

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur
et de la Recherche Scientifique
Université Akli Mohand Oulhadj - Bouira -
Tasdawit Akli Muḥend Ulḥağ - Tubirett -



وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
جامعة أكلي محمد أولحاج
- البويرة -

Faculté des Sciences et des Sciences Appliquées

كلية العلوم والعلوم التطبيقية

Référence :/MM/2021

المرجع :/م/ 2021

Mémoire de Master Présenté au

Département : Génie Électrique

Domaine : Sciences et Technologies

Filière : Electrotechnique

Spécialité : Electrotechnique Industrielle

Réalisé par :

Mohamed Kerrouche et **Yacine Chader**

Thème

Estimation des paramètres des modules solaires photovoltaïques à simple et double diode à l'aide de l'algorithme d'optimisation de Kepler

Soutenu le **03 Juillet 2023** Devant la commission composée de :

Mr :	FEKIK Arezki	M.C.A.	Univ. Bouira	Président
	MOUASSA Souhil	M.C.A	Univ. Bouira	Rapporteur
	BEBSMAIL Samia	M.C.B	Univ. Bouira	Examineur

Année Universitaire : 2022-2023

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail

A mon cher frère, que DIEU le prit dans ses vastes paradis.

*A mes très chers parents, pour tous leurs sacrifices, leur amour, leur tendresse, leur soutien et leurs prières tout au long
de mes études.*

A mes chers frères pour leurs appuis et leur encouragement.

Ames chères sœurs pour leurs encouragements permanents, et leur soutien moral.

Que ce travail soit l'accomplissement de vos vœux tant allégués, et le fruit de vos soutiens infailibles.

Merci

Kerrouche Mohamed

Dédicaces

C'est avec profonde gratitude et sincères mots, que nous dédions

ce modeste travail de fin d'étude à :

A mon cher père paix a son âme

J'ai obtenu ce succès grâce à toi.

Tu es tout dans ma vie, tu es ma réussite et mon bonheur.

Merci pour tout ce que tu as fait pour moi :

merci pour mon éducation exemplaire, ton amour inconditionnel, ton soutien financier et moral,

tes encouragements chaleureux, tes conseils avisés, ton attitude bienveillante,

ta grande patience et tous tes sacrifices.

Les mots sont insuffisants pour te remercier.

J'espère avoir été à la hauteur de ta bonté et je promets de te combler de joie au paradis ,

avec de nouveaux succès.

Je t'aime papa.

A mes chers frères ma belle-sœur missisa et mon petit anis

Merci pour votre coopération et compréhension tout au long de mes études.

Puisse Dieu vous donne santé, bonheur, courage et surtout réussite

Yacine Chade

Remerciements

Avant tout, je remercie le grand Dieu Allah tout puissant, de m'avoir donné le courage et la patience pour accomplir ce modeste travail.

Au terme de ce travail, Je tiens à remercier Dr. MOUASSA Souhil qui nous constamment guidé avec ses multiples directives et ses conseils qu'il nous apportés du début à la fin de ce travail.

Je tiens à remercier également tous les membres de jury qui nous feront honneur de juger notre travaille.

– Dr. FEKIK Arezki en tant que président de jury et d'avoir accepté juge notre modeste travail

– Dr. MELLAH Hacene tant qu'examineur de jury et d'avoir accepté juge notre modeste travail et a discuter les résultats

Je remercie particulièrement mes chères familles qui nous ont encouragés tout au long de ce travail et sans lesquelles nous n'aurions jamais pu arriver jusque-là.

Je remercie mes chers amis et proches de nous avoir soutenus durant toute la phase de préparation.

Mon remerciement aussi au département de génie électrique de l'université de Bouira et à tous les enseignants qui ont contribué à notre formation.

Chapitre 01 SOMMAIRE

<i>Chapitre 01 Sommaire</i>	V
-----------------------------------	---

INTRODUCTION GENERALE.....	XI
----------------------------	----

<i>Chapitre 01 Généralité sur le panneau photovoltaïque</i>	1
---	---

1.1. Introduction	1
--------------------------------	---

1.2. Eléments d'un système photovoltaïque	1
--	---

1.2.1. Générateur PV (cellule, module et panneaux)	2
--	---

1.2.2 Panneaux solaires photovoltaïques	2
---	---

1.2.3. Les modules (panneaux) photovoltaïques	3
---	---

1.2.4. La cellule PV	3
----------------------------	---

1.3. Modélisation du système solaire (PV)	5
--	---

1.3.1. Model à une seule diode.....	5
-------------------------------------	---

1.3.2. Modèle à double diode	6
------------------------------------	---

1.4. Caractéristiques électriques d'une cellule photovoltaïque [13]	7
--	---

1.4.1. La caractéristique courant-tension et puissance-tension.....	7
---	---

1.4.2. Tension à circuit ouvert V_{co}	7
--	---

1.4.3. Courant de court-circuit I_{cc}	8
--	---

1.4.4. La Puissance maximale P_{max}	8
--	---

1.4.5. Le facteur de forme FF	8
---------------------------------------	---

1.4.6. Facteur de qualité (FQ)	8
--	---

1.4.7. Le rendement η	8
----------------------------------	---

Problèmes courants liés aux panneaux photovoltaïques	9
---	---

1.4.8. Les microfissures sur les panneaux photovoltaïques	9
---	---

1.4.9. Les points d'échauffement sur les panneaux solaires.....	9
---	---

1.4.10. Les « Snail Trails »	10
------------------------------------	----

1.4.11. Effet DPI.....	10
------------------------	----

Chapitre 02 : Les Méthodes Méta heuristiques	11
2.1. Introduction.....	11
2.1.1. Méthodes analytiques.....	11
2.1.2. Méthodes déterministes.....	11
2.1.3. Méthodes méta heuristiques.....	12
2.2. Algorithme d'optimisation de la stratégie du guerre (WSO).....	13
2.2.1. Modélisation mathématique de la guerre Stratégie	14
2.3. La méthode du Kepler	17
2.3.1. Algorithme d'optimisation de Kepler (KOA).....	19
2.4. Algorithme d'optimisation des troupes de gorilles artificiels (GTO).....	29
 Chapitre 03 : Résultats de Simulation.....	 31
3.1 Introduction	31
3.2. Paramètres des résultats expérimentaux du Panneau solaire.....	31
3.3. Module R.T.C France.....	33
3.3.1. Résultats d'un model a une seule diode.....	33
3.3.2. Robustesse de l'algorithme KOA pour le modèle a une seule diode	35
3.3.3. Les caractéristiques V-P et V-I expérimentales et simulées de sortie PV	36
3.3.4. La courbe de convergence	37
3.4. Module Photos watt PWP201.....	39
3.5. Modèle a doublé diode pour le module R.T.C France.....	41
3.5.1. Robustesse de l'algorithme KOA pour le modèle a doublé diode.....	44
3.1. CONCLUSION	46
 CONCLUSIONS GENERALES ET PERSPECTIVES	 47

Liste des figures

Figure 1.1. Panneaux solaire.....	2
Figure 1.2. Les modules photovoltaïques.....	3
Figure 1.3. Représentation du principe de fonctionnement d'une cellule photovoltaïque.....	4
Figure 1.4. Schéma électrique d'un model a une seule diode.....	5
Figure 1.5. Schéma électrique d'un model a doublé diode.....	6
Figure 1.6. Caractéristique $I_{PV}(V_{PV})$ et $P_{PV}(V_{PV})$	7
Figure 2.1. Stratégie d'attaque dans WSO.....	14
Figure 2.2. Organigramme de l'algorithme d'optimisation de la stratégie de la guerre.....	16
Figure 2.3. Mouvement d'une planète autour du Soleil sur une orbite elliptique.	18
Figure 2.4. Différents cas de formes d'ellipse.	18
Figure 2.5. Positions possibles en 2 dimensions et 3 dimensions.....	19
Figure 2.6. Régions d'exploration et d'exploitation dans l'espace de recherche.....	25
Figure 2.7. l'organigramme de l'algorithme Kepler.....	28
Figure 2.8. Différentes phases de l'optimiseur des troupes de gorilles.....	30
Figure 3.1.L'organigramme de l'algorithme d'optimisation de Kepler basée sur la méthode newton.....	32
Figure 3.2. La courbe P-V avec mesure et estimation à l'aide d'un modèle à une seule diode.....	37
Figure 3.3. La courbe V-I avec mesure et estimation à l'aide d'un modèle à une seule diode.....	37
Figure 3.4. La courbe de convergence pour le modèle à une seule diode des trois Algorithmes.....	38
Figure 3.5. La courbe de P-V avec mesure et estimation à l'aide d'un modèle à une seule diode de module PhotowattPWP201.....	40
Figure 3.6. La courbe de V-I avec mesure et estimation à l'aide d'un modèle à une seule diode de module PhotowattPWP201.....	40
Figure 3.7. La courbe de convergence pour le modèle à une diode de module Photo watt PWP201.....	41
Figure 3.8. La courbe de P-V avec mesure et estimation à l'aide d'un modèle à double diode de module R.T.C.....	45
Figure 3.9La courbe de V-I avec mesure et estimation à l'aide d'un modèle à double diode de module R.T.C.....	45
Figure 3.10. La courbe de convergence pour le modèle à une double diode.....	46

Liste des tableaux

Tableau 3.1. Limites des paramètres pour le modèle à une seule diode	33
Tableau 3.2. Estimation des paramètres à l'aide des algorithmes KOA et WSO pour le modèle a une seule diode du module RTC France.....	34
Tableau 3.3. Analyse statistique des techniques KOA, WSO et GTO pour le modèle à une seule diode du module RTC France.	35
Tableau 3.4. Résultats calculés dans le cas de modèle a une seule diode par KOA	36
Tableau 3.5. Limites des paramètres pour le module PhotoWatt-PWP201	39
Tableau 3.6. Estimation des paramètres à l'aide d'algorithme KOA de module Photo watt PWP201	39
Tableau 3.7. Analyse statistique des techniques KOA, WSO et GTO pour le module Photo watt PWP201... ..	39
Tableau 3.8. Limites de modèle à double diode pour le module R.T.C France.....	42
Tableau 3.9. Estimation des paramètres à l'aide des algorithmes KOA, WSO et GTO pour le modèle à double diode du module RTC France	42
Tableau 3.10. Analyse statistique des techniques KOA, WSO et GTO pour le modèle a doublé diode du module RTC France.	43
Tableau 3.11. Résultats calculés dans le cas de modèle a une seule diode par KOA.....	44

Acronymes

P	Population
PV	Photovoltaïque
DPI	Dégradation potentielle induite
KOA	L'algorithme d'optimisation de Kepler
WSO	l'algorithme de la stratégie de la guerre
MPPT	Suivi du point de puissance maximale
SDM	Model a une seule diode
DDM	Model a doublé diode
RMSE	L'erreur quadratique moyenne
FLA	Algorithme de la loi de Fick
GTO	Optimiseur de troupes de gorilles artificiels
PSO	L'optimisation des essaims de particules
WOA	l'algorithme d'optimisation des baleines

INTRODUCTION GENERALE

Les systèmes photovoltaïques étant considérés comme des sources d'énergie renouvelables fiables et prometteuses, ils devraient jouer un rôle clé à l'avenir parmi les systèmes de production d'électricité. Ainsi, les systèmes PV sont des domaines de recherche populaires [1]. et généralement installés dans des espaces ouverts exposés à des conditions météorologiques défavorables comme les coups de vent et les pluies torrentielles. En réponse à ces défis, un cadre d'information beaucoup plus précis est formulé pour identifier les caractéristiques cruciales des systèmes PV dans le secteur solaire. Évaluations de la production d'électricité PV, estimations de productivité, régulation de tension. MPPT et une meilleure surveillance de la puissance des générateurs photovoltaïques d'examiner en profondeur la récupération des paramètres d'entrée PV [2].

L'efficacité du système PV ne peut être améliorée par des études de simulation que si les paramètres du modèle sont estimés et identifiés avec précision. En conséquence, de nombreux chercheurs optimisent les paramètres des modèles PV en utilisant une variété de méthodologies de conception, qui peuvent être classées comme analytiques, déterministes ou méta heuristiques. Les techniques analytiques utilisent une série d'équations mathématiques pour déterminer les valeurs des paramètres inconnus. Dans ces techniques, les hypothèses sont faites à l'avance ; par conséquent, les résultats obtenus ne sont pas précis. L'approche déterministe produit des paramètres de modèle PV basés sur le calcul du gradient. Ainsi, cette méthode a une faible efficacité, si les points initiaux sont les meilleurs locaux et éloignés des optima globaux. Les problèmes susmentionnés sont résolus par des algorithmes méta heuristiques [3].

Néanmoins, la majorité des algorithmes méta heuristiques partagent un défaut commun, à savoir qu'ils présentent fréquemment une sensibilité délicate au réglage des paramètres de contrôle. D'autres inconvénients de ces méthodes incluent la probabilité de souffrir d'une convergence prématurée, d'un piégeage optimal local et d'un manque de diversité de la population.

Les algorithmes méta heuristiques sont divisés en deux grandes catégories : les algorithmes basés sur la population et les algorithmes basés sur une solution unique. Dans ce dernier, une seule solution est considérée tout au long de l'étape d'optimisation, dans le premier, une population de solutions évolue à chaque itération. Les algorithmes méta heuristiques basés sur la population (méta heuristiques P) peuvent trouver des solutions optimales ou quasi optimales pour une variété de problèmes d'optimisation. Ces algorithmes sont utiles pour éviter les optima locaux car plusieurs

Solutions se supportent et réalisent une bonne exploration de l'espace de recherche. Cependant, les P-méta heuristiques traditionnelles et modifiées présentent un certain nombre de défauts problématiques, y compris une tendance à rester coincé dans les optima locaux, une vitesse de convergence lente et un manque de variété de la population [4].

Ce mémoire présente l'algorithme d'optimisation de Kepler (KOA) comme une méthode méta heuristique nouvelle et fiable basée sur la physique pour résoudre les problèmes d'optimisation continue. KOA est basé sur les lois de Kepler sur le mouvement des planètes. La position, la masse, la force gravitationnelle et la vitesse orbitale d'une planète sont les quatre opérateurs fondamentaux qui régissent la trajectoire orbitale des planètes autour du Soleil conformément à ces lois. Ces opérateurs servent de fondement à KOA. Dans KOA, les planètes, également connues sous le nom de solutions candidates, présentent des relations distinctes avec le Soleil à différentes périodes, ce qui permet une exploration et une exploitation plus efficaces de l'espace de recherche.

Dans le premier chapitre nous allons présenter les généralités sur le système photovoltaïque tels que les éléments d'une installation photovoltaïque, et nous allons détaillée la modélisation mathématique d'une cellule PV ensuite nous allons aussi citer les problèmes liés aux panneaux photovoltaïques.

Les méthodes méta heuristiques à savoir l'algorithme d'optimisation de Kepler, l'algorithme de la stratégie de guerre et l'algorithme d'optimisation des troupes de gorilles artificiels sont introduire dans le deuxième chapitre.

