Conclusion :

Dans ce chapitre, les différentes techniques d'identification des paramètres électriques d'un panneau photovoltaïque ont été présentées pour le modèle à une diode et celui à deux diodes les notre technique appartiens à la méthode de référence.

Chapitre 03 :
la méthode essaim de particule (pso)

CHAPITRE 3 : LA METHODE ESSAIM DE PARTICULE (PSO)

3.1. Introduction :

L'optimisation par essaim de particules (Particle Swarm Optimization (PSO) est une méthode d'optimisation stochastique, pour les fonctions non-linéaires, basée sur la reproduction d'un comportement social et développée par le Dr. EBERHART et le Dr. KENNEDY en 1995. L'origine de cette méthode vient des observations faites lors des simulations informatiques de vols groupés d'oiseaux et de bancs de poissons de REYNOLD, HEPPNER et GRENANDER Ces simulations ont mis en valeur la capacité des individus d'un groupe en mouvement à conserver une distance optimale entre eux et à suivre un mouvement global par rapport aux mouvements locaux de leur voisinage.D'autre part, ces simulations ont également révélé l'importance du mimétisme dans la compétition qui oppose les individus à la recherche de la nourriture. En effet, les individus sont à la recherche de sources de nourriture qui sont dispersés de façon aléatoire dans un espace de recherche, et dès lors qu'un individu localise une source de nourriture, les autres individus vont alors chercher à le reproduire. Ce comportement social basé sur l'analyse de l'environnement et du voisinage constitue alors une méthode de recherche d'optimum par l'observation des tendances des individus voisins. Chaque individu cherche à optimiser ses chances en suivant une tendance qu'il modère par ses propres vécus [25].

3.2. Méta-heuristiques pour l'optimisation mono-objective difficile :

3.2.1. Problème d'optimisation :

Un problème d'optimisation au sens général est défini par un ensemble de variables, une fonction objectif f et un ensemble de contraintes d'égalité (ou d'inégalité) que les variables doivent satisfaire. L'ensemble des solutions possibles du problème forme l'espace de recherche E, où chaque dimension correspond à une variable. L'espace de recherche E est fini puisque le décideur précise exactement le domaine de définition de chaque variable entre autres pour des raisons de temps de calcul. Suivant le problème posé, nous cherchons à minimiser ou maximiser la fonction objective f. Un problème d'optimisation peut être statique ou dynamique (i.e. la fonction objectif change avec le temps), mono objectif ou multi-objectif (i.e. plusieurs fonctions objectives doivent être optimisées) et avec ou sans contraintes. Ainsi, un problème d'optimisation peut être, par exemple, à la fois continu et dynamique. Il existe de nombreuses méthodes déterministes (ou exactes) permettant de résoudre certains types de problèmes d'optimisation et d'obtenir la solution optimale du problème, en un temps raisonnable. Ces méthodes nécessitent que la fonction objective

présente un certain nombre de caractéristiques telles que la convexité, la continuité ou la dérivabilité. Nous pouvons citer, parmi les méthodes les plus connues, les méthodes de programmation linéaire [26], quadratique [27], et/ou dynamique [38], la méthode de Newton [27], la méthode du simplex [29] ou encore la méthode du gradient [30].

3.2.2. Optimisation difficile :

Les méthodes de résolution exacte ne sont pas adaptées à toutes les problématiques et donc certains problèmes sont trop complexes à résoudre par ces méthodes. Parmi ces problématiques, nous pouvons citer l'existence de discontinuités, l'absence de convexité stricte, la non-dérivabilité, la présence de bruit ou encore la fonction objective peut ne pas être définie précisément (ex. quand c'est un cout). En outre, les méthodes de résolution exacte peuvent avoir un temps de résolution trop long. Dans ce cas, le problème d'optimisation est dit difficile, car aucune méthode exacte n'est capable de le résoudre en un temps raisonnable. Il est alors nécessaire d'avoir recours à des heuristiques de résolution dites méthodes approchées, qui fournissent un résultat sans garantie de l'optimalité. L'optimisation difficile peut se diviser en deux types de problèmes : les problèmes à variables discrètes et les problèmes à variables continues :

– Un problème d'optimisation à variables discrètes consiste à trouver, dans un ensemble discret, une solution réalisable. Le problème majeur réside ici dans le fait que le nombre de solutions réalisables est généralement très élevé, donc il est très difficile de trouver la meilleure solution dans un temps « raisonnable ». Les problèmes à variables discrètes rassemblent les problèmes de type NP-complets, tels que le problème du voyageur de commerce. L'utilisation d'algorithmes d'optimisation stochastiques, tels que les méta-heuristiques, permettant de trouver une solution approchée en un temps raisonnable est donc courante.

– Dans le deuxième type, les variables du problème d'optimisation sont continues.

C'est le cas par exemple des problèmes d'identification, où l'on cherche à minimiser l'erreur entre le modèle d'un système et des observations expérimentales. Ce type de problèmes est moins formalisé que le précédent, mais un certain nombre de difficultés sont bien connues, comme l'existence de nombreuses variables présentant des corrélations non identifiées, la présence de bruit ou plus généralement une fonction objectif accessible par simulation uniquement. En effet, la grande majorité des méta-heuristiques existantes ont été créées pour résoudre des problèmes à

variables discrètes [31]. Cependant, la nécessité croissante de méthodes pouvant résoudre ce type de problèmes a poussé les chercheurs à adapter leurs méthodes au cas continu.

Il est à noter qu'il existe des problèmes à variables mixtes (i.e. le problème présent à la fois des variables discrètes et continues).

3.2.3. Algorithmes d'optimisation approchée :

3.2.3.1. Heuristiques :

L'utilisation de méthodes exactes n'est pas toujours possible pour un problème donné à cause d'un certain nombre de contraintes, telles que le temps de calcul souvent important ou bien la difficulté, voire l'impossibilité dans certains cas, d'une définition séparée du problème.

Pour faire face à ces contraintes, nous utilisons des méthodes approchées, appelées Heuristiques.

Le terme heuristique dérive du grec ancien heuriskêin et signifie « trouver ».

Il qualifie tout ce qui sert à la découverte et à l'exploitation. Il est à souligner ici qu'une méthode heuristique peut être déterministe ou stochastique.

Une heuristique est un algorithme qui fournit rapidement (en un temps polynomial) une solution approchée et réalisable, pas nécessairement optimale, pour un problème d'optimisation difficile. Cette méthode approximative est le contraire d'un algorithme exact qui donne une solution optimale pour un problème donné. Il y a une multitude d'heuristiques qui ont déjà été proposées dans la littérature.

Nous pouvons citer des heuristiques très simples telles que les algorithmes gloutons [32, 33] ou les approches par amélioration itérative [34]. Le principe des méthodes gloutonnes est de faire une succession de choix optimaux localement, jusqu'à ce que l'on ne puisse plus améliorer la solution, et ce, sans retour en arrière possible. Le fonctionnement d'une heuristique gloutonne est similaire à celui d'un algorithme glouton exact. La différence réside dans le fait que nous n'imposons plus que la solution obtenue soit optimale, nous obtenons donc un algorithme d'approximation.

3.2.3.2. Méta-heuristiques :

Des heuristiques plus poussées, adaptables à un grand nombre de problèmes différents, sans changements majeurs dans l'algorithme, ont été mises au point et ont donné naissance à une

nouvelle famille d'algorithmes d'optimisation stochastiques : les méta-heuristiques. Le terme méta-heuristique a été inventé par Fred Glover en 1986, lors de la conception de la recherche tabou [35]. Les méta-heuristiques forment une famille d'algorithmes d'optimisation visant à résoudre des problèmes d'optimisation difficile, pour lesquels nous ne connaissons pas de méthodes classiques plus efficaces. Elles sont généralement utilisées comme des méthodes génériques pouvant optimiser une large gamme de problèmes différents, d'où le qualificatif méta. Leur capacité à optimiser un problème à partir d'un nombre minimal d'informations est contrebalancée par le fait qu'elles n'offrent aucune garantie quant à l'optimalité de la meilleure solution trouvée. Cependant, du point de vue de la recherche opérationnelle, ce constat n'est pas forcément un désavantage, puisque l'on préfère toujours une approximation de l'optimum global trouvée rapidement à une valeur exacte trouvée dans un temps rédhibitoire. Il existe un grand nombre de méta-heuristiques différentes, allant de la simple recherche locale à des algorithmes complexes de recherche globale. La plupart des méta-heuristiques utilisent des processus aléatoires comme moyens de récolter de l'information et de faire face à des problèmes comme l'explosion combinatoire. Les méta-heuristiques peuvent être considérées comme des algorithmes stochastiques itératifs, où elles manipulent une ou plusieurs solutions à la recherche de l'optimum. Les itérations successives doivent permettre de passer d'une solution de mauvaise qualité à la solution optimale. L'algorithme s'arrête après avoir atteint un critère d'arrêt, consistant généralement en l'atteinte du temps d'exécution imparti ou en une précision demandée. Ces méthodes tirent leur intérêt de leur capacité à éviter les optima locaux, soit en acceptant des dégradations de la fonction objective au cours du traitement, soit en utilisant une population de points comme méthode de recherche.

Les méta-heuristiques sont souvent inspirées de processus naturels qui relèvent de la physique (l'algorithme du recuit simulé), de la biologie de l'évolution (les algorithmes génétiques) ou encore de l'éthologie (les algorithmes de colonies de fourmis ou l'optimisation par essaim particulaire). Les méta-heuristiques se caractérisant par leur capacité à résoudre des problèmes très divers, elles se prêtent naturellement à des extensions. Pour illustrer celles-ci, nous pouvons citer :

– Les méta-heuristiques pour l'optimisation multi objectif [36] : où il faut optimiser plusieurs objectifs contradictoires. Le but ne consiste pas ici à trouver un optimum global, mais à trouver un ensemble d'optima, qui forment une surface de compromis pour les différents objectifs du problème

– Les méta-heuristiques pour l'optimisation multimodale [37] : où l'on ne cherche plus l'optimum global, mais l'ensemble des meilleurs optima globaux et/ou locaux ;

– Les méta-heuristiques pour l'optimisation de problèmes bruités : où il existe une incertitude sur le calcul de la fonction objectif, dont il faut tenir compte dans la recherche de l'optimum ; – Les méta-heuristiques pour l'optimisation dynamique [38] : où la fonction objective varie dans le temps, ce qui nécessite d'approcher l'optimum à chaque pas de temps ;

– Les méta-heuristiques hybrides [39] : qui consistent à combiner différentes méta-heuristiques, afin de tirer profit des avantages respectifs ;

– Les méta-heuristiques parallèles [40] : où l'on cherche à accélérer le calcul, en répartissant la charge de calcul sur des unités fonctionnant de concert. Le problème revient alors à adapter les méta-heuristiques pour qu'elles soient distribuées.

En général, l'utilisateur demande des méthodes efficaces et rapides permettant d'atteindre un optimum avec une précision acceptable dans un temps raisonnable, mais il a besoin aussi des méthodes simples à utiliser. Un des enjeux des méta-heuristiques est donc de faciliter le choix d'une méthode et de simplifier son réglage pour l'adapter au mieux à un problème posé.

3.3. Optimisation par Essaim Particulaire :

3.3.1. Présentation de la méthode :

3.3.1.1. Principe général :

L'optimisation par essaim particulaire (OEP), ou Particle Swarm Optimization (PSO) en anglais, est un algorithme évolutionnaire qui utilise une population de solutions candidates pour développer une solution optimale au problème. Cet algorithme a été proposé par Russel Eberhart (ingénieur en électricité) et James Kennedy (socio-psychologue) en 1995 [41]. Il s'inspire à l'origine du monde du vivant, plus précisément du comportement social des animaux évoluant en essaim, tels que les bancs de poissons et les vols d'oiseaux. En effet, on peut observer chez ces animaux des dynamiques de déplacement relativement complexes, alors qu'individuellement chaque individu a une « intelligence » limitée, et ne dispose que d'une connaissance locale de sa situation dans l'essaim.

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

L'essaim de particules correspond à une population d'agents simples, appelés particules.

Chaque particule est considérée comme une solution du problème, où elle possède une position (la vectrice solution) et une vitesse. De plus, chaque particule possède une mémoire lui permettant de se souvenir de sa meilleure performance (en position et en valeur) et de la meilleure performance atteinte par les particules « voisines » (informatrices) : Chaque particule dispose en effet d'un groupe d'informatrices, historiquement appelé son voisinage.

Un essaim de particules, qui sont des solutions potentielles au problème d'optimisation, « survole » l'espace de recherche, à la recherche de l'optimum global. Le déplacement d'une particule est influencé par les trois composantes suivantes :

1. Une composante d'inertie : la particule tend à suivre sa direction courante de déplacement ;
2. Une composante cognitive : la particule tend à se diriger vers le meilleur site par lequel elle est déjà passée ;
3. Une composante sociale : la particule tend à se fier à l'expérience de ses congénères et, ainsi, à se diriger vers le meilleur site déjà atteint par ses voisins.

3.3.1.2. Applications :

Les essaims de particules sont essentiellement utilisés afin de trouver l'optimum de fonctions non-linaires. Pour cette raison, cette méthode est utile pour optimiser l'entraînement des réseaux de neurones.

3.3.1.3. Formalisation :

La particule i de l'essaim est modélisée par son vecteur position $\vec{x}$i = (xi1, xi2, . . . ,xiD) et par son vecteur vitesse $\vec{v}$i =(vi1, vi2, . . . , viD). La qualité de sa position est déterminée par la valeur de la fonction objective en ce point. Cette particule garde en mémoire la meilleure position par laquelle

elle est déjà passée, que l'on note $\overrightarrow{P}$besti = (pbesti1, pbesti2, . . . , pbestiD). La meilleure position atteinte par les particules de l'essaim est notée $\vec{G}$best = (gbest1, gbest2, . . . ,gbestD).

Nous nous référons à la version globale de PSO, où toutes les particules de l'essaim sont considérées comme voisines de la particule i, d'où la notation $\vec{G}$ best (global best).
Au départ de l'algorithme, les particules de l'essaim sont initialisées de manière Aléatoire/régulière dans l'espace de recherche du problème. Ensuite, à chaque itération, chaque particule se déplace, en combinant linéairement les trois composantes citées ci-dessus.

En effet, à l'itération t + 1, la vectrice vitesse et la vectrice position sont calculés à partir de l'équation (1.3.1) et de l'équation (1.3.2), respectivement.

$$v_{i,j}^{t+1} = wv_{i,j}^{t} + c1r1_{i,j}^{t}\left[pbest_{i,j}^{t} - x_{i,j}^{t}\right] + c2r2_{i,j}^{t}\left[gbest_{j}^{t} - x_{i,j}^{t}\right], j \in \{1,2,\dots,D\} \qquad (1.3.1)$$

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^{t} + v_{i,j}^{t+1}, j \in \{1,2,\dots,D\} \qquad (1.3.2)$$

Où w est une constante, appelée coefficient d'inertie ; c1 et c2 sont deux constantes, appelées coefficients d'accélération ; r1 et r2 sont deux nombres aléatoires tirés uniformément dans [0, 1], à chaque itération t et pour chaque dimension j. Les trois composantes mentionnées ci-dessus (i.e. d'inertie, cognitive et sociale) sont représentées dans l'équation (1.3.1) par les termes suivants :

1. $wv_{i,j}^{t}$ Correspond à la composante d'inertie du déplacement, où le paramètre w contrôle l'influence de la direction de déplacement sur le déplacement futur ;
2. $c1r_{1i,j}^{t}\,[pbest_{i,j}^{t} - x_{i,j}^{t}]$ correspond à la composante cognitive du déplacement, où le paramètre c1 contrôle le comportement cognitif de la particule ;
3. $c1r_{2i,j}^{t}[gbest_{i,j}^{t} - x_{i,j}^{t}]$ correspond à la composante sociale du déplacement, où le paramètre c2 contrôle l'aptitude sociale de la particule.

Un essaim de particule est caractérisé par :

a) le nombre de particules de l'essaim, noté nb ;

b) la vitesse maximale d'une particule, notée $\vec{v}$max ;

c) la topologie et la taille du voisinage d'une particule qui définissent son réseau social ;

d) l'inertie d'une particule ;

e) les coefficients de confiance, notés r1 et r2, qui pondèrent le comportement conservateur (i.e. la tendance à retourner vers la meilleure solution visitée) et le panurgisme (i.e. la tendance à suivre le voisinage)

Une particule est caractérisée, à l'instant t, par :

• $\vec{x}$ i(t) : sa position dans l'espace de recherche ;

• $\vec{v}$i(t) : sa vitesse ;

• $\vec{x}$ pbesti : la position de la meilleure solution par laquelle elle est passée ;

• $\vec{x}$ vbesti : la position de la meilleure solution connue de son voisinage ;

• pbesti : la valeur de fitness de sa meilleure solution ;

• vbesti : la valeur de fitness de la meilleure solution connu du voisinage

3.4. Notion de voisinage de PSO :

L'algorithme PSO est inspiré du comportement collectif des essaims lors des études et des simulations informatiques de groupes d'animaux (vols d'oiseaux ou bancs de poissons). Ces études mettent en évidence la capacité d'un individu à rester à une distance optimale par rapport aux autres dans le même groupe et à suivre un mouvement global affecté par les mouvements locaux de ses voisins.

À partir de ces simulations, les auteurs ont modélisé le comportement des individus par les équations (1.3.1) et (1.3.2). Dans la pratique, en utilisant l'équation (1.3.1), un réseau doit être défini afin d'établir des connexions entre les particules et leur permettre d'échanger des informations entre elles. Ce réseau de communication entre les particules est appelé topologie de voisinage. Cette topologie

contribue à définir un groupe d'informatrices pour chaque particule, c'est ce que l'on appelle le voisinage d'une particule. Le voisinage d'une particule peut donc être défini comme le sous-ensemble de particules de l'essaim avec lesquelles celle-ci a une communication directe, i.e. chaque particule peut interroger les particules dans son voisinage (ses informatrices) qui, à leur tour, lui transmettent leurs informations.

Nous avons décrit brièvement la version globale de PSO, dans laquelle toutes les particules ont accès à l'information globale gbest de la population. Toutefois, ce n'est pas le seul choix possible, et il existe des essaims dans lesquels les particules ont accès à des informations locales, ou à des informations à la fois globales et locales. Dans ce chapitre, nous discutons des différentes possibilités d'interaction des particules entre elles, qui sont modélisées au niveau de la composante sociale de l'équation (1.3.1).

En 1995, lorsque le premier algorithme PSO (la version globale) a été proposé, les auteurs ont choisi une topologie entièrement connectée, c'est-à-dire que chaque particule se trouve reliée à toutes les autres particules de l'essaim. Dans cette topologie, l'information utilisée dans l'équation (1.3.1) est globale, i.e. chaque particule vole dans l'espace de recherche du problème avec une vitesse adaptative, qui se modifie dynamiquement, selon sa propre expérience du vol et l'expérience du vol de toutes les autres particules dans l'essaim. La faiblesse de cette version est qu'elle ne fournit pas une exploration suffisante (recherche globale) de l'espace de recherche et peut conduire à une stagnation dans un optimum local et donc à une convergence prématurée. De nombreuses variantes de la version originale ont alors été proposées afin d'améliorer sa convergence.

Ces variantes intègrent notamment de nouvelles topologies pour l'essaim de particules.

Nous allons traiter dans la suite ces différentes topologies, telles que les topologies locales [42, 43, 44], les topologies dynamiques et d'autres topologies plus sophistiquées, qui ont été proposées pour établir un équilibre entre la recherche locale et la recherche globale [45, 46, 47, 48, 49].

3.4.1. Voisinage géographique et social :

La notion de voisinage peut avoir deux types principaux, géographiques et sociaux, qui donnent aux particules une capacité de perception de leur environnement proche, selon le type utilisé (i.e. l'environnement proche peut être défini par un réseau social ou un réseau géographique).

3.4.1.1. Voisinage géographique :

Le voisinage géographique d'une particule i se compose des particules proches. Pour considérer cette proximité, la distance entre la particule i et les autres particules de l'essaim est utilisée, sachant que le nombre de voisins doive être défini à l'avance. Dans [50, 52], les auteurs ont utilisé l'approche spatiale pour définir le voisinage géographique des particules. Les voisins sont ainsi calculés avec la triangulation de Delaunay ou le diagramme de Voronoï. Un autre modèle d'extension spatiale des particules a été proposé dans [53] pour augmenter la diversité des particules, lorsqu'elles commencent à se regrouper. Pour remédier au problème du regroupement, un rayon r a été ajouté à chaque particule afin de vérifier s'il y a rapprochement entre particules puis collision. Dans ce cas, les auteurs proposent plusieurs techniques pour écarter les particules et éviter la collision et donc le regroupement. Toutefois, le voisinage doit être calculé à chaque itération car les distances entre les particules peuvent changer d'une itération à l'autre au cours de la recherche. Cette méthode est donc couteuse en termes de temps de calcul, mais elle permet par ailleurs d'apporter un certain dynamisme à la topologie.

3.4.1.2. Voisinage social :

Le voisinage social d'une particule est le sous-ensemble des voisins virtuels défini au début de l'algorithme PSO ; il n'est pas nécessairement fixe et peut être adaptatif. Il peut être représenté sous la forme d'un graphe, où les particules sont des sommets reliés à leurs voisines par les arêtes du graphe. Le but d'utiliser ce type de voisinage est d'améliorer la rapidité de convergence de l'algorithme. Cela signifie qu'il est nécessaire de contrôler la propagation de l'information dans le graphe. Pour ce faire, il s'agit donc de trouver quels sont les bons paramètres (par exemple, la taille du voisinage, la forme du réseau social, la ou les sources d'influence) qui structurent le graphe et qui sont responsables de la vitesse de propagation du flux d'information. Savoir choisir la topologie est donc fondamental et demande une adaptation au problème traité. Lorsque la topologie est dense, les particules ont beaucoup de voisins, de sorte que l'information (meilleure position) est rapidement partagée. Inversement, dans une topologie éparse, l'information se propage plus lentement. Pour définir une topologie de ce type, qui peut être statique ou dynamique, on doit, créer une structure au début de l'algorithme qui définit le voisinage de chaque particule (e.g. les topologies : anneau ou Ring, étoile ou Wheel, Von Neumann, Four-clusters, etc.). Il y a aussi des topologies qui n'ont pas besoin de définir leurs structures, comme Fitness- Distance-Ratio [46] et une autre, aléatoire, qui a

été proposée par Clerc [48] et qui est utilisée dans SPSO 2006, SPSO 2007 et SPSO 2011. D'autres modèles sociaux ont été proposés par Watts [Watt 99, Watt 98], et se caractérisent par deux facteurs, le degré de connectivité K, qui mesure le nombre de voisins d'une particule, et la quantité de regroupement C, qui mesure le nombre de voisins d'une particule appartenant également à d'autres voisinages. Le voisinage social est le plus utilisé dans la littérature de PSO. Il est le plus simple à programmer et le moins couteux en temps de calcul. La convergence de l'algorithme peut conduire un voisinage social à devenir un voisinage géographique.