En fin, le troisième chapitre concerne sur l'application des algorithmes définis précédemment sur logiciel Matlab afin de trouver les résultats pour comparer les uns aux autres algorithmes.

Chapitre 01 GENERALITE SUR LE PANNEAU PHOTOVOLTAÏQUE

1.1. INTRODUCTION

La modélisation et la caractérisation électriques des panneaux actuellement commercialisés sont nécessaires afin d'optimiser le fonctionnement des systèmes photovoltaïques utilisant ces panneaux PV. Ceci peut réduire d'une manière considérable le coût de l'installation PV et augmenter le rendement des générateurs PV. Le problème majeur de la production d'énergie électrique par cette technique est le fonctionnement optimal des panneaux (modules) PV. Cependant, le développement des systèmes de conversion rentables et économiquement viables, passe nécessairement par la compréhension des différents composants du système à leur tête le module solaire PV. Ce dernier est composé de plusieurs cellules solaires qui nécessitent étude et compréhension [5].

Les systèmes photovoltaïques souffrent nombreux problèmes, y compris les panneaux solaires, ont tendance à accumuler de la poussière et des particules de saleté. En conséquence, la fraction de lumière incidente diminue et cela conduit à une diminution de l'efficacité de conversion d'énergie à 50 %.

À l'heure actuelle, il n'existe pas de solution universelle au problème de pollution des systèmes photovoltaïques en raison de leurs fluctuations spécifiques à l'emplacement et saisonnières, des différences de coûts énergétiques locaux, ainsi que de la disponibilité et du coût des ressources [6].

1.2. ELEMENTS D'UN SYSTEME PHOTOVOLTAÏQUE

Les composants d'un système photovoltaïque dépendent de l'application considérée : Habitation isolée ou à proximité d'un réseau, utilisation de batterie ou «au fil du soleil », Convertisseurs de puissance. Il existe plusieurs composants d'un système photovoltaïque [7] :

- Les cellules solaires ou panneau solaires qui forment le champ photovoltaïque
- Les régulateurs de charge pour transférer le maximum de charge Aux batteries.
- Les convertisseurs (DC/DC ou bien DC/AC).
- Les batteries de stockage pour stocker L'énergie afin de l'utiliser ultérieurement.
- Autres composants.

1.2.1. Générateur PV (cellule, module et panneaux)

Un générateur PV photovoltaïque est l'ensemble complet des cellules solaires, des connexions, des pièces de protection, des supports, etc. Dans la présente modélisation, l'accent est mis uniquement sur la cellule et le module.

1.2.2. Panneaux solaires photovoltaïques

Le panneau solaire ou (champ solaire) se compose de modules photovoltaïques interconnectés en série et/ou en parallèle afin de produire la puissance requise. Ces modules sont montés sur une armature métallique qui permet de supporter le champ solaire avec un angle d'inclinaison spécifique.

Pour chaque panneau on peut avoir autant de sorties que de modules, ce que fait qu'on aura besoin de boîte de jonction pour les combiner, Alors cette boîte de jonction fixée sur une structure du montage a comme rôle d'établir la connexion entre les modules pour obtenir une puissance optimale en sortie.



Figure 1.1. Panneaux solaire

Les panneaux PV peuvent être installés sur un toit, sur un poteau ou sur toute autre Structure.

Certains panneaux PV sont installés sur un système pivotant, ce qui permet de les orienter vers le Soe en tout temps. Un système pivotant n'est pas nécessaire, mais permet d'augmenter quelque peu la Production électrique, surtout au printemps et à automne [8].

1.2.3. Les modules (panneaux) photovoltaïques

Un module photovoltaïque est l'ensemble des cellules choisies théoriquement identiques branchée en série ou en parallèle. Cette association doit être réalisée en respectant des critères précis, en raison des déséquilibres existant dans un ensemble de photopiles en fonctionnement.

La puissance d'un module photovoltaïque est exprimée en Watt crête et correspond à la puissance maximale de Production électrique qu'il peut délivrer, la tension produite par une seule cellule est insuffisante.

Par conséquent, les cellules sont connectées ensemble en série pour augmenter la tension. Plusieurs de ces chaînes de cellules en série peuvent être connectées en parallèle pour augmenter le courant [9].



Figure 1.2. Les modules photovoltaïques

1.2.4. La cellule PV

Une cellule photovoltaïque est le plus petit élément dans une installation photovoltaïque. Il se compose de matériaux semi-conducteurs qui convertissent directement l'énergie lumineuse en électricité, sa structure est basée sur la jonction PN c'est à dire est composée de deux couches(faces) : une couche dopé P et l'autre N [10].

- **Principe de fonctionnement du la cellule solaire photovoltaïque**

Des électrodes métalliques sont placées sur les deux faces pour permettre de récolter les électrons et de réaliser un circuit électrique. La face supérieure de la cellule est traitée de manière à optimiser la quantité de lumière entrant dans la cellule au moyen de traitement de surface, par l'application d'une couche anti réflexion. Il explique dans le schéma de figure (1.3) [11].

LE PRINCIPE DE LA CELLULE PHOTOVOLTAÏQUE

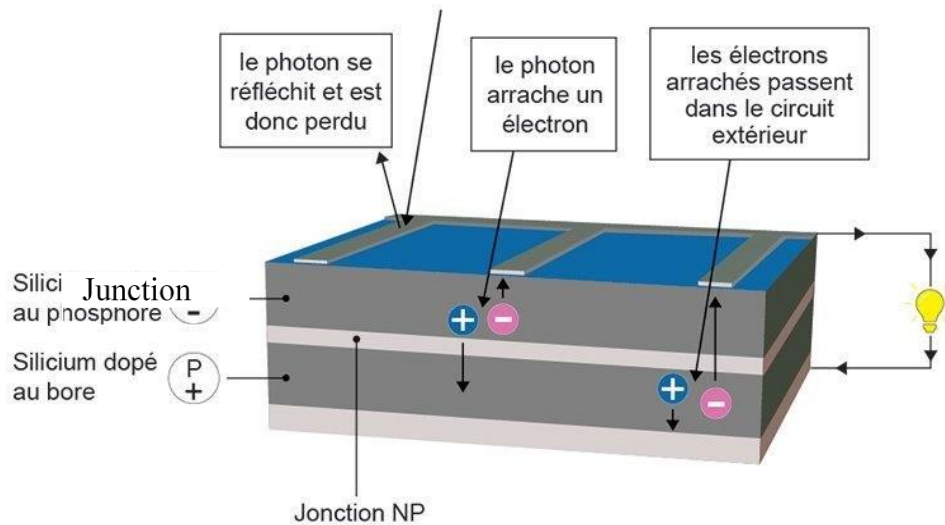


Figure 1.3. Représentation du principe de fonctionnement d'une cellule photovoltaïque

- **Les différents types de cellules photovoltaïques [12]**

La réalisation de cellules à base de silicium reste la filière la plus avancée sur le plan technologique et industriel, en effet, le silicium est l'un des éléments les plus abondants sur terre sous forme de silice, parfaitement stable et non toxique. Il existe trois grands types de silicium :

a. La technologie monocristalline

Le silicium monocristallin est une matière première d'une très grande pureté, elle est plus chère, utilise des barres pures de silicium également employées dans la fabrication des puces électroniques. Le rendement de cette cellule est de 12 à 16%.

b. Le silicium poly cristallin

Il est obtenu par refonte des chutes du silicium monocristallin, donc sa fabrication est plus maîtrisée sur le plan industriel, son coût de production est moyen. Le rendement de cette cellule est entre 11 et 14%.

c. La technologie couche mince

Qui désigne un type de cellule (ou module) obtenue par diffusion d'une couche mince de silicium amorphe sur un substrat (verre). Cette cellule a un rendement qui varie entre 6 et 8 %.

1.3. MODELISATION DU SYSTEME SOLAIRE (PV)

Il est nécessaire de faire un choix judicieux des circuits électriques pour développer un modèle équivalent d'une cellule photovoltaïque, qui le constituent et de comprendre la configuration physique et les caractéristiques électriques des éléments de la cellule. Pour cela, Plusieurs modèles mathématiques sont développés pour représenter le comportement non Linéaire des jonctions des semi-conducteurs. Dans la suite nous présentons deux modèles d'une cellule photovoltaïque, à savoir le modèle à deux diodes et le modèle à une diode.

1.3.1. Model à une seule diode

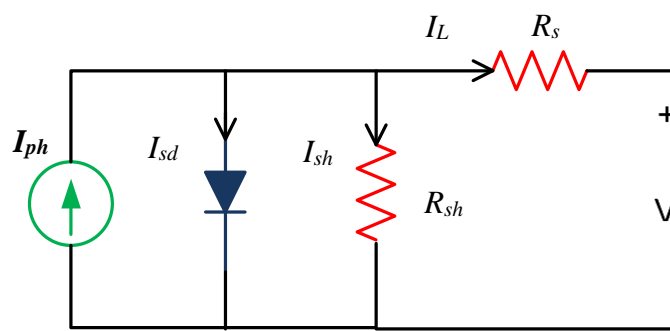


Figure 1.4.Schéma électrique d'un model a une seule diode

Le courant de charge obtenu à partir du circuit équivalent illustré à la figure (1.4) est spécifié comme suit [3] :

$$I_L = I_{ph} - I_d - I_{sh} \quad (1.1)$$

Où I_L est le photo courant, I_{ph} est le courant de sortie de la cellule PV, I_d est le courant de diode et I_{sh} est le courant de résistance shunt. Les expressions courantes sont les suivantes ;

$$I_d = I_{sd} \left(e^{\frac{q(V_L + I_L R_s)}{nkT}} - 1 \right) \quad (1.2)$$

$$I_{sh} = V_L + \left(\frac{R_{sh} I_L}{R_s} \right) \quad (1.3)$$

Où :

I_{sd} Est le courant de saturation inverse de la diode PV, q est la charge de l'électron et sa valeur est $1,6021764 \cdot 10^{-19}C$, k est représenté la constante de Boltzmann, V_L est la tension de sortie de la cellule

PV, R_s est la résistance série, n est le facteur d'idéalité de la diode, T est la température en kelvin. R_s C'est la résistance shunt.

$$I_L = I_{ph} - I_{sd} \left(e^{\frac{q(V_L + I_L R_s)}{nkT}} - 1 \right) - \frac{V_L + I_L R_s}{R_{sh}} \quad (1.4)$$

1.3.2. Modèle à double diode

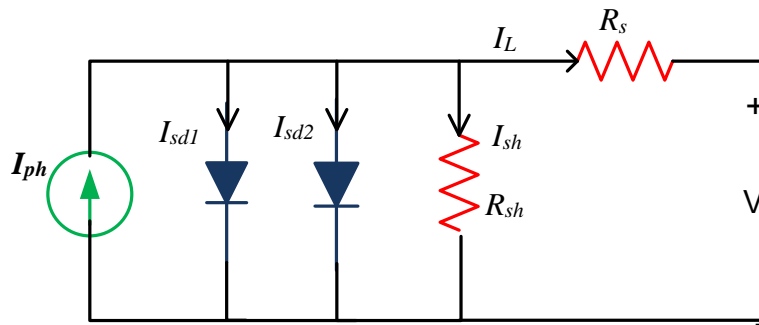


Figure 1.5. Schéma électrique d'un modèle à double diode

Comme illustré sur la figure 1.5, le circuit équivalent pour le modèle à double diode peut être utilisé pour déterminer le courant de charge.

$$I_L = I_{ph} - I_{d1} - I_{d2} - I_{sh} \quad (1.5)$$

En utilisant la même méthode que dans le modèle d'une seule diode, le courant de sortie final d'une cellule PV est représenté par :

$$I_L = I_{ph} - I_{sd} \left(e^{\frac{q(V_L + I_L R_s)}{n_1 kT}} - 1 \right) - I_{sd2} \left(e^{\frac{q(V_L + I_L R_s)}{n_2 kT}} - 1 \right) - \frac{(V_L + I_L R_s)}{R_{sh}} \quad (1.6)$$

Où

I_{sd1}, I_{sd2} sont les courants de saturation inverse de la diode, n_1, n_2 sont les facteurs d'idéalité de la diode.

Le DDM a sept paramètres inconnus $\{I_{ph}, I_{sd1}, I_{sd2}, R_{sh}, R_s, n_1, n_2\}$ en plus des paramètres bien connus qui doivent être estimés.

Le courant de sortie d'un module solaire photovoltaïque est donné par :

$$I_L = I_{ph} N_p - I_{sd} N_p \left(e^{\left[\frac{q \left\{ \frac{V_L + I_L R_s N_s}{N_p} \right\}}{n N_s k T} \right]} - 1 \right) - \frac{V_L \frac{I_L R_s N_s}{N_p}}{\frac{R_s N_s}{N_p}} \quad (1.6)$$

Où,

N_p et N_s représentent le nombre de cellules en parallèle et en série.

Les cellules solaires sont en grande partie connectées en série et donc la valeur N_p est 1.

De ce fait, le courant de sortie final du module PV est présenté comme :

$$I_L = I_{ph} - I_{sd} \left(e^{\left[\frac{q \{V_L + I_L R_s N_s\}}{n N_s k T} \right]} - 1 \right) - \frac{V_L + I_L R_s N_s}{R_{sh} N_s} \quad (1.7)$$

1.4. CARACTERISTIQUES ELECTRIQUES D'UNE CELLULE PHOTOVOLTAÏQUE [13]

1.4.1. La caractéristique courant-tension et puissance-tension

Les propriétés électriques de la cellule sont présentées tous dans un graphe qu'on appelle caractéristique courant-tension et puissance-tension.