3.5. Différents modèles de topologies :

PSO a connu deux versions originales, juste après son développement en 1995, qui sont la version globale (Gbest) et la version locale classique en anneau (Lbest classique). En plus de ces deux modèles originaux, un grand nombre de topologies ont été proposées et beaucoup d'entre elles ont laissé un impact positif sur l'algorithme PSO en termes Topologie de voisinage dans PSO : étude et perfectionnement de performances. Nous distinguons les topologies statiques des topologies dynamiques, avant de décrire, ci-dessous, une sélection de ces topologies, qui ont été citées plusieurs fois dans la littérature et ont eu un certain succès.

3.5.1. Topologies statiques :

A l'origine, l'algorithme PSO n'utilisait pas de topologies dynamiques. Celles utilisées étaient structurées d'une manière régulière ou sur des formes géométriques. Ces topologies sont donc appelées graphes statiques, car elles sont définies une fois pour toutes. Les versions statiques les plus connues (celles qui sont principalement utilisées) sont la version globale Gbest et la version locale classique sous forme d'un anneau (Lbest classique), où chaque particule n'a que deux particules voisines. Dans le modèle Lbest classique, l'essaim converge plus lentement que dans Gbest, mais il a plus de chances de localiser l'optimum global. En général, l'utilisation du modèle Lbest permet de limiter les risques d'une convergence prématurée de l'algorithme. Ce qui a un effet positif sur les performances de l'algorithme, surtout pour les problèmes multimodaux. Kennedy et Mendes proposent plusieurs topologies statiques dans [52,44], nous présentons ci-dessous quelques-unes d'entre elles :

– Von Neumann [52] : elle est communément adoptée sur les deux modèles Gbest et Lbest classique. Dans Von Neumann, la topologie prend la forme d'une grille (réseau rectangulaire), où chaque

particule est reliée à ses quatre particules voisines (à gauche, à droite, au-dessus et en dessous). Comme le modèle Lbest classique, cette topologie ralentit la vitesse de convergence de l'algorithme, ce qui est prouvé par Kennedy et Mendes dans [52], en raison de sa structure particulière, qui ralentit la propagation de l'information à toutes les particules de l'essaim. Une représentation graphique du modèle de Von Neumann est illustrée dans 3.2.

– Wheel ou focal [54] : Cette topologie a la forme d'une roue, où la particule du centre de l'essaim, nommée focale (principale), est responsable du flux des informations.

Dans cette topologie, toutes les particules sont isolées les unes des autres et elles sont liées uniquement à la particule focale. Les informations doivent être communiquées à travers cette particule, qui va ensuite utiliser ces informations pour adapter sa trajectoire. Si le résultat des ajustements montre une amélioration des performances de la particule principale, alors cette amélioration sera communiquée au reste de la population. Donc la particule principale sert de filtre, qui ralentit la vitesse de transmission de l'information sur la meilleure solution trouvée. La figure 3.2 illustre une représentation graphique du modèle Wheel.

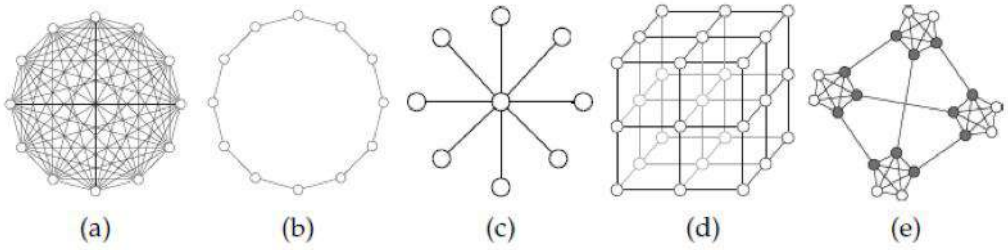
– Four-clusters [44] : La topologie Four-clusters utilise quatre groupes de particules reliés entre eux par plusieurs passerelles. Du point de vue sociologique, cette topologie ressemble à quatre communautés isolées. Dans chaque communauté, quelques particules peuvent communiquer avec une particule d'une autre communauté.

Ce modèle a été étudié dans [44], en prenant une taille de population égale à 20. Les particules sont divisées en quatre groupes, chaque groupe est composé de cinq particules, qui échangent l'information avec les trois autres groupes via les passerelles. Chaque passerelle n'est liée qu'à un seul groupe.

Les caractéristiques :

Cette topologie est caractérisée par le nombre d'arêtes qui relient indirectement deux particules. Le Diamètre du graphe est de trois, ce qui signifie que l'information peut être transmise d'une particule à Une autre en empruntant au maximum trois arêtes. Grâce à ce diamètre, chaque particule peut obtenir

Une vision sur l'information globale, en effectuant au maximum trois itérations de l'algorithme. La Figure 3.2 montre la représentation graphique de ce modèle. Dans [52], les auteurs ont aussi proposé Un autre modèle, nommé Pyramid. Ce modèle est représenté par un rendu en fil de fer triangulaire en 3-D (ou triangular wire-frame).



(a) Topologie *Gbest*, (b) Topologie en anneau (ou *Ring*) utilisée dans *Lbest*, (c) Topologie en étoile (ou *Wheel*), (d) Topologie *Von Neumann* et (e) topologie *Four-clusters*.

Figure 3.17 Topologie statiques

3.5.2. Topologies dynamiques :

En général, les différentes topologies statiques proposées dans la littérature de PSO ne résolvent pas le problème de la convergence prématurée de PSO, même si beaucoup d'entre elles améliorent ses performances. La recherche s'est donc poursuivie, visant toujours à élaborer une topologie robuste permettant d'améliorer les performances de l'algorithme.

Les auteurs ont alors essayé de mettre en place des topologies dynamiques. Ils ont trouvé que ces topologies pouvaient avoir de meilleures performances que les topologies statiques, et ce, au moyen d'un changement de leurs structures, d'une itération à l'autre.

Ce changement permet aux particules de changer leurs trajectoires de déplacement, afin de pouvoir s'échapper des optima locaux. Nous allons dans la suite évoquer un ensemble de topologies dynamiques :

– Fitness [49] : Wang et Xiang ont proposé une topologie dynamique dans laquelle les particules sont disposées dans un anneau régulier, comme dans le modèle classique en anneau du Lbest. Mais, contrairement au modèle classique qui possède des liens bidirectionnels, les particules dans Fitness sont connectées par des liens unidirectionnels, une particule ne peut donc communiquer qu'avec une seule autre particule située après elle. Toutefois, les particules sont triées par ordre décroissant, en fonction de leurs valeurs de fitness, et non pas selon leurs indices prédéfinis. En effet, la particule qui a la plus grande valeur de fitness (la mauvaise particule) est placée dans la première position de l'anneau, suivie par la particule qui a la deuxième valeur, et ainsi de suite (cet arrangement a lieu en cas de minimisation). Les auteurs ont utilisé deux stratégies, « Learn From Far and Better Ones » et « Centroid of Mass », qui permettent la communication entre une particule et son voisinage.

3.6. Configuration de la méthode :

3.6.1. Nombre de particules :

La quantité de particules allouées à la résolution du problème dépend essentiellement de deux paramètres : la taille de l'espace de recherche et le rapport entre les capacités de calcul de la machine et le temps maximum de recherche.

Il n'y a pas de règle pour déterminer ce paramètre, faire de nombreux essais permet de se doter de l'expérience nécessaire à l'appréhension de ce paramètre.

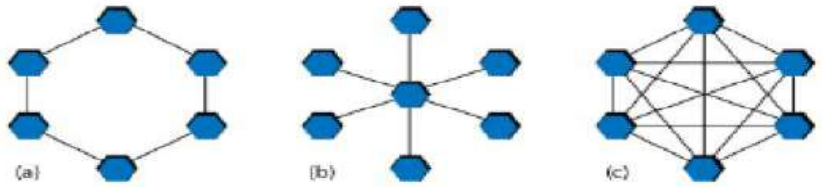
3.6.2. Topologie du voisinage :

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

a) topologie en étoile : chaque particule est reliée à toutes les autres, i.e. l'optimum du voisinage est l'optimum global ;

b) topologie en anneau : chaque particule est reliée à n particules (en général, n = 3), c'est la topologie la plus utilisée ;

c) topologie en rayon : les particules ne communiquent qu'avec une seule particule centrale ;



(a) anneau (avec $n = 2$), (b) rayon, (c) étoile.

Figure 3.18 topologie de voisinage

3.7. Algorithme d'essaims particulaires

Les algorithmes d'essaims particulaires connus sous le nom de Particle swarm optimisation (PSO) ont été introduits par Kennedy et Eberhart. Ces algorithmes s'inspirent de particules (des bancs de poissons ou des nuées d'oiseaux) et de leurs mouvements coordonnés. En effet, ces animaux se déplacent en groupe pour trouver de la nourriture tout en évitant les prédateurs.

- Les individus de l'algorithme sont appelés particules (agents)
- Dans cet algorithme, une particule décide de son prochain mouvement en fonction de sa propre expérience, qui est dans ce cas la mémoire de la meilleure position qu'elle a rencontrée, et en fonction de la configuration adoptée du voisinage.
- Les nouvelles vitesses et direction de la particule seront définies en fonction de trois tendances : la propension à suivre son propre chemin, sa tendance à revenir vers sa meilleure position atteinte et sa tendance à aller vers son meilleur voisin (Fig.2.11).

Ils peuvent être formulés comme suit :

Un essaim de particule est caractérisé par :

- Le nombre de particules N
- La vitesse maximale d'une particule

- L'inertie d'une particule C1
- Les coefficients C2 et C3 de confiance qui pondèrent le comportement conservateur

Une particule est caractérisée à l'instant t par :

- Sa position dans l'espace de recherche $x_i(t)$
- Sa vitesse $V_i(t)$
- La position x_{pbest} de la meilleure solution par laquelle est passée $x_i(t)$
- La position x_{vbest} de la meilleure solution connue dans son voisinage

Les équations de la vitesse et celle du déplacement sont données respectivement par les expressions suivantes :

$$v_i(t+1) = C_1 * v_i(t) + C_2 * rand * (x_{pbest} - x_i) + C_3 * rand * (x_{vbest} - x_i) \quad (2.23)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (2.24)$$

C1 : coefficient de déclaration

C2 : coefficient de confiance de la particule en son record

C3 : coefficient de confiance en voisinage

3.8. L'Organigramme de PSO :

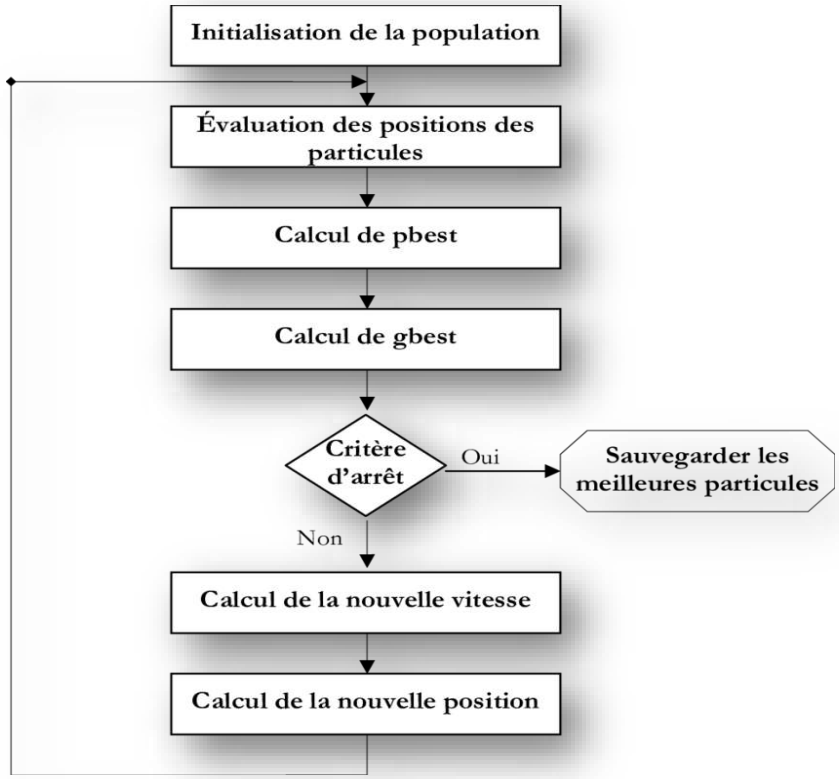


Figure 3.19 organigramme de PSO

3.9. Conclusion :

Dans ce chapitre on a présenté l'algorithme de pso et son principe général et sa formalisation et après on a montré et expliqué son organigramme de fonctionnement

Chapitre 04 :
Résultats de simulation et discussion

CHAPITRE 4 : RESULTATS DE SIMULATION ET DISCUSSION

4.1. Introduction

Ce chapitre présente la partie expérimentale de l'extraction des paramètres d'un panneau photovoltaïque. La méthode de PSO est utilisée comme technique d'identification des paramètres de notre panneau solaire. Enfin les tableaux des résultats des paramètres obtenus et les résultats de simulation sont présentés.

4.2. PROBLEMATIQUE

Au début on a posé le panneau PV face au soleil (Figure 3.19), après on a mesurés le courant et la tension en utilisant le multimètre chaque 5min et l'envolement correspondant à chaque mesuré (Figure 3.20), et après on a fait la simulation du modèle photovoltaïques a une diode et tracé les courbes I-V et P-V. Pour identifier les paramètres optimaux on a saisi les données d'entrés mesurés (température et ensoleillement) dans l'algorithme de PSO et les résultats sont les nouveaux cinq paramètres [I_{ph}, I_{sd}, n, Rs, R_{sh}]. Les paramètres identifiés sont utilisés pour preduire le courant, la tension et la puissance de sortie du système.

A la fin on a fait une comparaison entre le courant, la tension et la puissance de la résultat de simulation avec les données expérimental de notre modèle (le courant, la tension et la puissance mesurés par la maquette) et calculer l'erreur quadratique. L'erreur quadratique est choisie comme un critère pour quantifier la différence entre les résultats du module et les données de sortie mesurés. A l'aide de l'équation de l'erreur quadratique

$$(\text{Erreur(i)}=\frac{1}{Ns} *\sum(Mod(i) - Ref(i))^2)$$

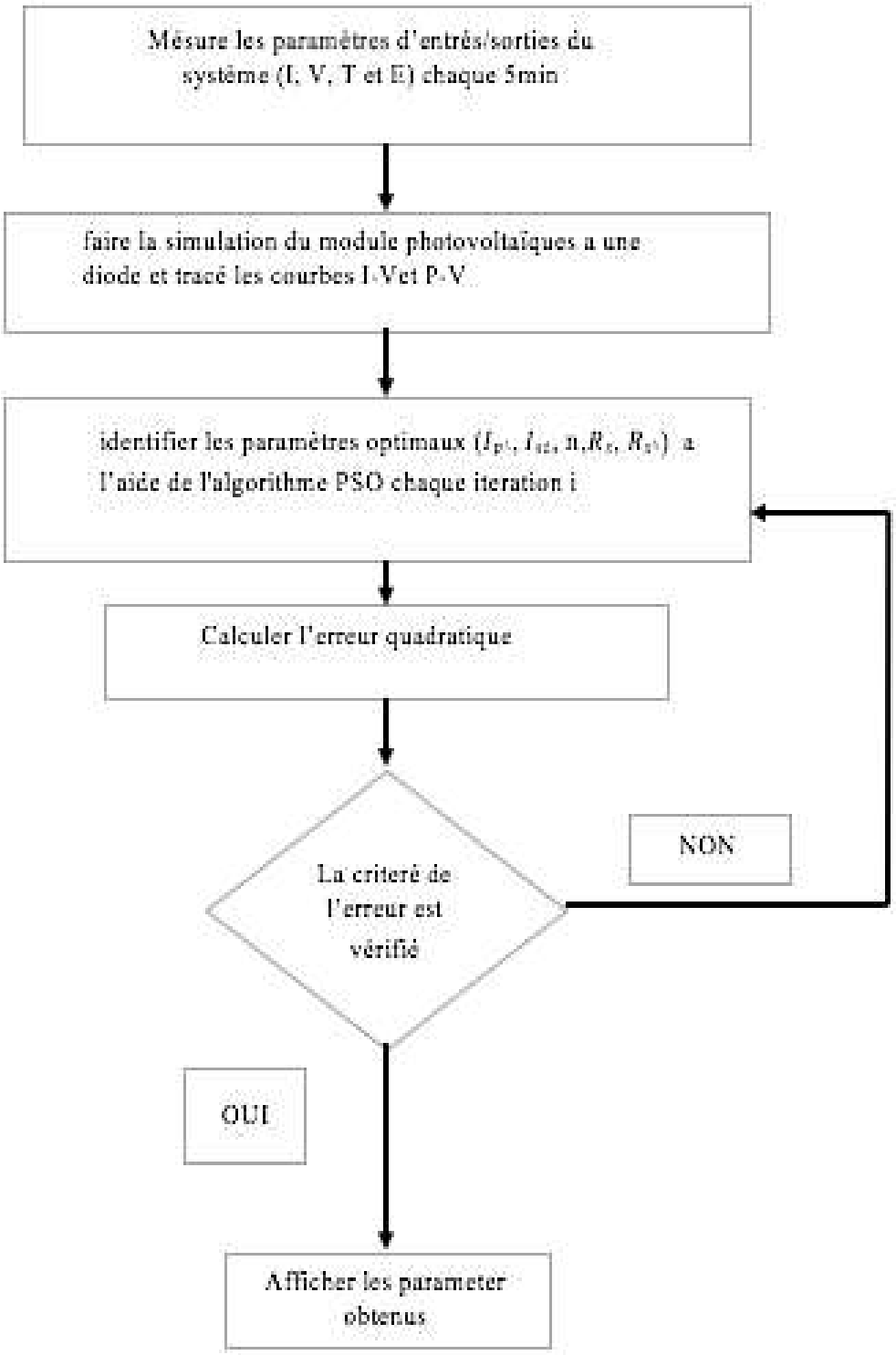


Figure 4.1 L'organigramme du travail

Dans le 11 mai 2022 an 8 :00 AM on a commencer de faire notre mesures en utilisant le module solaire (**RéF. :H245**).



Figure 4.2 Le module solaire photovoltaïques "monocristallin" **(Réf : H245)**



Figure 4.3 réalisation de pv

1. multimètre
2. régulateur de charge
3. chargeur de batterie
4. onduleur

4.3. Les Résultat de simulation

Les résultats expérimentaux obtenues sont présentés dans les figures : on remarque d'après ces figures que l'ensoleillement est varié entre 11.45W/m^2 et 118W/m^2 tandis que le courant et la tension sont variés entre 3.3A et 6.3A respectivement.