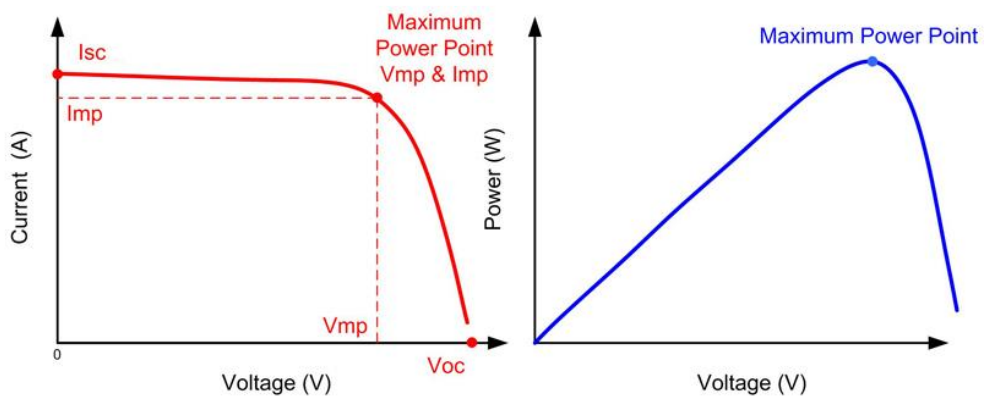


Figure 1.6. Caractéristique $I_{PV}(V_{PV})$ et $P_{PV}(V_{PV})$

1.4.2. Tension à circuit ouvert V_{co}

Quand le courant qui traverse la cellule est nul on obtient la tension à circuit ouvert, Elle décroît avec la température et varie peu avec l'intensité lumineuse. Elle décrit par :

$$V_{co}(I=0) = AU_T \ln \left(\frac{I_{ph}}{I_s} + 1 \right) \quad (1.8)$$

1.4.3. Courant de court-circuit I_{cc}

Le courant débité par un module en court-circuit pour un éclairage « plein soleil ». Il croît linéairement avec l'intensité d'illumination de la cellule et dépend de la Surface éclairée, de la longueur d'onde du rayonnement, de la mobilité des porteurs et de la Température. On peut écrire :

$$I_{cc}(V=0) = I_{ph} \quad (1.9)$$

1.4.4. La Puissance maximale P_{max}

Pour une cellule solaire idéale, la puissance maximale se donne par :

$$P_{max} = V_{max} * I_{max} \quad (1.10)$$

1.4.5. Le facteur de forme FF

Le facteur de la forme permet de juger de la qualité d'une cellule photovoltaïque. Il représente le rapport entre la puissance maximale que peut fournir une cellule et la puissance qu'il est théoriquement possible d'obtenir (puissance optimale), elle donnée par la formule suivante ;

$$FF = \frac{P_{max}}{V_{CO} * I_{cc}} \quad (1.11)$$

Le facteur de forme est de l'ordre de 70% pour la cellule de la fabrication industrielle.

1.4.6. Facteur de qualité (FQ)

Un paramètre qui dépendant de la qualité de la diode. Il est compris entre 1 et 2.

1.4.7. Le rendement η

Le rendement est donné par le rapport de la puissance électrique maximale générée à la puissance du rayonnement solaire incident :

$$\eta_c = \frac{V_{max} * I_{max}}{P_{solaire}} \quad (1.12)$$

PROBLEMES COURANTS LIES AUX PANNEAUX PHOTOVOLTAÏQUES

Les panneaux photovoltaïques sont l'un des meilleurs investissements que vous puissiez faire non seulement parce que le solaire est une technologie respectueuse de l'environnement, mais aussi parce que vous contribuez à favoriser un changement positif dans le monde. De surcroît, vous faites des économies sur votre facture d'énergie. Les panneaux photovoltaïques requièrent relativement peu d'entretien, mais comme pour tout produit, des problèmes peuvent survenir [14].

1.4.8. Les microfissures sur les panneaux photovoltaïques

Les cellules photovoltaïques conventionnelles sont très fragiles. Comme leur nom l'indique, les microfissures sont de minuscules fissures pouvant apparaître sur les panneaux et difficiles à détecter à l'œil nu. Au fil du temps et des fluctuations des conditions météorologiques, ces fissures peuvent s'agrandir et devenir plus visibles. Elles vont alors perturber le flux d'énergie du panneau et réduire le rendement énergétique de l'installation.

Les microfissures surviennent à l'étape de la production des panneaux photovoltaïques conventionnels, mais elles peuvent aussi être causées par une négligence ou une maladresse lors de l'expédition ou de l'installation, ou encore par un événement météorologique imprévu comme la grêle. Pour éviter ces inconvénients, choisissez toujours une entreprise réputée pour son respect des normes en vigueur, et la qualité de son service.

1.4.9. Les points d'échauffement sur les panneaux solaires

Des points d'échauffement se produisent lorsque les voies de production d'énergie d'un panneau sont perturbées. Lorsque l'énergie produite par le panneau ne peut pas circuler jusqu'à l'onduleur, Cela entraîne une surcharge et l'émission d'un surcroît de chaleur. L'installation devient alors « chaude ». C'est l'un des problèmes les plus fréquents sur les installations photovoltaïques partout dans le monde. Les points d'échauffement peuvent réduire les performances et la durée de vie d'un panneau solaire et, dans certains cas, les endommager au point qu'ils en deviennent irréparables. Plusieurs facteurs sont en cause, notamment l'accumulation de saletés ou de déjections d'oiseaux, l'ombrage partiel, ou encore la présence de défauts structurels.

1.4.10. Les « Snail Trails »

Les fissures cellulaires, les additifs du l'encapsulant EVA, les additifs chimiques utilisés sur la surface des cellules ainsi que des facteurs climatiques tel que l'accumulation de l'humidité qui peuvent provoquer rapidement de ces défauts. Ils se traduisent par l'apparition de micro fissures qui se propagent sur la surface de la cellule et donnent l'illusion d'un sentier d'escargot d'où l'appellation snail trail [15].

1.4.11. Effet DPI

DPI signifie « Dégradation potentielle induite ». Cela affecte négativement les cellules des modules PV. C'est un processus qui ne se produit que quelques années après l'installation. La DPI provoque une dégradation accélérée des performances, qui se développe de manière exponentielle.

Les principales conséquences sont une réduction des performances de vos panneaux et une accélération du vieillissement de votre module PV [16].

Conclusion

A travers du ce chapitre, nous avons présenté quelques différentes généralités sur systèmes photovoltaïques tels que les composants et le modèle mathématique générale d'une cellule solaire, et nous avons aussi évoqué les problèmes concernant aux panneaux photovoltaïques. La partie suivante sera d'idée sur les méthodes met-heuristiques à savoir un nouvel algorithme méta heuristique basé sur la physique, connu sous le nom d'algorithme d'optimisation de Kepler (KOA), qui s'inspire des lois de Kepler sur le mouvement planétaire, l'algorithme de la stratégie de la guerre, et aussi un aperçu sur l'algorithme d'optimisation des troupes de gorilles artificiels.

Chapitre 02: LES METHODES META HEURISTIQUES

2.1. INTRODUCTION

L'installation et l'optimisation des systèmes PV devraient également être plus précises. Cependant, on suppose que le modèle PV est un système non linéaire avec une relation non convexe. La résolution de ce modèle pose plusieurs problèmes et obstacles. Récemment, les chercheurs ont fait des efforts considérables pour identifier des méthodes permettant d'estimer avec précision des paramètres inconnus. Actuellement, trois approches ont été largement identifiées. Il s'agit des méthodes analytiques, des méthodes déterministes et des méthodes méta heuristiques, qui sont expliquées comme suit [17] :

2.1.1. Méthodes analytiques

Les méthodes analytiques estiment des paramètres tels que la tension en circuit ouvert, le courant de court-circuit, le point de puissance maximale du fabricant et les caractéristiques V-I à partir des données fournies par les fournisseurs [18].

Dans l'approche analytique, tous les points de données de la courbe caractéristique V-I sont utilisés pour identifier les paramètres qui réduisent l'erreur entre les valeurs prédites et mesurées. Cependant, les méthodes analytiques utilisent un large éventail de formules mathématiques et se distinguent par leur simplicité, leur rapidité et leur unicité.

De plus, certaines formules mathématiques sont dérivées et simplifiées sur la base d'hypothèses [19].

Par conséquent, les paramètres dérivés à l'aide de ces méthodes sont inexacts.

2.1.2. Méthodes déterministes

Les méthodes déterministes sont basées sur la stratégie « acquérir toutes les mesures réelles de l'ensemble du système », où un nombre relativement important de mesures est utilisé pour extraire des paramètres inconnus. Il est basé sur une fonction objective représentant la différence entre les points de données expérimentaux et estimés. Étant donné que ces algorithmes sont basés sur des informations de gradient, ils peuvent converger vers la meilleure solution optimale locale [20].

2.1.3. Méthodes méta heuristiques

Les méthodes méta heuristiques sont également similaires aux méthodes déterministes en ce sens qu'elles fonctionnent également sur la base de la stratégie consistant à « obtenir toutes les mesures réelles de l'ensemble du système ».

Ils sont considérés comme les meilleurs algorithmes d'optimisation au monde en raison de plusieurs avantages tels que la robustesse, la fiabilité des performances, la simplicité, la facilité de mise en œuvre, etc.

Plus d'attention a été accordée aux méta heuristiques récemment, car elles sont souvent motivées par des processus biologiques avec des modèles idéologiques qui conduisent à trouver les meilleures solutions aux problèmes du monde réel.

Les algorithmes méta heuristiques ont été divisés en différentes catégories de littérature comme suit [21] :

2.1.3.1. Algorithmes basés sur l'évolution

Ces algorithmes sont issus de la théorie de l'évolution. Certains algorithmes évolutionnaires populaires sont l'algorithme d'optimisation de la recherche de files d'attente (QSO), l'algorithme dépendant de l'évolution différentielle (DE), l'algorithme évolutionnaire différentiel (DEA), l'algorithme de stratégie évolutionnaire (ESA), etc [22].

2.1.3.2. Algorithmes basés sur les essaims

Ces algorithmes imitent le comportement social et la prise de décision collective de divers groupes sociaux. L'explication pour atteindre un certain objectif dans ces algorithmes est généralement basée sur l'intelligence / l'action collective des bio-communautés. Certains algorithmes populaires basés sur les essaims sont l'optimisation des essaims de particules (PSO)[23], l'algorithme d'optimisation des baleines (WOA)[24], l'optimisation du loup gris (GWO)[25], etc.

2.1.3.3. Algorithmes basés sur la physique

Les algorithmes basés sur la physique ont été influencés par les lois de la physique naturelle. Quelques exemples de cette catégorie sont l'algorithme d'optimisation Kepler[4], l'algorithme sinus-cosinus (SCA)[26], l'optimisation du champ électrique artificiel,[27] etc.

2.1.3.4. Algorithmes basés sur le comportement humain

Récemment, des algorithmes d'optimisation inspirés du comportement social des êtres humains ont été proposés dans la littérature. L'optimisation basée sur l'enseignement et l'apprentissage (TLBO)[28], etc., sont l'un des exemples d'algorithmes basés sur le comportement humain. L'approche la plus courante pour la modélisation précise des cellules et modules PV est l'utilisation de circuits électriques analogiques. De nombreux chercheurs en photovoltaïque sont généralement préférés pour la modélisation SDM et DDM.

Il y a cinq paramètres associés au modèle PV SDM, et ces cinq paramètres doivent être déterminés avec précision pour la simulation de cellules et de modules à une seule diode. Sept paramètres connexes sont inclus dans le modèle PV DDM, et ces sept paramètres doivent être déterminés avec précision pour la simulation des cellules et modules à double diode.

Une estimation de la cellule/module PV de cinq ou sept paramètres est nécessaire pour simuler avec précision les caractéristiques I-V du système physique. L'erreur absolue entre les courants de cellule/module PV mesurés et prédits doit être minimale.

2.2. ALGORITHME D'OPTIMISATION DE LA STRATEGIE DU GUERRE (WSO)

Les anciens royaumes maintenaient l'armée pour se protéger contre les attaques d'autres dynasties. L'armée du royaume se compose de diverses forces comme l'infanterie, les chars, les éléphants, etc. Pendant la guerre, chaque royaume planifie une stratégie appelée " *Vyuha* " pour attaquer l'armée adverse. Un *Vyuha* est un modèle ou un arrangement de diverses troupes de l'armée pendant la guerre pour conquérir le royaume opposé.

L'empereur et le commandant en chef de chaque armée coordonneront les troupes de l'armée selon un certain modèle afin que son armée puisse répondre au désir cibles. La stratégie de guerre a été élaborée en fonction de la cible, des risques, des défis et des opportunités. La stratégie de guerre est un processus dynamique continu dans lequel les forces armées se coordonnent et combattent simplement l'ennemi. Cette stratégie est adaptable à la situation de guerre et aux moments des événements.

La position du soldat de l'armée change continuellement en fonction des positions du roi et du commandant. Les positions du commandant de l'armée et du roi sont représentées par des drapeaux et leurs positions sont clairement visibles pour tous les soldats. Les soldats de l'équipe sont formés

pour suivre la stratégie basée sur les sons du tambour ou de tout autre instrument de musique. Lorsque l'un des généraux meurt, la stratégie est construite pour faire savoir à tous les autres généraux ce qu'il faut faire pour restructurer et soutenir la formation de la stratégie de guerre.

Le but du roi est de conquérir le chef adverse, tandis que le but du soldat de l'armée est d'attaquer l'équipe adverse et de monter en grade [29].

2.2.1. Modélisation mathématique de la guerre Stratégie

Nous avons modélisé deux stratégies de guerre. Dans le premier cas, chaque soldat met à jour sa position en fonction du roi et les postes de commandant. Ce modèle d'attaque est expliqué en images dans la figure 2.1

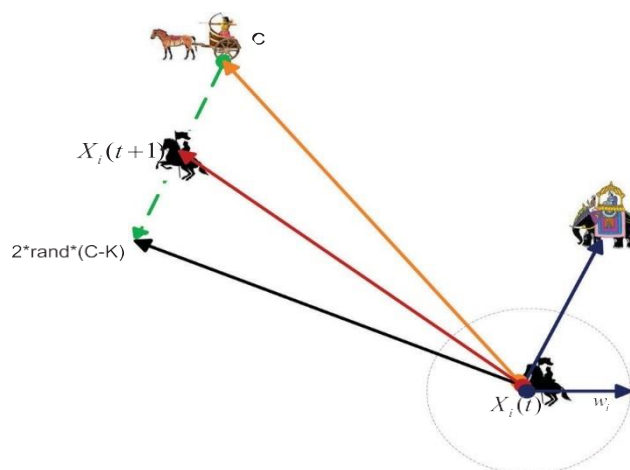


Figure 2.1. Stratégie d'attaque dans WSO

Le roi prend une position appropriée pour attaquer l'opposition avec une grande force. Ainsi, le soldat avec la force d'attaque la plus élevée est considéré comme le roi. Au début de la guerre, tous les soldats auront le même rang et le même poids.

Le rang du soldat s'améliore s'il suit avec succès la stratégie. Cependant, au fur et à mesure que la guerre progresse, les rangs et les poids de tous les soldats seront mis à jour en fonction du succès de la mise en œuvre de la stratégie. Au fur et à mesure que la guerre approche de la phase finale, la position du roi, du chef d'armée et des soldats reste très proche à mesure qu'ils approchent de la cible.

$$X_i(t+1) = X_i(t)2 \times \rho \times (C - K) + rand \times (W_i \times K - X_i(t)) \quad (2.1)$$

Où $X_i(t+1)$ est une nouvelle position, $X_i(t)$ est la position précédente, C : est la position du commandant, K est la position du Roi, W_i est le poids.

Si la force d'attaque (fitness) dans la nouvelle position (F) est inférieure à celle de la position précédente F_p , le soldat prend la position précédente.

$$X_i(t+1) = X_i(t) + 2 \times \rho \times (C - K) + rand \times (W_i \times K - X_i(t)) \quad (2.2)$$

Si le soldat met à jour la position avec succès, le rang (R) du soldat sera amélioré.

$$R_i = (R_i + 1) \times (F_n \geq F_p) + R_i \times (F_n < F_p) \quad (2.3)$$

En fonction du rang, le nouveau poids est calculé comme suit :

$$W_i = W_i \times \left(1 - \frac{R_i}{Max_iter} \right)^\infty \quad (2.4)$$

Où, ∞ est un paramètre réglable.