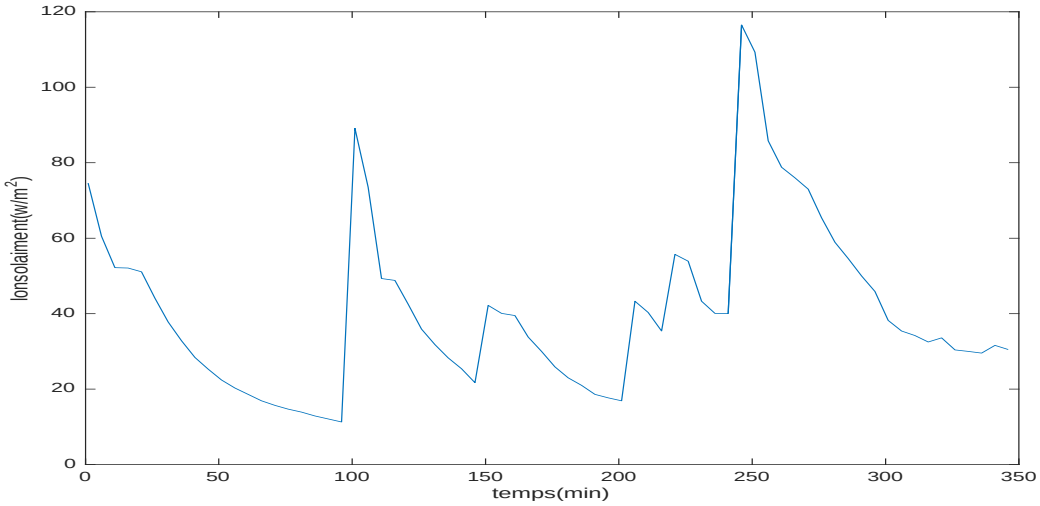


Figure 4.4 La variation de l'envolement par rapport le temps

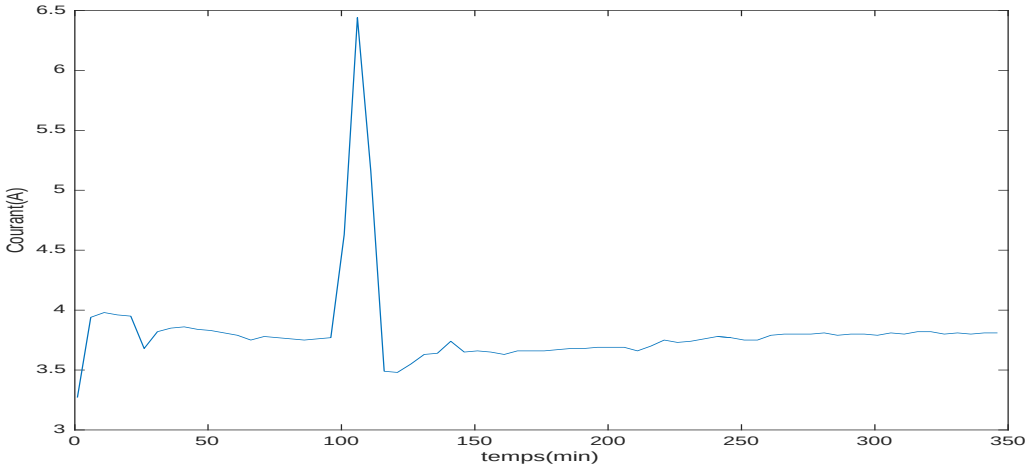


Figure 4.5 La variation de courant par rapport le temps

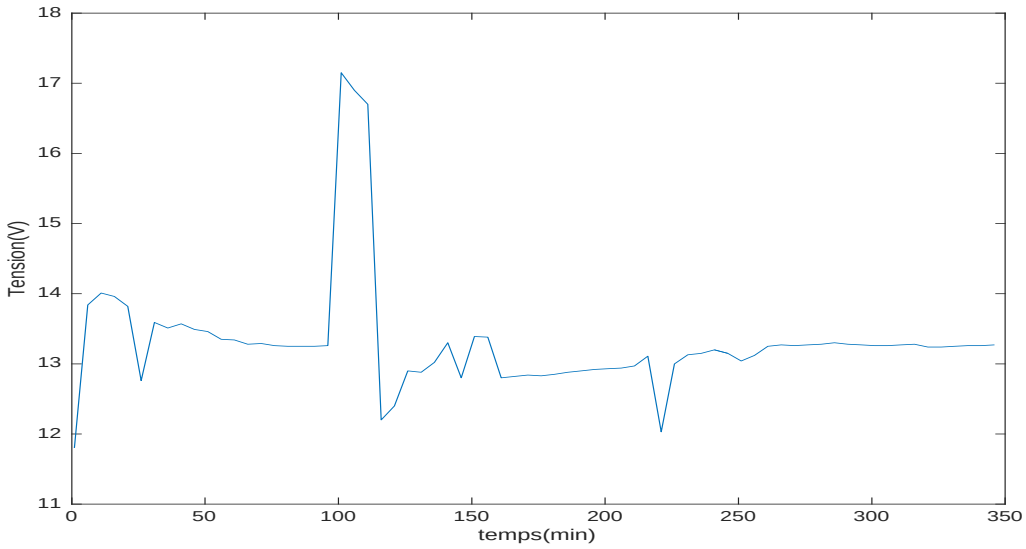


Figure 4.6 La variation de tentions par rapport le temps

- **Résultat obtenu à T=25°C ; T=50°C ; T=75°C**

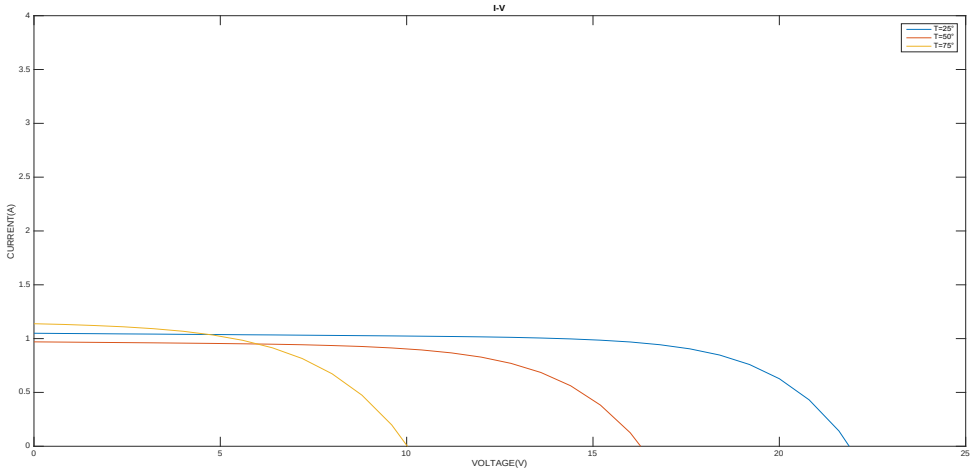


Figure 4.7 Caractéristique I_V pour T=25°C, T=50°C, T=75°C

La figure 4.7 représente la variation du courant en fonction de la tension pour le panneau de référence **H245.** D'après cette figure pour T=25°C, T=50°C, T=75°C on Remarque que plus la température augmentant, la tension diminue et le courant augmente.

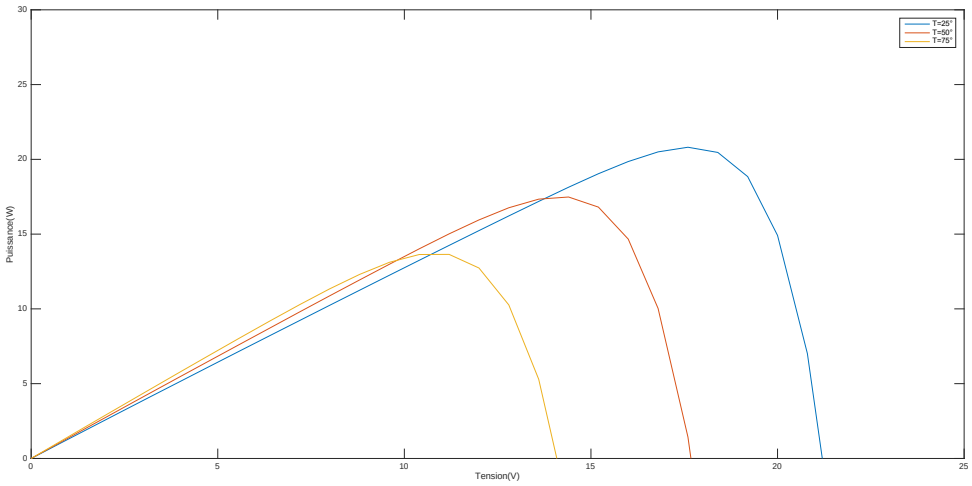


Figure 4.8 Caractéristique P_V expérimentale pour T=25°C, T=50°C, T=75°C

La figure 4.8 représente la variation de la puissance en fonction de la tension pour le panneau de référence **H245.** D'après cette figure pour T=25°C, T=50°C, T=75°C on remarque que plus la température augmentant, la tension augmente et la puissance augmentant simultanément.

- **Résultat obtenue a : T=25 ; G=1000, G=1500, G=2000**

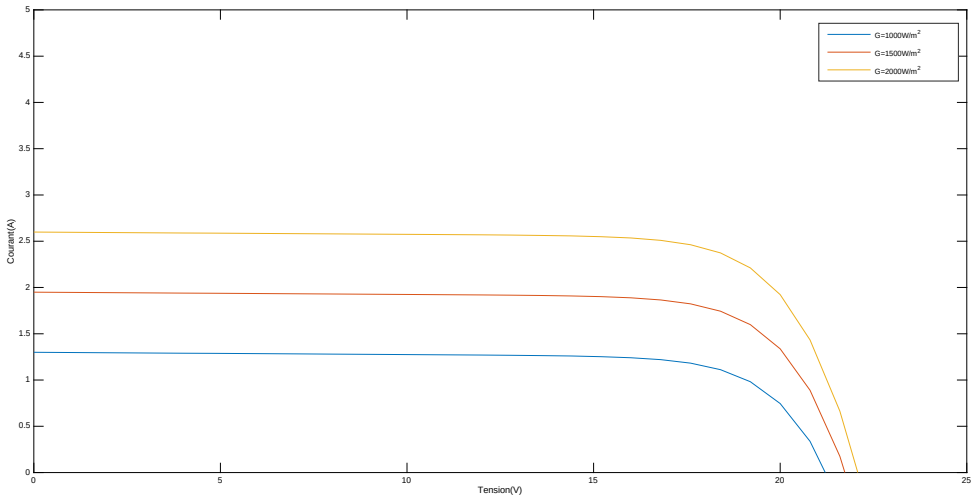


Figure 4.9 Caractéristique I_V pour G=1000, G=1500, G=2000

La figure 4.9 représente la variation du courant en fonction de la tension pour le panneau de référence **H245.** D'après la figure 4.6 Pour T=25°C, G=1000W/m^2, G=1500 W/m^2, G=2000 W/m^2 on Remarque que plus l'envolement en augmentant la tension augmente et le Courant aussi augmente

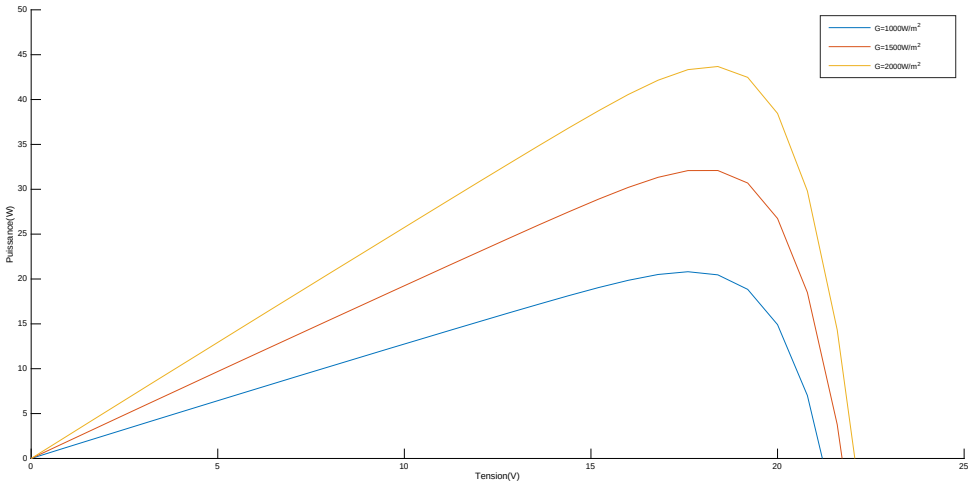


Figure 4.10 Caractéristique P_V pour G=1000, G=1500, G=2000

La figure 4.10 représente la variation du Puissance en fonction de la tension pour le panneau de référence **H245.** D'après la figure 4.7 Pour T=25°C, G=1000, G=1500, G=2000 on Remarque que plus l'envolement en augmentant la tension augmente et le Puissance augmente

- **Résultat obtenue a : T=25 ; G=1000 ; Rs=0.**

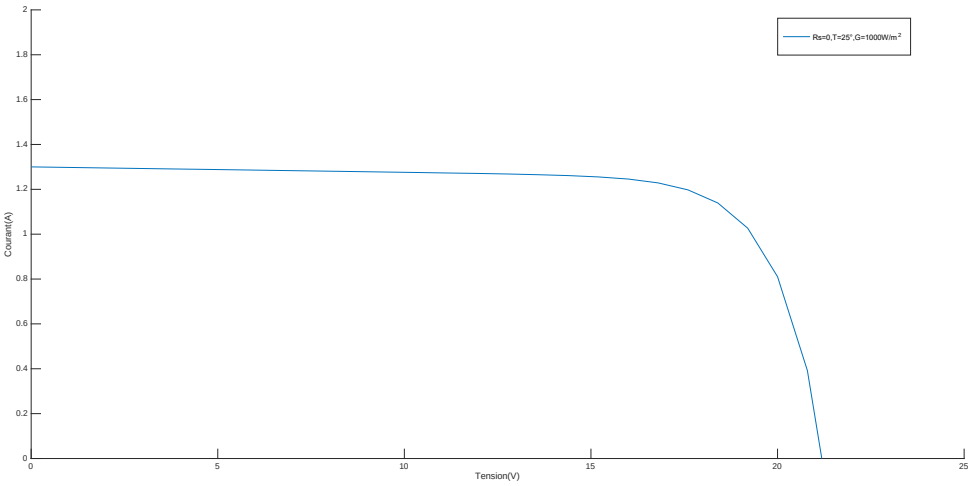


Figure 4.11 Caractéristique I_V pour G=1000

- **Résultat obtenue a : T=25 ; G=1000, Rs=0**

La figure 4.11 représente la variation du courant en fonction de la tension pour le panneau de référence **H245.** D'après la figure 4.8 Pour T=25°C, G=1000 on Remarque que rien à changer dans la courbe quand à mettre Rs=0

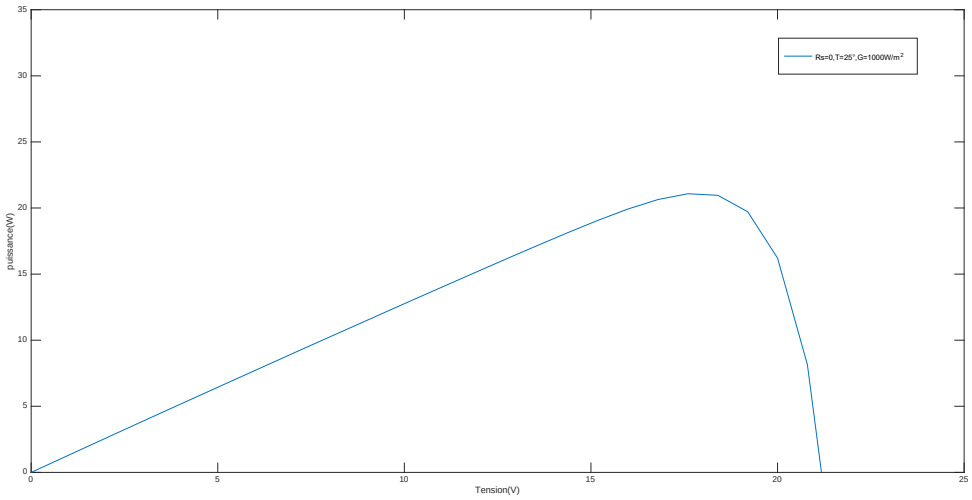


Figure 4.12 Caractéristique P_V Pour Rs=0

La figure 4.12 représente la variation du courant en fonction de la tension pour le panneau de référence **H245.** D'après la figure 4.9 Pour T=25°C, G=1000 on Remarque que rien à changer dans le graphe quand à mettre Rs=0

- **Résultat obtenue a : T=25 ; G=1000 ; Rsh=0.**

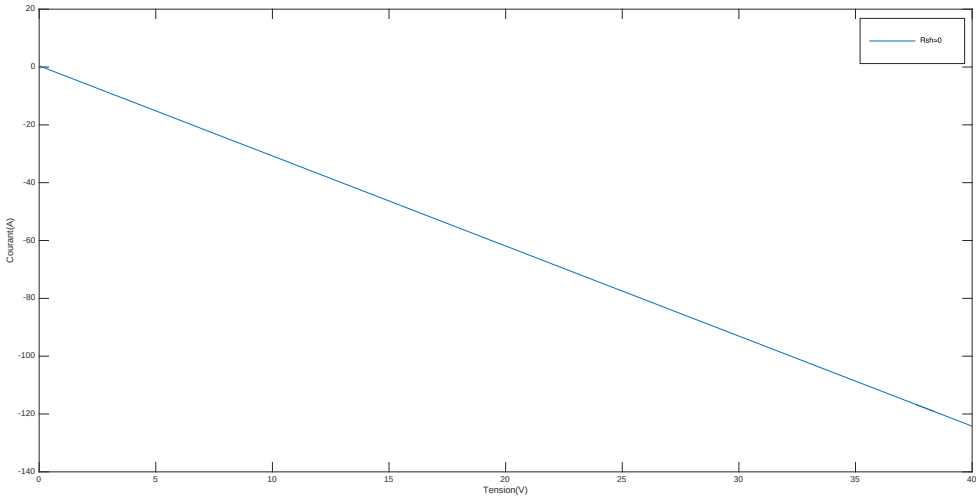


Figure 4.13 Caractéristique I_V pour Rsh=0

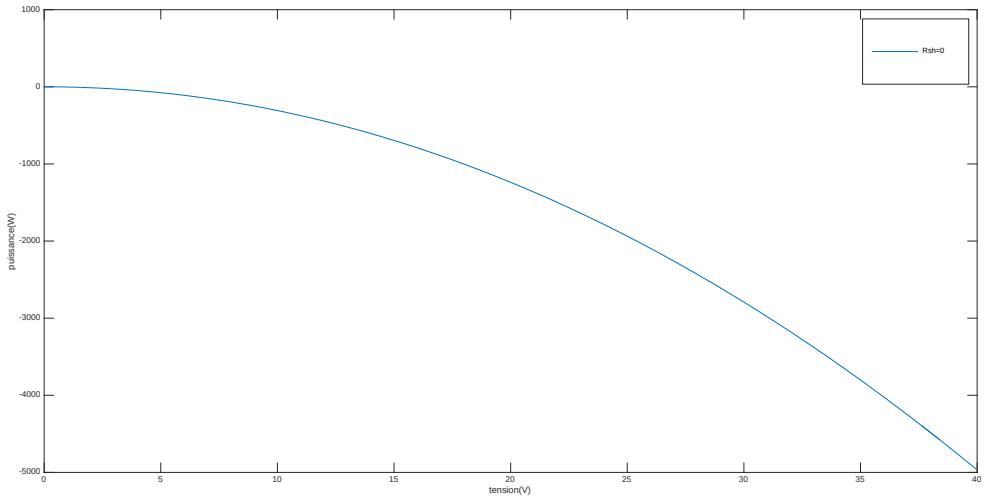


Figure 4.14 Caractéréstique P_V pour Rsh=0

D'après la figure 4.13 et 4.14 Pour T=25°C, G=1000 on Remarque que le courant diminue.

4.4. Identification des paramètres électriques du PV avec l'algorithme PSO

Afin de valider la méthode d'identification par l'algorithme PSO, nous allons appliquer les résultats obtenus par cette algorithme sur le modèle PV.

Le tableau (3.1) montre les paramètres identifiés par PSO du panneau photovoltaïque pour différents temperatures.

Modèle	Paramètres				
	Iph(A)	Isd(A)	n	Rs(Ω)	Rsh(Ω)
T=25°C	5.8820	0.2851	0.7158	0.2134	415
T=50°C	5.8526	0.2598	0.4896	0.2176	413
T=75°C	5.2532	0.1630	0.5328	0.2858	412

Tableau 4 .1 Les paramètres identifié de panneau PV en utilisant la méthode PSO pour la différente température.

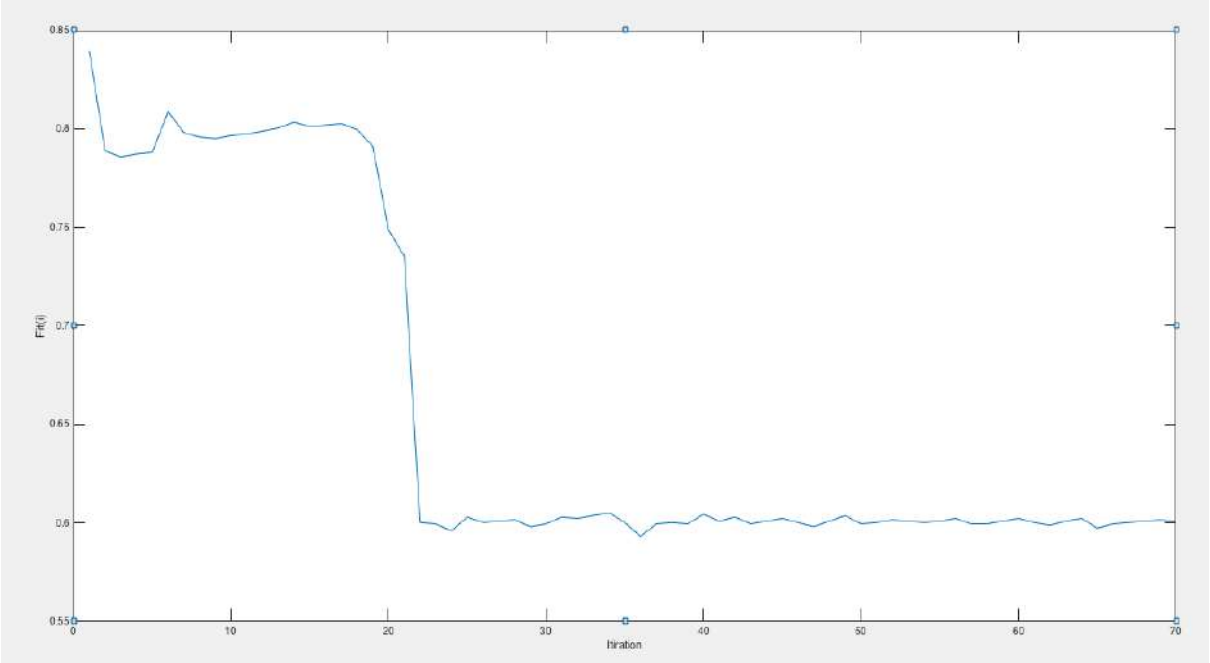


Figure 4.15 variation de l'erreur quadratique en fonction des itérations par PSO

LA figure 4.11 présente la comparaison entre la caractéristique expérimentale et la caractéristique simulée du module PV par l'algorithme PSO.

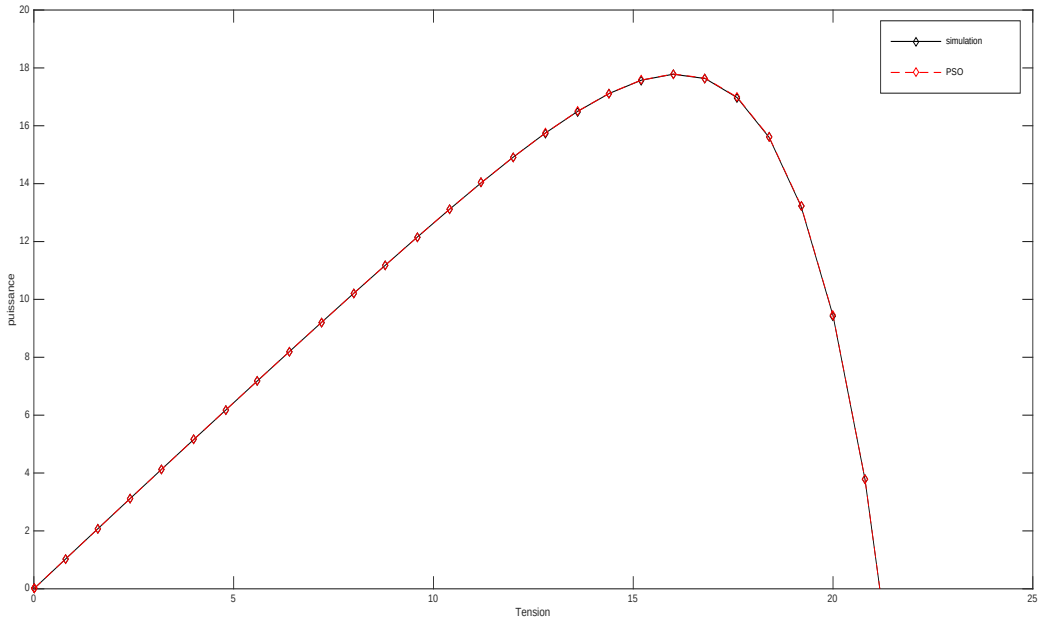


Figure 4.16 caractéristique P-V expérimentale et simulé avec les paramètres estimés par l'algorithme de PSO