La deuxième mise à jour de la position stratégique est basée sur les positions du roi, du chef de l'armée et d'un soldat au hasard. Alors que le classement et la mise à jour du poids restent les mêmes.

$$X_i(t+1) = X_i(t) + 2 \times \rho \times (K - X_{rand}(t)) + rand \times W_i \times (C - X_i(t)) \quad (2.5)$$

L'organigramme de l'algorithme d'optimisation de la stratégie de guerre proposé est illustré à la figure 2.2. Les poids attribués à chaque soldat sont adaptatifs et changent d'une itération à l'autre. Le soldat avec un niveau de condition physique élevé aura moins de poids et le soldat avec moins de forme physique aura un poids plus élevé. Chaque soldat prend grand pas au début de la guerre, et leur poids varie par grands pas. Lorsque la guerre atteint son paroxysme, les soldats font de petits pas pour atteindre la cible et le poids varie par petits pas. Comme la sélection de la stratégie est basée sur la valeur aléatoire, les soldats se déplacent dans une direction aléatoire et ne suivent pas exactement le Roi. Cela améliore la capacité d'exploration de l'algorithme. À la fin de la guerre, les troupes de l'armée identifient la zone cible. Les troupes de l'armée entourent la cible ainsi que le roi et le commandant sont très proches de la cible. Ainsi, à partir des équations (2.1) et (2.5), toute la troupe se déplace par petits pas et converge vers la position cible. Ainsi, nous pouvons dire que l'algorithme possède également la fonctionnalité d'exploitation.

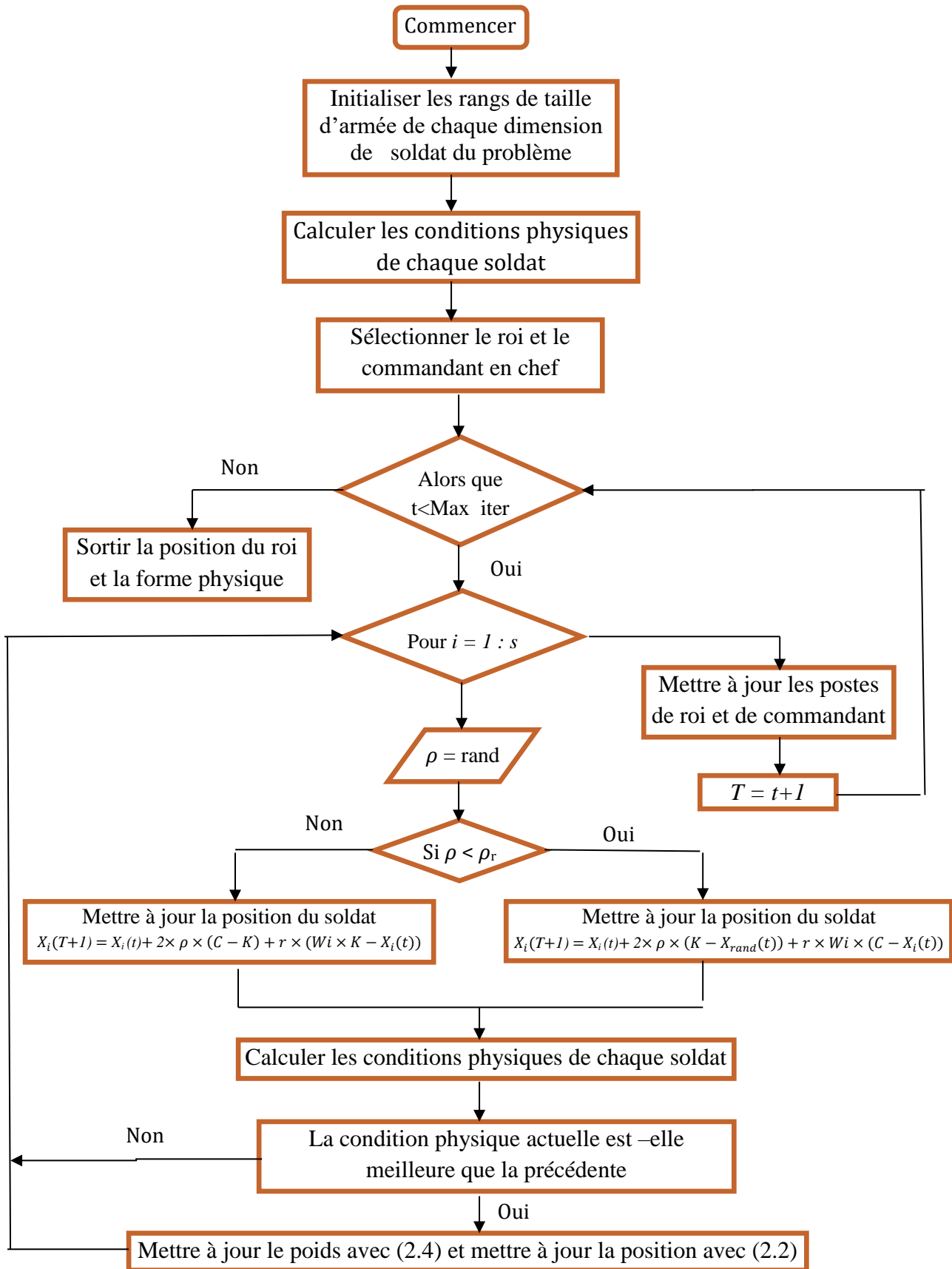


Figure 2.2. Organigramme de l’algorithme d’optimisation de la stratégie de la guerre

2.3. LA METHODE DU KEPLER

Dans le passé antique, l'idée répandue sur l'univers était que le Soleil, les planètes, les étoiles et les lunes tournaient autour de la Terre jusqu'à ce que l'astronome polonais Copernic réfute cette idée en 1543. Copernic a introduit la théorie héliocentrique, c'est-à-dire que la Terre et les planètes tournent autour du Soleil. Cependant, Copernic n'avait pas les outils pour prouver sa théorie. En 1609, l'astronome allemand Johannes Kepler a finalement prouvé la théorie héliocentrique. Kepler a effectué de nombreux calculs complexes et a introduit trois lois fondamentales qui expliquent comment les planètes se déplacent autour du Soleil. Les lois de Kepler du mouvement planétaire sont décrites comme suit :

➤ **Première loi de Kepler**

Toutes les planètes se déplacent sur des orbites elliptiques, avec le Soleil à un foyer. Cette loi décrit la forme des orbites dans lesquelles les planètes se déplacent autour du Soleil. Ces orbites sont elliptiques, comme le montre la figure (2.3). Une ellipse est similaire à un ovale et, par conséquent, cette forme à deux points focaux. Le Soleil se trouve à l'un de ces points focaux primaires. Le nombre qui caractérise l'aspect plat d'une ellipse s'appelle l'excentricité, qui est notée e . L'excentricité e peut être calculée en prenant la distance centre-foyer et en la divisant par la distance du demi-grand axe. Les cas limites sont le cercle ($e = 0$) et un segment de droite ($e = 1$). La figure (2.4) représente différentes formes d'ellipse.

➤ **Deuxième loi de Kepler**

Une ligne qui relie une planète au Soleil balaie des zones égales à des moments égaux. Cette loi décrit la vitesse à laquelle une planète se déplace lorsqu'elle tourne autour du Soleil ; c'est-à-dire que la vitesse à laquelle une planète se déplace dans l'espace change constamment. Une planète se déplace plus vite lorsqu'elle est proche du Soleil et plus lentement lorsqu'elle est loin du Soleil.

Cependant, si une ligne imaginaire est tracée du centre de la planète au centre du Soleil, cette ligne balayera la même zone à des intervalles de temps égaux. La vitesse d'une planète autour du Soleil peut être calculée à l'aide de l'équation vis-vivat, qui est donnée à l'aide de l'équation (2.6):

$$V = \left[\mu (M_s + m) \left(\frac{2}{R} - \frac{1}{a} \right) \right]^{\frac{1}{2}} \quad (2.6)$$

Où M et m désignent respectivement la masse du Soleil et d'une planète ; R est la distance euclidienne entre le Soleil et une planète à ce moment ; μ est la constante gravitationnelle universelle ; et a est le demi-grand axe d'orbite.

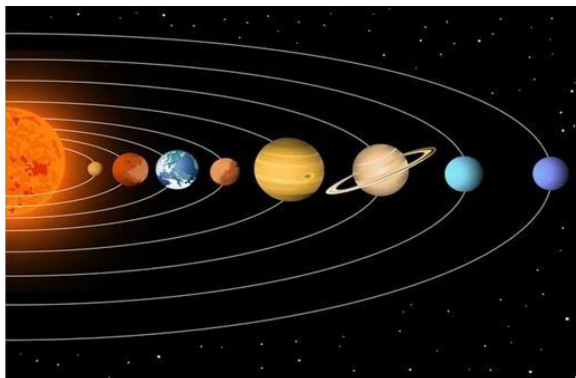


Figure 2.3. Mouvement d'une planète autour du Soleil sur une orbite elliptique.

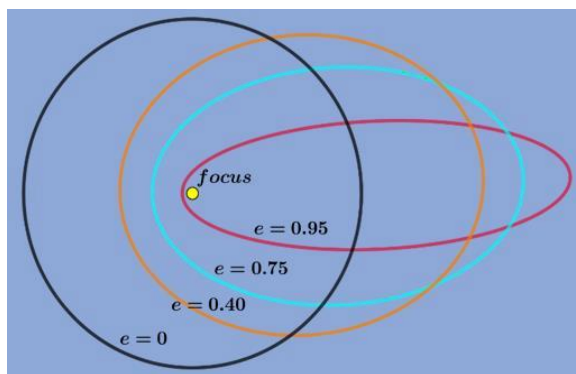


Figure 2.4. Différents cas de formes d'ellipse.

➤ Troisième loi de Kepler

Pour toute planète, le carré de la période de toute planète est proportionnel au cube du demi-grand axe de son orbite. Cette loi peut être exprimée mathématiquement à l'aide de l'équation. (2.7) :

$$T^2 = \left[\frac{4\pi^2}{\mu(M_s + m)} \right] \quad (2.7)$$

Où T est la période du corps en orbite (le temps nécessaire pour terminer une orbite), a est le demi-grand axe de l'orbite, μ est la constante gravitationnelle universelle. M_s est la masse du Soleil et m est la masse d'une planète. La plupart des objets de notre système solaire tournent dans le sens inverse des aiguilles d'une montre. Cependant, deux objets de notre système solaire ne tournent pas de la même manière que le reste des planètes. Par exemple, Vénus tourne autour de son axe dans le sens des aiguilles d'une montre. On pense que ces bizarreries sont causées par des événements, tels que

des collisions, qui se sont produits lors de la formation du système solaire. Conformément aux lois susmentionnées, quatre opérateurs de base affectent la trajectoire des planètes autour du Soleil : la position, la masse, la force gravitationnelle et la vitesse orbitale d'une planète. Ces opérateurs représentent la base pour construire le modèle mathématique de l'algorithme proposé.

Théoriquement, les lois de Kepler permettent de prédire la position et la vitesse des planètes à un instant donné. Ce scénario représente l'inspiration exacte de KOA. La section suivante fournit le modèle mathématique de KOA

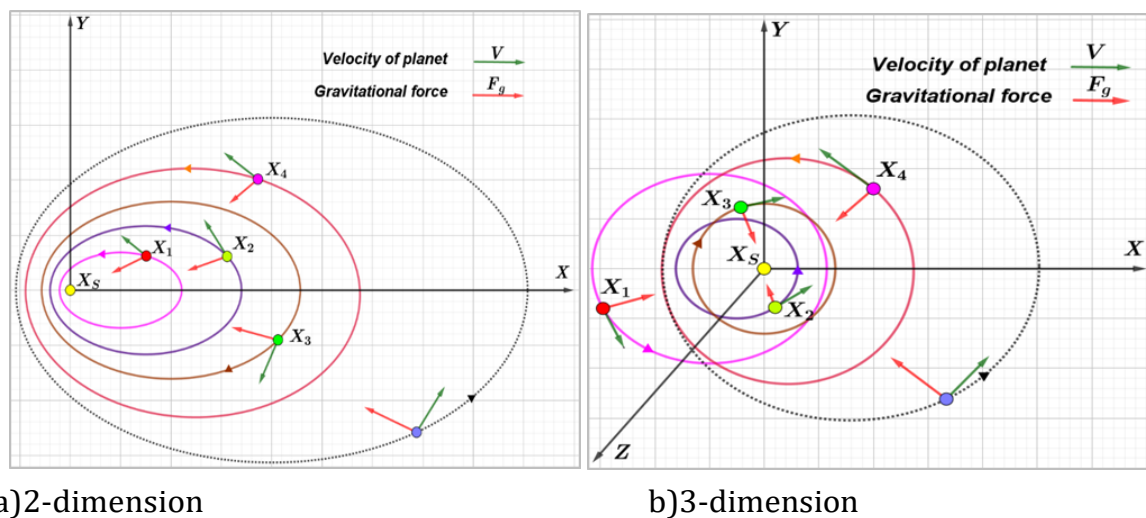


Figure 2.5. Positions possibles en 2 dimensions et 3 dimensions

2.3.1. Algorithme d'optimisation de Kepler (KOA)

Cette section présente un nouvel algorithme d'optimisation inspiré des lois de Kepler sur le mouvement planétaire. Dans notre algorithme proposé, la première loi de Kepler est simulée comme suit.

Le Soleil et les planètes (ou objets) tournant autour de lui sur des orbites elliptiques (imaginaires) peuvent être utilisés pour représenter l'espace de recherche, comme le montre la Figure 2.5. Dans KOA, les planètes (solutions candidates) sont dans des situations différentes du Soleil (la meilleure solution) à différents moments, et ainsi, l'espace de recherche est exploré et exploité plus efficacement.

La figure 2.5 illustre comment la position d'un objet, sa masse, la force d'attraction entre l'objet et le Soleil et la vitesse avec laquelle il orbite autour du Soleil modifient sa position autour de la meilleure solution, c'est-à-dire le Soleil. La figure représente également la rotation de la plupart des

objets dans le sens des aiguilles d'une montre. La figure 2.5 peut également être utilisée pour expliquer comment la position du chercheur change dans l'espace 3D.

Semblable à d'autres algorithmes méta heuristiques basés sur la population, KOA démarre le processus de recherche avec un ensemble initial d'objets (solutions candidates) avec des orbitales stochastiques. Chaque objet est initialisé avec sa position aléatoire en orbite lors de cette étape. Après avoir évalué l'adéquation de l'ensemble initial, KOA s'exécute par itérations jusqu'à ce que la condition de terminaison soit remplie. Dans l'étude actuelle, nous utilisons le terme "temps" au lieu d'"itération" car c'est un terme courant dans la théorie et la cosmologie du système solaire.