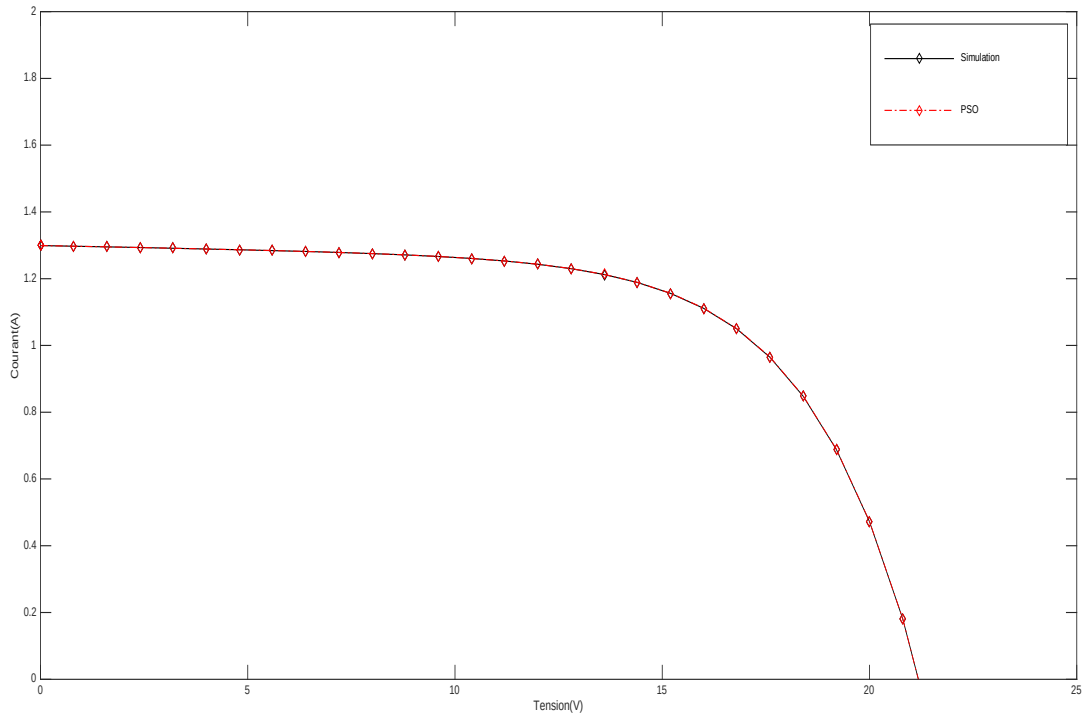


Figure 4.17 caractéristique I-V expérimentale et simulé avec les paramètres estimés par l'algorithme de PSO

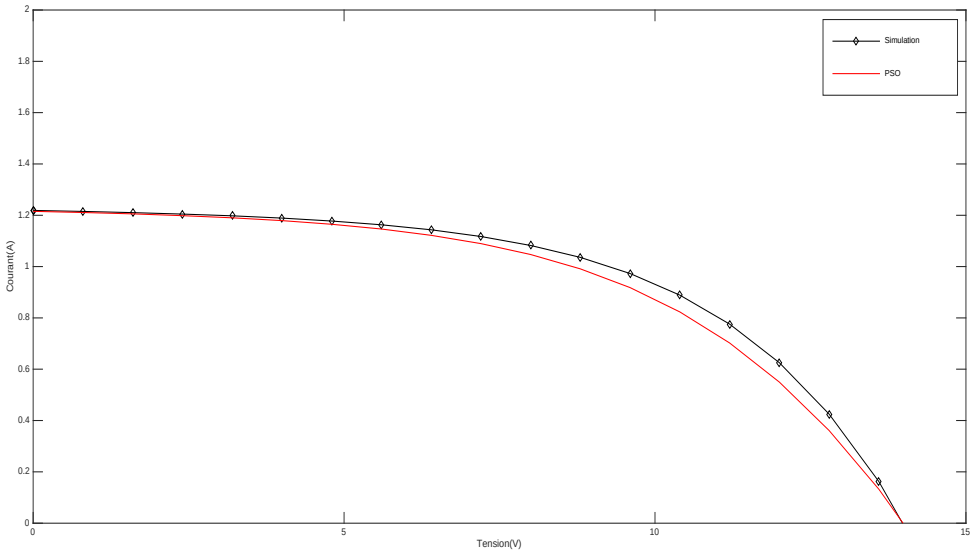


Figure 4.18 caractéristique I-V expérimentale et simulé avec les paramètres estimés par l'algorithme de PSO pour T=50°C

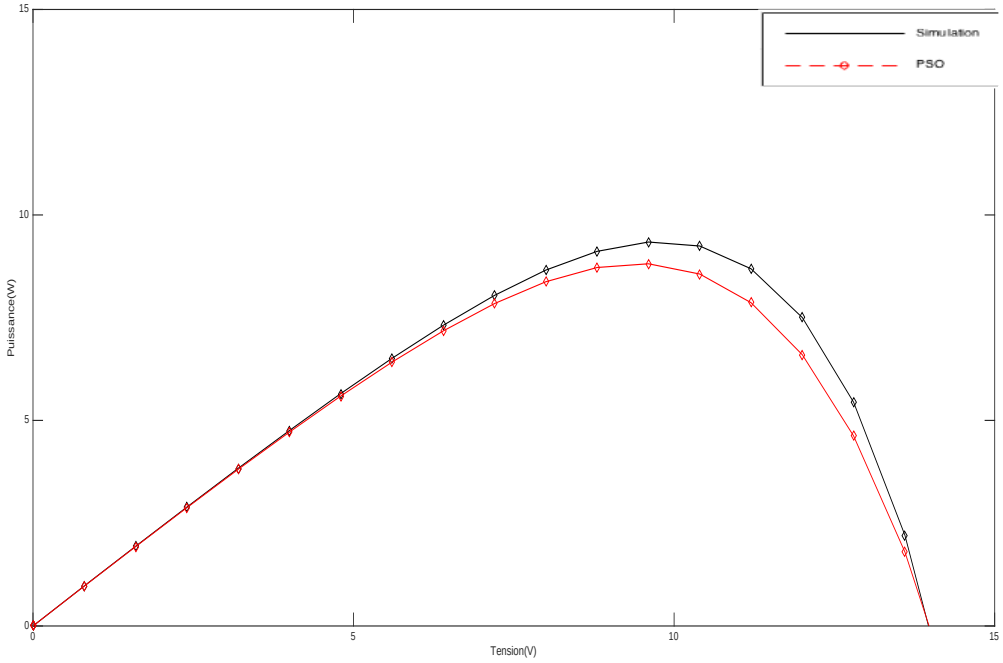


Figure4.19 caractéristique P-V expérimentale et simulé avec les paramètres estimés par l'algorithme de PSO pour T=50°C

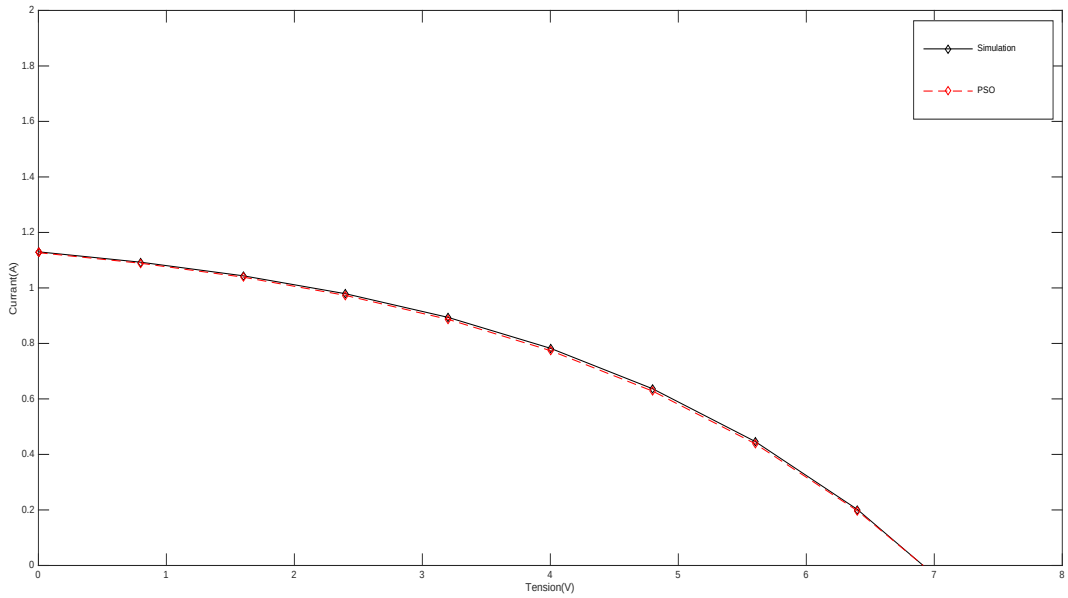


Figure 4.20caractéristique I-V expérimentale et simulé avec les paramètres estimés par l'algorithme de PSO pour T=75°C

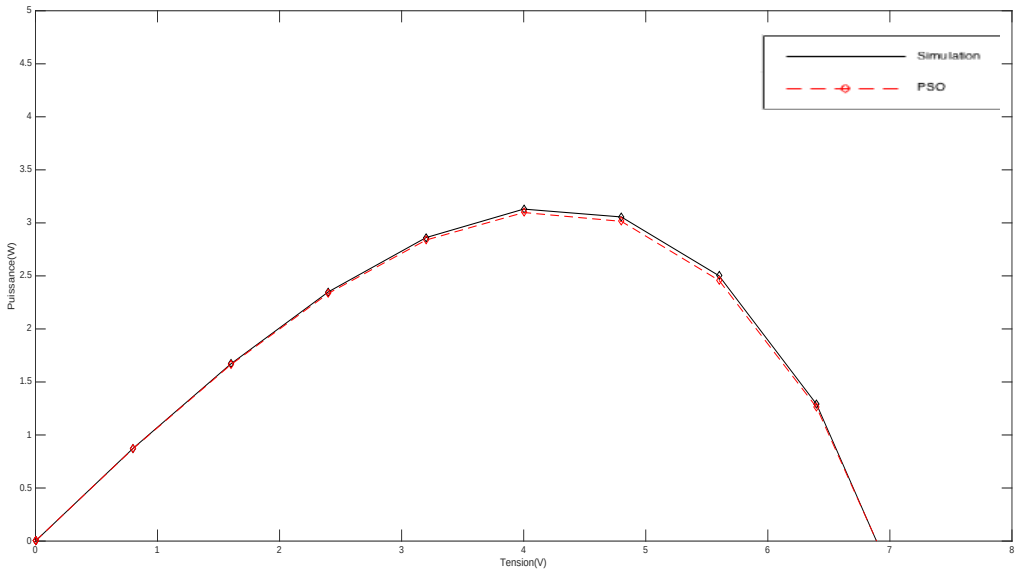


Figure 4.21 caractéristique P-V expérimentale et simulé avec les paramètres estimés par l'algorithme de PSO pour T= 75°C

D’après les figures (4.11) et (4.12), (4.13), (4.14), (4.15), (4.16), pour T= 25°C, T= 50°C, T= 75°C, respectivement on remarque que les caractéristiques I_V et P_V calculées se coïncident avec celles de l’expérimentales ce qui est preuve l’efficacité de la méthode propose pour identifier les paramètres de notre panneau photovoltaïque.

4.5. Conclusion

Dans ce chapitre, on a utilisé une méthode pour extraire les paramètres de la caractéristique I_V d'une cellule photovoltaïque. Cette méthode est basée sur l’algorithme de PSO implémentée sous l'environnement MATLAB. L'application de l'algorithme PSO pour extraire les cinq paramètres électriques d'un module PV : Iph, Isd, Rs, Rsh, n : L'algorithme proposé a été appliqué au module Réf. :H245. Les paramètres extraits ont été intégrés dans l’équation caractéristique, puis testés par rapport aux mesures de courbes I_V et P_V. Les résultats obtenus montrent clairement l'efficacité de l'algorithme PSO proposé pour extraire les paramètres du module PV.