Lors de l'optimisation, les règles suivantes sont appliquées à KOA :

- La période orbitale d'une planète (la solution candidate) est choisie au hasard en fonction de la distribution normale.
- L'excentricité de l'orbite d'une planète est choisie au hasard dans une plage de 0 à 1.
- La fitness d'une solution est calculée sur la base de la fonction objective.
- La meilleure solution, en itération, est l'étoile centrale (le Soleil).
- La distance entre le Soleil et la planète est modifiée en fonction de l'heure actuelle.

Le reste de cette section présente le modèle mathématique de KOA. En bref, l'organigramme de KOA est présenté dans la figure 2.7. La complexité temporelle des étapes répertoriées dans cet algorithme est de $O(NT_{\max})$, où N représente la taille de la population, et T_{\max} est le critère de terminaison du KOA proposé basé sur le nombre maximal d'évaluations de fonctions. Théoriquement, KOA peut être considéré comme un algorithme d'optimisation global car il comprend des phases d'exploration et d'exploitation. Mathématiquement, les processus du KOA proposé sont décrits en détail comme suit :

Etape 1 : Processus d'initialisation

Dans ce processus, un nombre de planètes égal à N , appelé taille de la population, sera distribué aléatoirement en dimensions d , représentant les variables de décision d'un problème d'optimisation, conformément à la formule suivante :

$$X_{i,low}^j + rand_{[0,1]} \times (X_{i,MP}^j - X_{i,low}^j), \begin{cases} i = 1, 2, \dots, N. \\ j = 1, 2, \dots, d. \end{cases} \quad (2.8)$$

X_i , indique la $i^{\text{ème}}$ planète (solution candidate) dans l'espace de recherche ; N représente le nombre de solutions candidates dans l'espace de recherche ; d représente la dimension du problème à optimiser ; $X_{i,MP}^j$ et $X_{i,low}^j$ représentent respectivement les bornes supérieure et inférieure de la $i^{\text{ème}}$ variable de décision ; et $rand_{[0,1]}$, est un nombre généré aléatoirement entre 0 et 1.

L'excentricité orbitale (e) pour chaque thème objet est initialisée à l'aide de l'équation. (2.9):

$$e_i = [0,1], i = 1, \dots, N; \quad (2.9)$$

Où, $rand_{[0,1]}$ Est une valeur aléatoire générée dans l'intervalle [0, 1]. Enfin, la période orbitale (T) pour chaque e l'objet est initialisé en utilisant équation. (2.10):

$$T_i = |r|, i = 1, \dots, N; \quad (2.10)$$

Où r est le nombre généré aléatoirement sur la base de la distribution normale.

Étape2 : Définition de la force gravitationnelle (F)

Le Soleil est l'élément principal du système solaire : Il représente le plus gros objet du système solaire et contrôle le mouvement du groupe grâce à sa gravité. La principale raison pour laquelle les planètes tournent autour du Soleil est que la gravité du Soleil les maintient sur leur orbite. Si le Soleil n'existe pas, alors les planètes se déplaceront en ligne droite vers l'infini ; cependant, la gravité du Soleil change constamment de direction pour permettre aux planètes de se déplacer autour de lui selon une forme elliptique. La gravité est connue comme la force fondamentale qui contrôle les orbites des planètes autour du Soleil. Chaque planète a sa propre gravité qui est proportionnelle à sa taille. Notamment, la vitesse d'une planète dépend de la gravité du Soleil. Plus une planète est proche du Soleil, plus sa vitesse orbitale est grande, et vice versa. La force d'attraction du Soleil X_s , et de toute planète X_i ; est donnée par la loi universelle de la gravitation, qui est définie par ;

$$F_{gi}(t) = e_i \times \mu(t) \times \frac{\bar{m}_s \times \bar{m}_i}{R_i^2 + \varepsilon}, \quad (2.11)$$

Où \bar{m}_s , et \bar{m}_i , désignent les valeurs normalisées de M_s , et M_i , qui représentent la masse de X_s , et X_i respectivement, et données par les équations. (2.13) et (2.14); ε est une petite valeur ; μ est la constante gravitationnelle universelle ; e_i , est l'excentricité de l'orbite d'une planète, qui est une

valeur comprise entre 0 et 1 qui a été proposée pour conférer une caractéristique stochastique à KOA ; r_i , est une valeur générée aléatoirement entre 0 et 1 pour donner plus de variation à les valeurs de gravitation dans le processus d'optimisation ; et r_1 ; est la valeur normalisée de R_s ; qui représente la distance euclidienne entre X_i , et X_s , et est défini comme

$$R_i(t) = \|X_s(t) - X_i(t)\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^N (X_s(t) - X_i(t))^2} \quad (2.12)$$

Où $\|X_s(t) - X_i(t)\|_2$ représente la distance euclidienne entre les dimensions de X_s et celles de X_i . La masse du Soleil et de l'objet à l'instant test simplement calculée à l'aide de l'évaluation de la condition physique comme suit (en considérant un problème de minimisation) :

$$M_s = \frac{fit_s(t) - worst(t)}{\sum_{k=1}^N (fit_k(t) - worst(t))} \quad (2.13)$$

$$m_i = r_2 \frac{fit_i(t) - worst(t)}{\sum_{k=1}^N (fit_k(t) - worst(t))} \quad (2.14)$$

$$\text{Where } fit_s(t) = best(t) = \min_{k \in \{1,2,\dots,N\}} fit_k(t), \quad (2.15)$$

$$worst(t) = \max_{k \in \{1,2,\dots,N\}} fit_k(t), \quad (2.16)$$

Où, r_2 est un nombre généré aléatoirement entre 0 et 1 pour faire diverger les valeurs de masse

Pour différentes planètes. $\mu(t)$ Est une fonction qui diminue de manière exponentielle avec le Temps (t) pour contrôler la précision de la recherche et est définie

$$\mu(t) = \mu_0 \times \exp\left(-\gamma \frac{t}{T_{\max}}\right) \quad (2.17)$$

Comme suit : γ est une constante est ; μ_0 une valeur initiale ; t et t et T_{\max} sont respectivement le nombre d'itérations actuel et le nombre maximum d'itérations.

Étape3 : Calcul de la vitesse d'un objet

La vitesse d'un objet dépend de sa position par rapport au Soleil. Autrement dit, la vitesse d'une planète augmente si elle est proche du Soleil et diminue si elle en est éloignée. Si un objet est proche

du Soleil, alors la gravité du Soleil est considérablement forte et la planète tente d'augmenter sa vitesse pour éviter d'être attirée vers le Soleil. Cependant, si un objet est éloigné du Soleil, sa vitesse ralentira car la gravité du Soleil est faible. Mathématiquement, ce comportement est formulé dans l'équation (2.18) pour calculer la vitesse d'un objet autour du Soleil selon l'équation vis-viva. Cette équation est double. Le premier pli détermine les vitesses des planètes proches du Soleil en multipliant la distance entre la solution actuelle et une solution choisie au hasard, ou la distance entre deux solutions choisies au hasard dans la population actuelle. Cela aide KOA à diversifier ses stratégies de recherche. Cependant, la diversité des solutions de la population pendant le processus d'optimisation peut être minimisée, et ainsi, la vitesse peut être minimisée dans les cas où une planète est proche du Soleil.

En conséquence, une autre taille de pas basée sur la distance entre les limites inférieure et supérieure du problème d'optimisation est intégrée dans le premier pli pour aider à préserver la vitesse des planètes tout au long du processus d'optimisation et éviter d'être coincé dans les minima locaux. Deuxièmement, sur la base de la proposition que les planètes sont éloignées du Soleil, l'équation calcule la vitesse de la planète conformément avec la distance entre une solution choisie au hasard et la solution actuelle pour réduire la vitesse des planètes par rapport au premier pli. La principale lacune dans le second pli est le manque de diversité entre les solutions, ce qui peut minimiser la possibilité pour KOA d'échapper aux optima locaux car les changements dans la solution actuelle sont trop faibles. Pour résoudre ce problème, une deuxième taille de pas basée sur la distance entre les limites inférieure et supérieure du problème d'optimisation est incorporée dans le deuxième pli.

$$V_i(t) = \begin{cases} 1 \times (2r_4 \bar{X}_i - \bar{X}_b) + R_i \times (\bar{X}_a - \bar{X}_b) + (1 - R_i - \text{norm}(t)) \times F \times U_1 \times (\bar{X}_{i,up} - \bar{X}_{i,low}), & \text{if } R_i - \text{norm}(t) \leq 0.5 \\ r_4 \times L \times (\bar{X}_a - \bar{X}_b) + (1 - R_i - \text{norm}(t)) \times F \times U_2 \times (r_3 \bar{X}_{i,up} - \bar{X}_{i,low}), & \text{Else} \end{cases} \quad (2.18)$$

$$l = \mathbf{u} \times M \times L, \quad (2.19)$$

$$L = \left[\mu(t) \times (M_s + m_i) \left(\frac{2}{R_i(t) + \varepsilon} - \frac{1}{a_i(t) + \varepsilon} \right)^{\frac{1}{2}} \right], \quad (2.20)$$

$$M = (r_3 \times (1 - r_4) + r_4), \quad (2.21)$$

$$\mathbf{u} = \begin{cases} 0 & r_5 \leq r_6 \\ 1 & \text{Else} \end{cases}, \quad (2.22)$$

$$F = \begin{cases} 1, & \text{if } r_4 \leq 0.5 \\ -1 & \text{Else} \end{cases}, \quad (2.23)$$

$$\mathbf{U} = (1 - \mathbf{U}) \times \mathbf{M} \times \mathbf{L}, \quad (2.24)$$

$$\mathbf{M} = (r_3 \times (1 - r_5) + r_5), \quad (2.25)$$

$$\mathbf{U}_1 = \begin{cases} 0 & r_5 \leq r_4 \\ 1 & \text{Else} \end{cases}, \quad (2.26)$$

$$\mathbf{U}_2 = \begin{cases} 0 & r_3 \leq r_4 \\ 1 & \text{Else} \end{cases}, \quad (2.27)$$

Où $V_i(t)$ représente la vitesse de l'objet à temps t , X_i , représente l'objet i , r_3 et, sont des valeurs numériques générées aléatoirement à l'intervalle $[0,1]$, et \mathbf{r}_5 , \mathbf{r}_6 sont deux vecteurs qui incluent des valeurs aléatoires entre 0 et 1. X_a et X_b , représentent des solutions tirées au sort dans la population : m_s , et m_i ; représentent respectivement la masse de X_s , et X_i , : $\mu(t)$ représente la constante gravitationnelle universelle, ε est une petite valeur pour éviter une erreur de division par zéro, $R_i(t)$ représente la distance entre la meilleure solution X_s , et l'objet X_i , à l'instant t ; et a_i , représente le demi-grand axe et de l'orbite elliptique de l'objet i au temps t , et il est défini par la troisième loi de Kepler mentionnée dans l'équation (2.7), comme suit :

$$a_i(t) = r_3 \times \left[T_i^2 \times \frac{\mu(t) \times (M_s + m_i)}{4\pi^2} \right]^{\frac{1}{3}}, \quad (2.28)$$

Où : T_i , représente la période orbitale de l'objet i et est déterminé par équation (2.10). Dans notre algorithme proposé, le demi-grand axe de l'orbite elliptique de l'objet est supposé diminuer progressivement avec les générations dans lesquelles les solutions se déplacent vers la région prometteuse dans laquelle la meilleure solution globale est susceptible d'être trouvée. $R_{i-norm}(t)$

Représente la normalisation de la distance euclidienne entre X_s et X_i . Et est définie comme suit :

$$R_{i-norm}(t) = \frac{R_i(t) - \min(R(t))}{\max(R(t)) - \min(R(t))} \quad (2.29)$$

Le but de l'équation (2.20) consiste à calculer le pourcentage de pas que chaque objet va changer. Si $R_{i-norm}(t) \leq 0.5$, alors l'objet est proche du Soleil et augmentera sa vitesse pour éviter de dériver vers le Soleil à cause de la formidable force gravitationnelle de ce dernier. Sinon, l'objet ralentira.

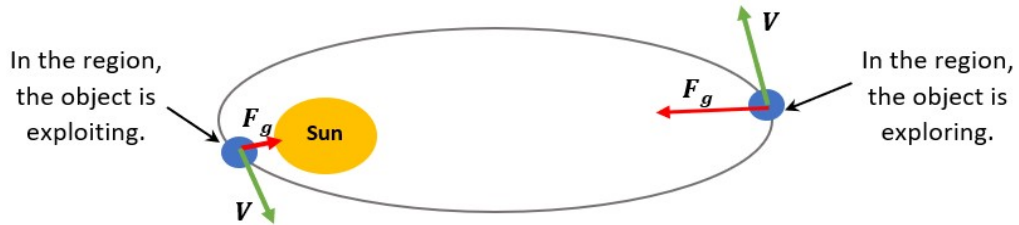


Figure 2.6. Régions d'exploration et d'exploitation dans l'espace de recherche

Étape4 : Sortir de l'optimum local

Des objets tournent dans le sens inverse des aiguilles d'une montre autour du Soleil, et ils tournent tous sur leurs propres axes ; cependant, certains objets tournent autour du Soleil dans le sens des aiguilles d'une montre. L'algorithme proposé utilise ce comportement pour s'échapper des régions optimales locales. Le KOA proposé simule ce comportement en utilisant un indicateur F qui modifie la direction de recherche de sorte que les agents aient de bonnes chances de parcourir l'espace de recherche avec précision.

Étape5 : Mettre à jour les positions des objets

Comme mentionné précédemment, les objets tournent autour du Soleil sur leurs propres orbites elliptiques. Pendant la rotation, les objets se rapprochent du Soleil pendant un certain temps puis s'en éloignent. L'algorithme proposé simule ce comportement à travers deux grandes phases : les phases d'exploration et d'exploitation. KOA explore des objets éloignés du Soleil pour trouver de nouvelles solutions, tout en utilisant des solutions proches du Soleil avec plus de précision car il recherche de nouveaux endroits à proximité des meilleures solutions. La figure (2.6) montre les régions d'exploration et d'exploitation autour du Soleil. Les phases d'exploration et d'exploitation sont ensuite décrites en détail. Dans la phase d'exploration, les objets sont éloignés du Soleil, indiquant que l'algorithme proposé explore plus efficacement toute la zone de recherche. Conformément aux étapes précédentes, une nouvelle position de chaque objet éloigné du Soleil est mise à jour à l'aide de l'équation (2.3à).

$$\vec{X}_i(t+1) = \vec{X}_i(t) + F \times \vec{V}_i(t) + (F_{gi}(t) + |r|) \times \vec{U} \times (\vec{X}_s(t) - \vec{X}_i(t)), \quad (2.30)$$

Où $\overset{r}{X}_i(t+1)$ est la nouvelle position de l'objet i à l'instant $t+1$, $\overset{r}{V}_i(t)$ est la vitesse de l'objet i nécessaire pour atteindre la nouvelle position, $\overset{r}{X}_s(t)$ est la meilleure position du Soleil trouvée jusqu'à présent, et F est utilisé comme drapeau pour changer la direction de la recherche. Équation (2.30) simule la force gravitationnelle du Soleil sur les planètes, où cette équation emploie une autre taille de pas sur la base du calcul de la distance entre le Soleil et la planète actuelle multipliée par la force gravitationnelle du Soleil pour aider KOA à explorer les régions autour de la meilleure solution à ce jour et à trouver de meilleurs résultats en moins d'évaluations de fonctions. En général, la vitesse des planètes représentera l'opérateur d'exploration de KOA lorsqu'une planète est éloignée du Soleil. Cependant, cette vitesse est affectée par la force gravitationnelle du Soleil, ce qui aide la planète actuelle à exploiter légèrement les régions proches de la solution optimale.