Conclusion générale :

CONCLUSION GENERALE

Le travail présenté dans ce mémoire concerne l'une des problématiques les plus importants dans le volet de l'identification des paramètres d'un panneau photovoltaïque. Dans la littérature, nous trouvons un nombre impressionnant de publications qui ne cesse d'augmenter, et qui traite ce sujet. Plusieurs méthodes y sont proposées, basés sur de nouvelles idées en proposant l'amélioration des versions précédentes déjà existantes, toutes ces méthodes visent le même but : identifier les paramètres électriques d'un panneau photovoltaïque.

Dans notre travail, la méthode de PSO est utilisée comme méthode d'identification. Ce travail propose l'application de l'algorithme de PSO pour extraire les cinq paramètres électriques d'un

Module PV tel que : Iph, I0, Rs, Rch et n. L'algorithme proposé a été appliqué au module Réf. :H245, a la fin on a faire une comparaison entre le courant tension et puissance du résultat de simulation avec les données expérimentales de notre modèle et calculer l'erreur.

La superposition des courants mesurés et ceux calculés par PSO montre l'efficacité de l'approche utilisé,

Les résultats obtenus par l'algorithme de PSO sont proches et montrent clairement l'efficacité de l'algorithme PSO proposé pour extraire les paramètres du module PV

Bibliographie

Bibliographie :

[1] : B. zerguine"Modélisation d'un système de production électrique par la cellule photovoltaïque", mémoire de magister, Département d'électrotechnique

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

[3] : N. benhaddouche"La command d'un système photovoltaique d'un satellite"mémoire de master, Département de gene éelectrique et électronique, unviresité abou bekr belkaid tlemcen, Algérie 2014.

[4] : A. Méroian et H. Omar, « « ETUDE COMPARATIVE ENTRE DIFFERENTS MODELES ELECTRIQUES PHOTOVOLTAIQUES ». Mémoire de Master en Génie Electrique, Université Larbi Ben M'hidi de Oum Bouaghi, Oum Bouaghi,2012 ».

[5] : N. Oleksiy, « Simulation, fabrication et analyse de cellules photovoltaïques à contacts arrières interdigités. Thèse de doctorat en génie électrique, INSA de Ly on, Lyon,2005. »

[6] H. Yatimi, E. Aroudam, et M. Louzazni, « « Modeling and Simulation of photovoltaic Module using MATLAB/SIMULINK ». MATEC Web of Conferences, EDP Sciences, pages 1-5, 2014. »

[7] B. Zouak et M. S. Belkaïd, « « Etude et simulation d'un système de refroidissement ». Revue des Energies Renouvelables, Vol. 22 N°2, pages 171 - 178, 2019. »

[8] Mohamed El Amine Khaled BENALOUACH, « « Modélisation, Simulation et Optimisation d'un Système Energétique de Production Photovoltaïque associé à un Accumulateur ». Mémoire de Magister en physique (Energie renouvelable). Université ABOU-BEKR BELKAÏD de Tlemcen, Tlemcen, 2013. ».

[9] O. Mehdi, T. Anis, D. M. S. Meridjet, et D. D. Djalel, « « Etude et Caractérisation sous Matlab/Simulink d'un Générateur Photovoltaïque ». Le 2ème Séminaire International sur les Energies Nouvelles et Renouvelables, pages 1-5, Ghardaïa – Algérie, 2012. »

[10] A. Labouret et M. Villoz, *« Énergie solaire photovoltaïque » - 2ème édition, Dunod, Paris, 2005*
.

[11] « Badia, Amrouche. « Contribution au developpement d'une nouvelle methode MPPT basee sur les cooncepts de l'intelligenece artificielle pour les systemes photovoltaiques ». Thèse de Doctorat en Communication.Université Saad Dahleb de Blida, Blida, 2013. ».

[12] D. Jana, H. Samanta, K. Bhattacharya, et H. Saha, « « A Four Stage Battery Charge Controller Working on a Novel Maximum Power Point Tracking Based Algorithm for Solar PV System». International Conference on "21st Century Energy Needs Materials, Systems and Applications, India, 2016. », doi: 10.1109/ICTFCEN.2016.8052702.

[13] Lasnier, France et Ang, Tony Gan, « « Photovoltaic Engineering Handbook » Institute of Physics Publishing, 1990. ».

[14] Luis Castañer et Santiago Silvestre, « « Modelling Photovoltaic Systems Using PSpice ». John Wiley & Sons Ltd., 2002. ».
[12] Y. Mahmoud, W. Xiao, et H. Zeineldin, « «A Simple Approach to Modeling and Simulation of Photovoltaic Modules». IEEE Transactions on Sustainable Energy, vol 3, N° 1, pages 185-186, 2012. », doi: 10.1109/TSTE.2011.2170776.

[15] T.U. Townsend, « « A Method for Predicting the Long-Term Performance of DirectlyCoupled Photovoltaic Systems». Mémoire de Master en Machine Electrique. Université de Wisconsin-Madison, Madison, 1989. ».

[16] J. A. Duffie et W. A. Beckman, « « Solar Engineering of Thermal Processes ». 2éme edition, Wiley & Sons, Inc., New York, 1991. »

[17]] K. Ishaque, Z. Salam, et H. Taheri, « « Simple, fast and accurate two-diode model for photovoltaic modules ». Solar Energy Materials and Solar Cells, vol 95, N°2, pages 586-594, 2011. », doi: 10.1016/j.solmat.2010.09.023.

[18] F. J. Garcia Sanchez, A. Ortiz-Conde, et J. J. Liou, « « Calculating double-exponential diode model parameters from previously extracted single-exponential model parameters

[19] R. KHENFER, « « Détection et isolation de défauts combinant des méthodes à base de données appliquées aux systèmes électro-énergétiques ». Thèse de doctorat en automatique, université Ferhat Abbes Sétif-1, Sétif, 2015. »

[20] D. S. H. Chan et J. C. H. Phang, « « Analytical methods for the extraction of solar-cell single- and double-diode model parameters from I-V characteristics ». IEEE Transactions on Electron Devices, vol 34, N°2, pages 286-293, 1987. »

[21] J. A. Kratochvil, W. E. Boyson, et D. L. King, « « Photovoltaic array performance model ». SAND2004-3535. Sandia National Laboratories, Albuquerque, New Mexico, 2004. »

[22] A. Walter, E., Pronzato, L., « Identification de modèles paramétriques à partir de données expérimentales », Ed. Masson 1994.

[23] « B. Bounekhla, M., Zaim, M.E., and Rezzoug, A. “Comparative study of three minimization methods applied to the induction machine parameters dentification using transient stator current”, Electric Power Components and Syst., vol.33, n°8, pp. 913-930, 2005 ».

[24] K. Ishaque, Z. Salam, et H. Taheri, « «Accurate MATLAB simulink PV system simulator based on a two-diode model». Journal of Power Electronics, vol 11, N°02, pages 79–87, 2011. ».

[25] V. cooren,"Prefectionnement d’un algorithme adaptiph d’optimitation par essaim particulaire “. Thése de doctorat applications en génie médical et en éléctronique. Université de paris 12 val de marne, France 2008

[26] A. Schrijver. Theory of Linear and Integer Programming. Wiley, 1998.

[27] J. Nocedal and S. J. Wright. Numerical Optimization. Springer, 2000.

[28] D. P. Bertsekas. Dynamic Programming and Optimal Control. Athena Scientific, 1995.

[29] J. A. Nelder and R. Mead. “A Simplex Method for Function Minimization”. The Computer Journal, Vol. 7, No. 4, pp. 308–313, 1965.

[30] M. Avriel. Nonlinear Programming: Analysis and Methods. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1976.

[31] J. Dréo, A. Pétrowski, P. Siarry, and E. Taillard. Métaheuristiques pour l’Optimisation Difficile. Eyrolles, 2003.

[32] T. H. Cormen, C. E. Leiserson, and R. L. Rivest. Introduction to algorithms, chapitre 16: Greedy Algorithms. MIT Press and McGraw-Hill, 1st Ed., 1990.

[33] R. A. DeVore and V. N. Temlyakov. “Some remarks on greedy algorithms”. Advances in Computational Mathematics, Vol. 5, No. 1, pp. 173–187, 1996.

[34] V. R. Basili and A. J. Turner. “Iterative enhancement: A practical technique for software development”. IEEE Transactions on Software Engineering, Vol. 1, No. 4, pp. 390–396,1975.

[35] F. Glover. “Future paths for integer programming and links to artificial intelligence”. Computers and Operations Research, Vol. 13, pp. 533–549, 1986.

[36] Y. Collette and P. Siarry. Optimisation multiobjectif. Eyrolles, 2002.

[37] D. E. Goldberg and J. Richardson. “Genetic algorithms with sharing for multimodal function optimization”. In: Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms on

Genetic algorithms and their application, pp. 41–49, Lawrence Erlbaum Associates., Mahwah, NJ, USA, 1987.

[38] J. Branke. Evolutionary Optimization in Dynamic Environments. Kluwer Academic, 2002.

[39] E. G. Talbi. “A Taxonomy of Hybrid Metaheuristics”. Journal of Heuristics, Vol. 8, No. 5, pp. 541–564, 2002.

[40] E. Alba. Parallel Metaheuristics: A New Class of Algorithms. JohnWiley & sons, 2005.

[41] J. Kennedy and R. C. Eberhart. “Particle Swarm Optimization”. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks IV, pp. 1942–1948, Perth, Australia, November 1995.

[42] D. J. Watts and S. H. Strogatz. “Collective dynamics of ’small-world’ networks”. Nature, Vol. 393, No. 6684, pp. 440–442, June 1998.

[43] P. N. Suganthan. “Particle swarm optimiser with neighbourhood operator”. In: Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation, CEC 99, pp. 1958–1962, Washington, DC USA, 1999.

[44] D. J. Watts. Small worlds: The dynamics of networks between order and randomness. Princeton University Press, Princeton, NJ, 1999.

[45] J. Kennedy. “Small worlds and mega-minds: effects of neighborhood topology on particle swarm performance”. In: Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation, CEC’99, pp. 1931–1938, Washington, DC USA, 1999.

[46] T. Peram, K. Veeramachaneni, and C. K. Mohan. “Fitness-distance-ratio based particle swarm optimization”. In: Proc. IEEE Swarm Intelligence Symposium, pp. 174–181, Indianapolis, Indiana, USA, 2003.

[47] M. Richards and D. Ventura. “Dynamic Sociometry in Particle Swarm Optimization”. In: Joint Conference on Information Sciences, pp. 1557–1560, Cary, North Carolina USA, 2003.

[48] M. Clerc. Particle Swarm Optimization. ISTE (International Scientific and Technical Encyclopaedia), 2006.

[49] Y. X. Wang and Q. L. Xiang. “Particle Swarms with dynamic ring topology”. In: Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation, pp. 419–423, IEEE, 2008.

[50] J. Lane, A. Engelbrecht, and J. Gain. “Particle swarm optimization with spatially meaningful neighbours”. In: Proceedings of the 2008 IEEE Swarm Intelligence Symposium. Piscataway, NJ: IEEE, pp. 1–8, Press, 2008.

[51] E. Safavieh, A. Gheibi, M. Abolghasemi, and A. Mohades. “Particle swarm optimization with Voronoi neighborhood”. In: Proceedings of the 14th International CSI Computer, Conference (CSICC2009), pp. 397–402, Tehran, Iran, 2009.

[52] T. Krink, J. S. Vesterstrom, and J. Riget. “Particle swarm optimisation with spatial particle extension”. In : Proc. IEEE Congress on Evolutionary Computation, pp. 1474–1479, Honolulu, Hawaii USA, May 2002.