Pendant ce temps, lorsqu'une planète s'approche du Soleil, sa vitesse augmente considérablement, lui permettant d'échapper à l'attraction gravitationnelle du Soleil. Dans ce cas, la vitesse représente l'évitement optimal local si la meilleure solution jusqu'à présent, appelée le soleil, est un minimum local, et l'attraction gravitationnelle du Soleil représente l'opérateur d'exploitation pour aider KOA à attaquer la meilleure solution jusqu'à présent pour trouver de meilleures solutions.

Étape 6 : Mise à jour de la distance avec le Soleil

Afin d'améliorer encore les opérateurs d'exploration et d'exploitation des planètes, nous tentons de mimer le comportement typique de la distance entre le Soleil et les planètes, qui varient naturellement dans le temps. Lorsque les planètes sont proches du Soleil, KOA se concentrera sur l'optimisation de l'opérateur d'exploitation, lorsque le Soleil est éloigné, KOA optimisera l'opérateur d'exploration. Ces règles dépendent de la valeur du paramètre régulateur h . Lorsque cette valeur est grande, l'opérateur d'exploration est employé pour élargir la séparation orbitale planétaire du Soleil : à l'inverse, lorsque cette est petite, l'opérateur d'exploitation est utilisé pour exploiter les régions autour de la meilleure solution si la distance entre le Soleil et les planètes est petite. Ce principe est échangé aléatoirement avec équation (2.30) pour améliorer davantage les opérateurs d'exploration et d'exploitation de KOA. Le modèle mathématique de ce principe est décrit comme suit :

$$\overset{r}{X}_i(t+1) = \overset{r}{X}_i(t) \times U_1 + (1 - U_1) \times \left(\frac{\overset{r}{X}_i(t) + \overset{r}{X}_s + \overset{r}{X}_a(t)}{3.0} + h \times \left(\frac{\overset{r}{X}_i(t) + \overset{r}{X}_s + \overset{r}{X}_a(t)}{3.0} - \overset{r}{X}_b(t) \right) \right), \quad (2.31)$$

Où il s'agit d'un facteur adaptatif de contrôle de la distance entre le Soleil et la planète actuelle à l'instant t , tel que défini ci-dessous :

$$h = \frac{1}{e^{\eta r}} \quad (2.32)$$

Où r est un nombre généré aléatoirement sur la base de la distribution normale, tandis que η est un nombre linéaire facteur décroissant de 1 à -2, tel que défini ci-dessous :

$$\eta = (a_2 - 1) \times r_4 + 1, \quad (2.33)$$

Où a_2 , est un paramètre de contrôle cyclique qui diminue progressivement de -1 à -2 pour \bar{T} cycles dans l'ensemble du processus d'optimisation tel que défini ci-dessus :

$$a_2 = -1 - 1 \times \left(\frac{t \times \frac{T_{\max}}{T}}{\frac{T_{\max}}{T}} \right) \quad (2.34)$$

Étape 7 : Elitisme

Cette étape met en œuvre une stratégie élitiste pour assurer les meilleures positions des planètes et du Soleil. Cette procédure est résumée à l'aide de l'équation (2.35) :

$$\overset{r}{X}_{i,new}(t+1) = \begin{cases} \overset{r}{X}_i(t+1), & \text{if } f(\overset{r}{X}(t+1)) \leq f(\overset{r}{X}_i(t)) \\ \overset{r}{X}_i(t) & \text{Else} \end{cases} \quad (2.35)$$

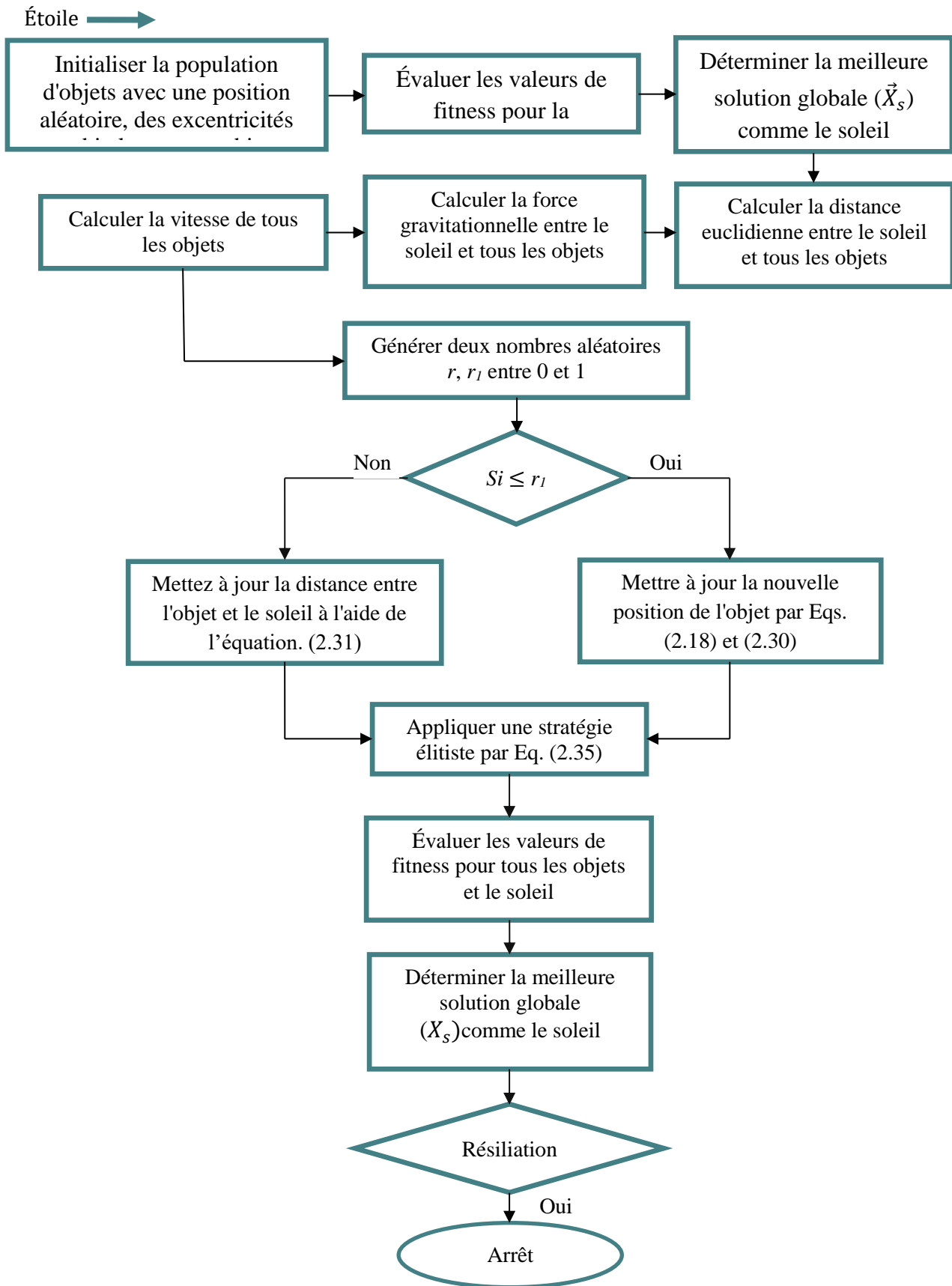


Figure 2.7. l'organigramme de l'algorithme Kepler

2.4. ALGORITHME D'OPTIMISATION DES TROUPES DE GORILLES ARTIFICIELS (GTO)

Dans cette partie, inspirée par les comportements de groupe des gorilles, nous avons fourni un nouvel algorithme méta heuristique appelé GTO, où des mécanismes mathématiques spécifiques sont présentés pour expliquer pleinement les deux phases d'exploration et d'exploitation.

Dans l'algorithme GTO, cinq opérateurs différents sont utilisés pour les opérations d'optimisation (exploration et exploitation) simulées sur la base des comportements des gorilles. Trois opérateurs différents ont été utilisés dans la phase d'exploration : migration vers un lieu inconnu pour augmenter l'exploration GTO.

Le deuxième opérateur, un déplacement vers les autres gorilles, augmente l'équilibre entre exploration et exploitation.

Le troisième opérateur de la phase d'exploration, c'est-à-dire la migration vers un emplacement connu, augmente significativement la capacité du GTO à rechercher différents espaces d'optimisation.

D'autre part, deux opérateurs sont utilisés dans la phase d'exploitations, ce qui augmente significativement les performances de recherche en exploitation.

Dans GTO, une méthode différente est utilisée pour la procédure de changement de phase d'exploration et d'exploitation, comme le montre la figure (2.8), dans laquelle une vue d'ensemble de la procédure d'opération d'optimisation dans l'algorithme GTO est illustrée [30].

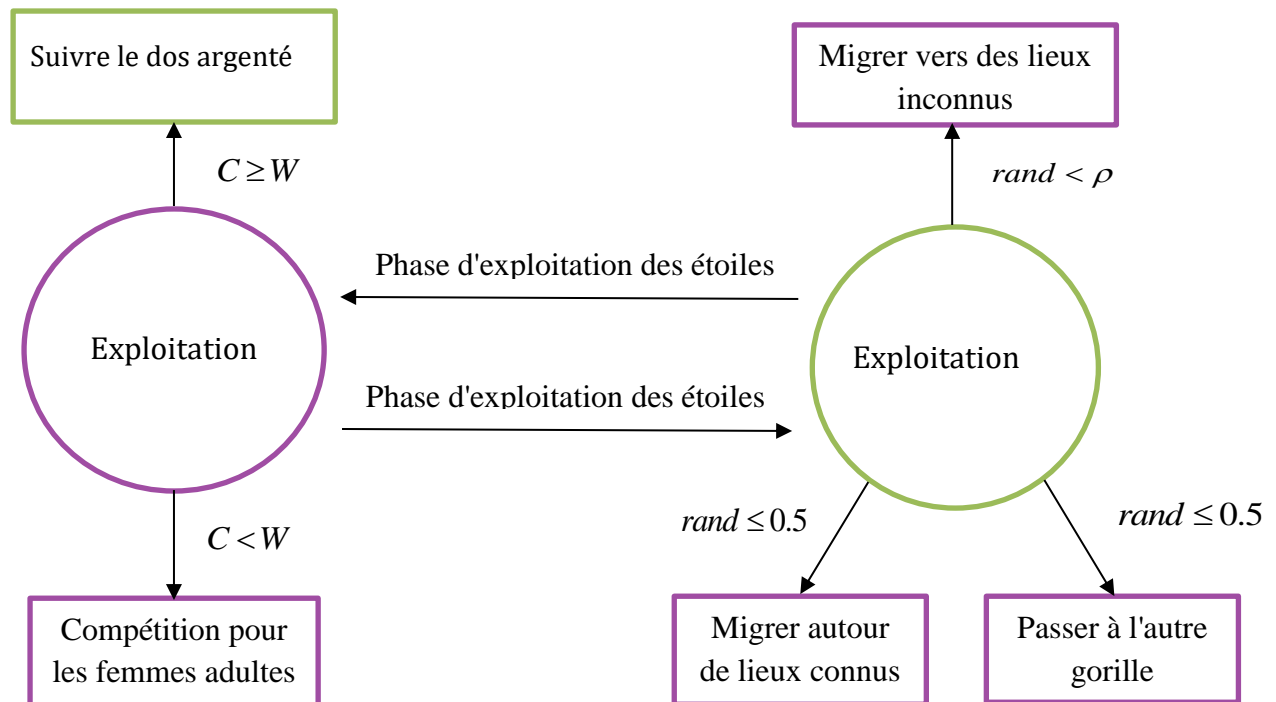


Figure 2.8. Différentes phases de l'optimiseur des troupes de gorilles

2.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté en détail les méthodes méta heuristiques il nous a permis de mieux saisir les concepts et les notions utilisées par les algorithmes méta heuristiques et leurs utilisations possibles. Et on a expliquant la modélisation mathématique des deux Algorithmes : l'algorithme d'optimisation de Kepler (KOA) et l'algorithme de la stratégie de guerre (WSO), qui peut également être appliqué pour résoudre des problèmes d'optimisation, et comme nous l'avons mentionné un aperçu sur l'algorithme d'optimisation des troupes de gorilles artificiels (GTO).

Dans le chapitre suivant nous faire l'estimation des paramètres inconnu de la cellule PV par les algorithmes d'optimisations KOA, GTO, et WSO, et nous avons présenté les résultats de simulation de notre travail.

Chapitre 03: RESULTATS DE SIMULATION

3.1. INTRODUCTION

Dans ce chapitre, les résultats de la simulation sont présentés et discutés en détail. À l'aide de simulations sur la plateforme MATLAB, les algorithmes KOA, WSO et GTO sont employés pour identifier les paramètres électriques des modèles solaires PV à savoir le modèle à une seule diode et à double diode, qui incluent la cellule solaire au silicium RTC France et le module Photo watt-PWP 201. Les résultats de simulations obtenus montrent la robustesse et l'efficacité de convergence de la méthode proposée KOA pour les deux modèles sus-mentionnés. De plus, une comparaison de résultats avec d'autres techniques d'optimisations tels que WSO et PSO est détaillée pour montrer l'efficacité de l'algorithme de Kepler.

3.2. PARAMETRES DES RESULTATS EXPERIMENTAUX DU PANNEAU SOLAIRE

Les paramètres de l'algorithme KOA proposé sont définis comme suit : nombre d'agent de recherche est égal à 30 agents, le nombre maximal d'itérations est fixé à 1000. Les paramètres intrinsèques de l'optimiseur KOA sont M_0 ... est défini sur la valeur par défaut de 0,1, le paramètre T_C est défini sur la valeur par défaut 3, et le paramètre λ est également défini sur la valeur par défaut 15 respectivement. Nous avons adopté trois approches différentes pour l'extraction des paramètres des cellules solaires photovoltaïques. La fonction objective formulée dans l'équation (1.4) est minimisée à l'aide de l'algorithme KOA, WSO et GTO proposés, l'algorithme KOA proposé fonctionne en conjonction avec la méthode de Newton Raphson. Dans cette méthode, KOA envoie les paramètres de la cellule solaire PV à la méthode Newton-Raphson pendant le processus d'optimisation tout en évaluant la valeur de la fonction objective. La méthode de Newton Raphson est ensuite utilisée pour résoudre la fonction non linéaire donnée dans l'équation (1.4) à une tension donnée et générer des valeurs de courant de sortie avec une erreur de convergence inférieure à 10^{-9} . Le concept de calcul RMSE dans la seconde approche est illustré à la Figure.(3.1) [31].

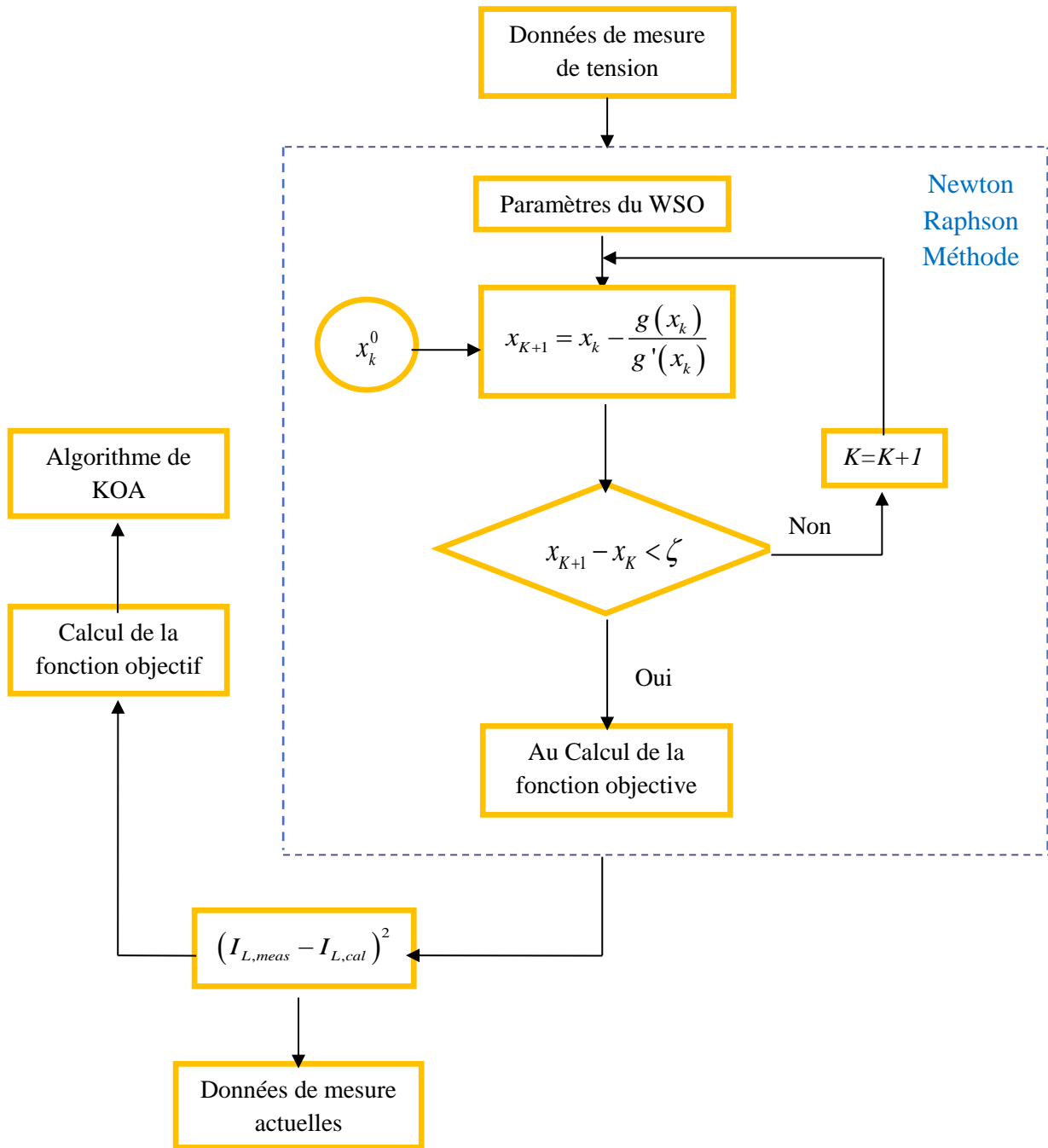


Figure 3.1. L’organigramme de l’algorithme d’optimisation de Kepler basée sur la méthode newton

Afin de montrer l’efficacité de la méthode basée sur la loi de Kepler KOA, nous avons l’appliquer sur le modèle à une seule diode pour identifier et/ou estimer avec précision les cinq paramètres inconnus à savoir: $(I_{ph}, I_{sd}, R_{sh}, R_s, n)$.

Ce problème est considéré comme un problème d’optimisation non linéaire avec contraintes. Pour cet objectif, nous avons proposés et testes trois méthodes d’optimisation sur le défi d’estimation

des paramètres du modèle susmentionné dans un effort de sélectionner la technique efficace capable à trouver les solutions quasi-optimales qui minimisent la racine moyenne erreur quadratique (RMSE) entre les valeurs mesurées et estimées. Parce que les méthodes utilisent de nature stochastiques, nous devons exécuter chaque algorithme 30 fois indépendamment, et choisissez le meilleur résultat.

Dans la première partie est consacré à la minimisation de fonction objectif (modèle a une seule diode) tout en gardant l'erreur RMSE tend vers zéro, en générale, les solutions optimales des paramètres à optimiser doivent être légèrement supérieur ou inférieur aux valeurs expérimentales. À cet égard, la stratégie largement acceptée pour calculer la différence entre les caractéristique de deux courbes V-I et V-P est établie en utilisant l'erreur quadratique moyenne (RMSE) [32]. Ainsi, la fonction objective peut être déterminée comme suit:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M} * \sum_{K=1}^M (I_m - I_e(V_e, X_i))^2} \quad (3.1)$$

Où I_e Fait référence au courant estimé. I_m Représente la mesure actuelle. M représente la longueur des données mesurées. X_i Représente les paramètres Acquis par la $i^{ème}$ solution. Sur la base des paramètres fournis et de Newton – Raphson.

3.3. MODULE R.T.C FRANCE

Le premier modèle simuler, c'est la cellule solaire au silicium de R.T.C France modélisée dans le chapitre 1 à l'aide du SDM. Les données V-I et V-P ont été mesurées à 33 °C sous un éclairément de 1 000 W/m². Les résultats expérimentaux sur 50 essais indépendants sont fournis

3.3.1. Résultats d'un model a une seule diode

La tâche ici consiste à estimer les cinq paramètres inconnus $(I_{ph}, I_{sd}, R_{sh}, R_s, n)$ d'un modèle à une seule diode d'une cellule photovoltaïque PV. Le tableau(3.1) montre les réglages des limites inférieure et supérieure de ces paramètres. Les résultats trouvant pour les paramètres estimés sont donnant dans le tableau(3.2). Les valeurs minimales, moyennes et SD des erreurs $RMSE$ de KOA, WSO et GTO sont présentés dans le tableau(3.3). Les figures(3.2)et (3.3) montrent les caractéristiques V-I et V-P d'une cellule PV sous des paramètres pratiques et estimés, respectivement. La figure(3.4)représente La courbe de convergence de trois méthodes proposées.

Tableau 3.1.: Limites des paramètres pour le modèle à une seule diode

Paramètre	Borne inférieure	Limite supérieure
I_{ph}	(A) 0	1
I_{sd}	(A) 0	1×10^{-6}
R_{sh}	(Ω) 0	100
R_s	(Ω) 0	0.5
N	1	2

D'après la simulation des trois Algorithmes sur Matlab : l'algorithme d'optimisation de Kepler original (KOA), l'algorithme de la stratégie de guerre (WSO) et Algorithme d'optimisation des troupes de gorilles artificiels (GTO), on obtient les résultats consignés dans le tableau (3.2), en comparant avec d'autres algorithmes d'optimisation tels que: l'algorithme d'optimisation par essais particuliers (PSO) et l'algorithme d'optimisation des baleines (WOA)

Tableau 3.2. Estimation des paramètres à l'aide des algorithmes KOA et WSO pour le modèle a une seule diode du module RTC France

Algo	I_{ph} (A)	I_{sd} (A)	R_{sh} (ohm)	R_s (ohm)	N
KOA	0.7607870565	0.310561 $\times 10^{-6}$	52.837571667	0.0365427282	1.4772338056940
WSO	0.7607891226	0.310490 $\times 10^{-6}$	52.865678783	0.0365495602	1.4772071882850
GTO	0.7607879637	0.310690 $\times 10^{-6}$	52.889911138	0.0365467803	1.4772716386841
WSO1	0.7607755300	0.323020 $\times 10^{-6}$	53.718527691	0.0363770921	1.4811855131534
WSO2	0.7607879666	0.310684 $\times 10^{-6}$	52.889788448	0.0365469457	1.4772696833800
PSO [33]	0.76078918	3.140506 $\times 10^{-7}$	52.91893114	0.03648993	1.47835504
WOA [33]	0.76087828	3.291714 $\times 10^{-7}$	51.75662229	0.03629051	1.48314630

Résultats des WSO-1 et WSO-2 [29]

Les résultats expérimentaux sur 30 exécutions indépendants sont fournis dans le Tableau (3.3) où les meilleurs résultats sont mis en évidence en gras. Il est évident que les trois algorithmes dont GTO, WSO, et KOA donnent le moins RMSE, suivi de WSO-1WSO-2, PSO et WOA. Le résultat du test montre que KOA est nettement meilleur que tous les algorithmes comparés.

En outre, nous illustrons également les courbes de convergence moyennes des 30 exécutions indépendantes, comme illustré à la figure(3.4). Cela montre que WSO obtient la vitesse de convergence la plus rapide aux premier itérations, mais elle est dépassée par KOA rapidement.

Tableau 3.3. Analyse statistique des techniques KOA, WSO et GTO pour le modèle à une seule diode du module RTC France.

Algo..	Min (RMSE)	Moy(RMSE)	Max (RMSE)	Std. Dev
KOA	0	$7.7298567125 \times 10^{-5}$	$7.729856712 \times 10^{-4}$	$2.4443953198 \times 10^{-4}$
WSO	0	$7.7298655525 \times 10^{-5}$	$7.729865552 \times 10^{-4}$	$2.4443981152 \times 10^{-4}$
GTO	0	$7.7303569444 \times 10^{-5}$	–	$2.4445535070 \times 10^{-4}$
WSO1 [29]	$9.86021877 \times 10^{-4}$	$9.8602187723 \times 10^{-4}$	–	$1.38912456 \times 10^{-13}$
WSO2 [29]	$7.73006296 \times 10^{-4}$	$7.7300629613 \times 10^{-4}$	–	$1.663587122 \times 10^{-12}$
PSO [33]	$9.87494645 \times 10^{-4}$	$7.4963570680 \times 10^{-3}$	$1.84052961 \times 10^{-3}$	$1.36197706 \times 10^{-3}$
WOA [33]	$10.0130939 \times 10^{-4}$	$3.95702412 \times 10^{-4}$	$1.66548371 \times 10^{-3}$	$3.48869511 \times 10^{-4}$

3.3.2. Robustesse de l'algorithme KOA pour le modèle a une seule diode

Les performances des trois approches telles que WSO et GTO avec l'algorithme KOA sont comparées aux algorithmes populaires suivants dans la littérature [29] [33]. L'algorithme KOA a montré des performances exceptionnelles dans les trois approches objectives. Les paramètres obtenus avec les trois approches donnent des valeurs proportionnelle (relativement) similaires. Le RMSE de courant obtenu avec KOA est de $7.729856712563801 \times 10^{-4}$, alors que le RMSE de WSO est $7.729865552559666 \times 10^{-4}$ et de GTO est $7.73136683038624 \times 10^{-4}$. Cela montre clairement que l'estimation des paramètres avec l'algorithme KOA est meilleure que les autres algorithmes.

En raison de la limitation de l'espace, nous ne listons que les résultats des trois premiers algorithmes. On remarque que les paramètres extraits par différents algorithmes sont très proches. À l'aide de ces valeurs, nous calculons la sortie courants liés aux de tensions de sortie et les présentent dans le Tableau 3.4. Il montre que toutes les valeurs de l'erreur absolue individuelle (I_{AE}) entre le courant calculé et le courant mesuré sont inférieures à 0,0016.

Tableau 3.4. Résultats calculés dans le cas de modèle a une seule diode par KOA

Item	Données de mesure			Résultat estimer		
	V _{cal} (V)	I _{Lmea} (A)	I _{Lcal} (A)	IAE _I (A)	P(W)	IAE _P
1	-0.2057	0.7640	0.7641519356	-0.0001519356	-0.15718605317	3.1253×10 ⁻⁵
2	-0.1291	0.7620	0.762703191796	-0.000703191796	-0.09846498206	9.0782×10 ⁻⁵
3	-0.0588	0.7605	0.76137350164	-0.000873501642	-0.04476876189	5.1362×10 ⁻⁵
4	0.0057	0.7620	0.76015303053	0.000346969461	0.004332872274	1.9777×10 ⁻⁶
5	0.0646	0.7600	0.75903647897	0.000963521020	0.049033756542	6.2243×10 ⁻⁵
6	0.1185	0.7590	0.75800717975	0.000992820247	0.08982385080	1.1765×10 ⁻⁴
7	0.1678	0.7570	0.757041213325	-0.000041213325	0.12703151559	-6.9156×10 ⁻⁶
8	0.2132	0.7570	0.756079528343	0.0009204716567	0.16119615544	1.9624×10 ⁻⁴
9	0.2545	0.7555	0.755016361995	0.0004836380044	0.192151664127	1.2309×10 ⁻⁴
10	0.2924	0.7570	0.753590852248	0.0004091477516	0.22034996519	1.1963×10 ⁻⁴
11	0.3269	0.7505	0.75132051167	-0.000820511673	0.245606675266	-2.6823×10 ⁻⁴
12	0.3585	0.7385	0.74729877794	-0.00079877794	0.267906611893	-2.8636×10 ⁻⁴
13	0.3873	0.7385	0.74007891307	-0.001578913075	0.28663256303	-6.1151×10 ⁻⁴
14	0.4137	0.7385	0.727422198820	0.000577801179	0.300934563651	2.3904×10 ⁻⁴
15	0.4373	0.7385	0.70702470796	-0.000524707966	0.30918190479	-2.2945×10 ⁻⁴
16	0.4590	0.7385	0.675402944963	0.0000970550361	0.31000995173	4.4548×10 ⁻⁵
17	0.4784	0.6320	0.631005287217	0.0009947127824	0.301872929404	4.7587×10 ⁻⁴
18	0.4960	0.7385	0.572186355558	0.0008136444419	0.28380443235	4.0357×10 ⁻⁴
19	0.5119	0.4990	0.499554381808	-0.000554381808	0.255721888047	-2.8379×10 ⁻⁴
20	0.5265	0.4130	0.413502676727	-0.000502676727	0.217709159297	-2.6466×10 ⁻⁴
21	0.5398	0.3165	0.317179995720	-0.000679995720	0.17121376169	-3.6706×10 ⁻⁴
22	0.5521	0.2120	0.212033824747	-0.000033824747	0.117063874642	-1.8675×10 ⁻⁵
23	0.5633	0.1035	0.102650897414	0.0008491025854	0.057823250513	4.7830×10 ⁻⁴
24	0.5736	-0.0100	-0.00928876498	-0.000711235010	-0.00532803559	-4.0796×10 ⁻⁴
25	0.5833	-0.1230	-0.12435742420	0.001357424200	-0.07253768553	7.9179×10 ⁻⁴
26	0.5900	-0.2100	-0.20910301271	-0.000896987286	-0.12337077750	-5.2922×10⁻⁴

3.3.3. Les caractéristiques V-P et V-I expérimentales et simulées de sortie PV

Les caractéristiques (V-I) et (V-I) du module RTC France expérimentales et simulés et les points des puissances maximales correspondantes dans les figure (3.2) et (3.3) respectivement. La courbe de sortie de la cellule ajustée en fonction des paramètres d'identification est cohérente avec la valeur expérimentale et peut refléter la véritable courbe caractéristique de sortie de la cellule PV.

Les expériences ci-dessus illustrent l'efficacité de l'algorithme KOA et la faisabilité de construire un système photovoltaïque en identifiant les paramètres internes des cellules photovoltaïques.

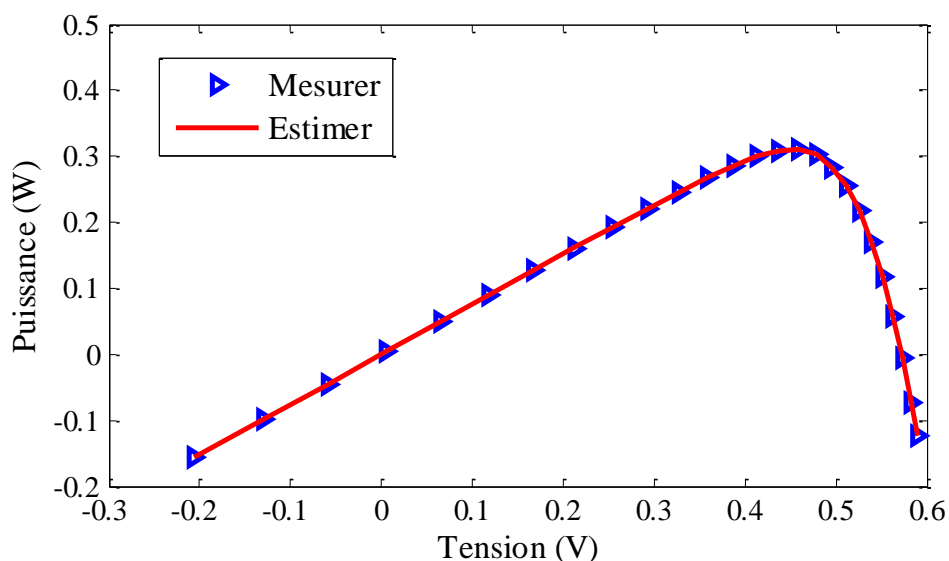


Figure 3.2. La courbe P-V avec mesure et estimation à l'aide d'un modèle à une seule diode

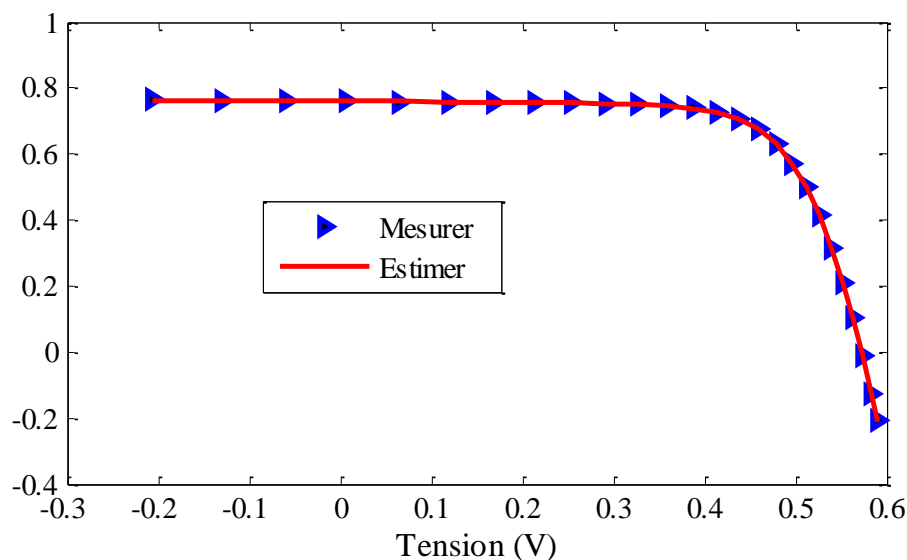


Figure 3.3. La courbe V-I avec mesure et estimation à l'aide d'un modèle à une seule diode

3.3.4. La courbe de convergence

La figure (3.4) montre la courbe de convergence de modèle à une seule diode.

Ce modèle représente le graphe de convergence des trois algorithmes lorsque chaque algorithme s'exécute 30 fois indépendamment. Le nombre d'opérations pour chaque algorithme est de 50 000. Il n'est pas difficile de savoir que l'effet de convergence de l'algorithme GTO est le pire, ce qui peut aussi correspondre aux résultats statistiques précédents. Tous les algorithmes répertoriés dans la figures ont la même vitesse de convergence et d'optimisation, et l'algorithme WSO converge vers la valeur optimale à une vitesse plus rapide. Dans la courbe de convergence de ces algorithmes, l'algorithme KOA a la meilleure valeur initiale et l'algorithme WSO est le second. KOA a recherché la zone de valeur optimale lors de l'exécution d'environ 500 numéros. Ensuite, lors de l'exécution suivante, la région où la valeur optimale existe est exploitée en profondeur pour trouver le résultat optimal. Les résultats de l'algorithme proposé KOA sont les plus stables parmi les algorithmes similaires et ont une forte compétitivité.

Comparé à d'autres algorithmes, il présente non seulement l'avantage d'une meilleure précision de recherche, mais peut également trouver le résultat optimal. Par conséquent, on pourrait conclure que l'algorithme KOA a une excellente capacité de performance lors de la résolution de l'identification des paramètres des modèles de cellules PV et convient à la résolution de tels problèmes.

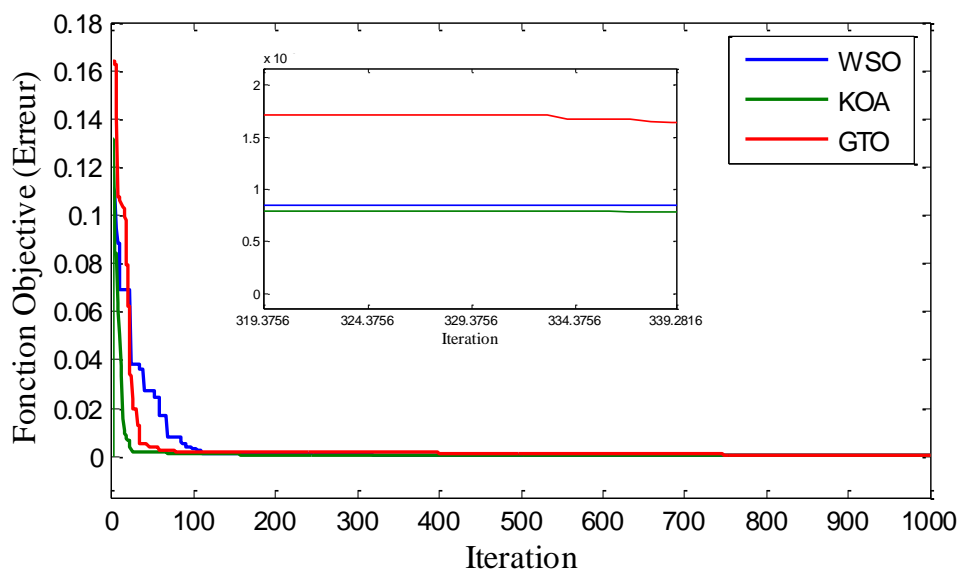


Figure 3.4. La courbe de convergence pour le modèle à une seule diode des trois Algorithmes

3.4. MODULE PHOTOS WATT PWP201

Pour l'extraction des paramètres d'un module solaire PV. Nous devons extraire cinq paramètres à savoir $(I_{ph}, I_{sd}, R_{sh}, R_s, n)$ pour le module Photowatt-PWP201. Les réglages des limites inférieures et des limites supérieures des paramètres sont donnés dans le tableau(3.5).

Le module Photowatt-PWP201 se compose de 36 cellules solaires connectées en série pour le système standard, ses données ont été extraites sous 1000W/m^2 et 45°C .

Les caractéristiques V-I et V-P pour les valeurs expérimentales et calculées pour le module PV PWP201 sont présentées dans les figures(3.5) –(3.6), respectivement. La courbe de convergence pour le module PV Photowatt-PWP201 sont illustrées à la figure (3.5).

Les résultats trouvant pour les paramètres estimés sont donnés dans le tableau (3.6), les valeurs minimales, moyen, maximum et STD de la fonction objectif RMSE pour 30 exécutions avec l'algorithme KOA proposé, sont présentées dans le tableau (3.7). La courbe de convergence pour le module PV Photowatt-PWP201 sont illustrées à la figure (3.7).

Tableau 3.5.Limites des paramètres pour le module PhotoWatt-PWP201

Paramètre	Borne inférieure	Borne supérieure
I_{ph}	0	2
I_{sd}	0	50×10^{-6}
R_{sh}	0	2000
R_s	0	2
N	1	50

Tableau 3.6.Estimation des paramètres à l'aide d'algorithme KOA de module Photo watt PWP201

Algo..	I_{ph} (A)	I_{sd} (A)	R_{sh} (ohm)	R_s (ohm)	N
KOA	1.02877001	0.692890×10^{-6}	1952.7310040	1.15895327	1.38529096
PSO	1.03048759	3.499288×10^{-6}	987.86420897	1.20076235	48.66150147
WOA	1.02933946	4.129088×10^{-6}	1249.7136683	1.18371606	49.30250654
WSO-1	1.66390014	1.7410543336	15.941651537	0.004270577	1.520455490
WSO-2	1.66389880	1.7437543751	15.944827196	0.004264340	1.520626127

Tableau 3.7.Analyse statistique des techniques KOA, WSO et GTO pour le module Photo watt PWP201

Algorithmes	Min (RMSE)	Moy (RMSE)	Max (RMSE)	Std. Dev
KOA	$2.97780140 \times 10^{-3}$	2.9778014×10^{-4}	0	$9.41663485 \times 10^{-4}$
PSO	$2.42511249 \times 10^{-3}$	$4.22468337 \times 10^{-3}$	$2.15964820 \times 10^{-2}$	$3.94159235 \times 10^{-3}$
WOA	$2.47171957 \times 10^{-3}$	$1.49275369 \times 10^{-2}$	$7.83558064 \times 10^{-2}$	$1.94263981 \times 10^{-2}$
WSO-1	2.4251×10^{-3}	2.4251×10^{-3}	–	7.32×10^{-11}
WSO-2	2.0489×10^{-3}	2.0489×10^{-3}	–	2.5685×10^{-10}

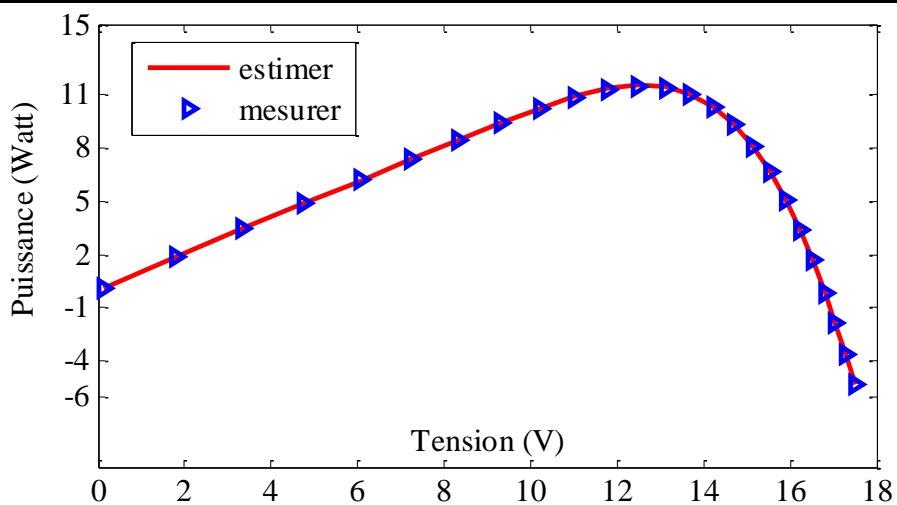


Figure 3.5. La courbe de P-V avec mesure et estimation à l'aide d'un modèle à une seule diode de module PhotowattPWP201

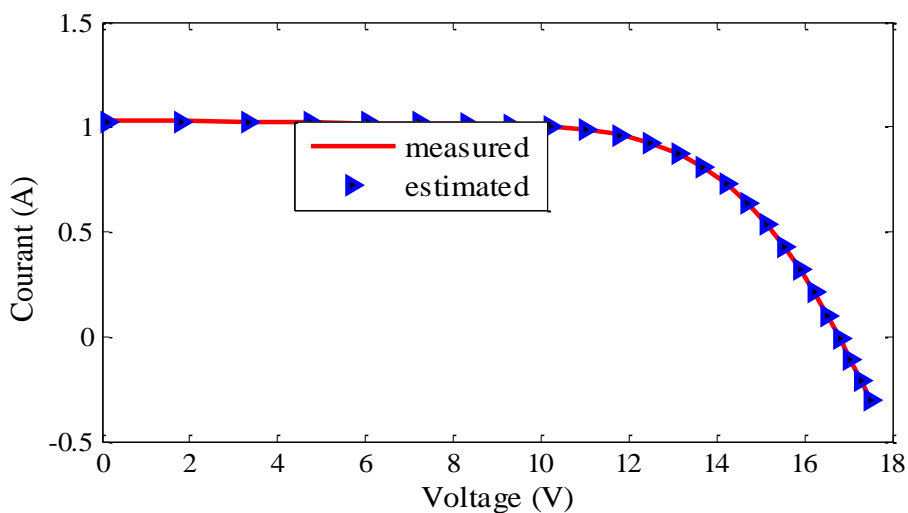


Figure 3.6. La courbe de V-I avec mesure et estimation à l'aide d'un modèle à une seule diode de module PhotowattPWP201

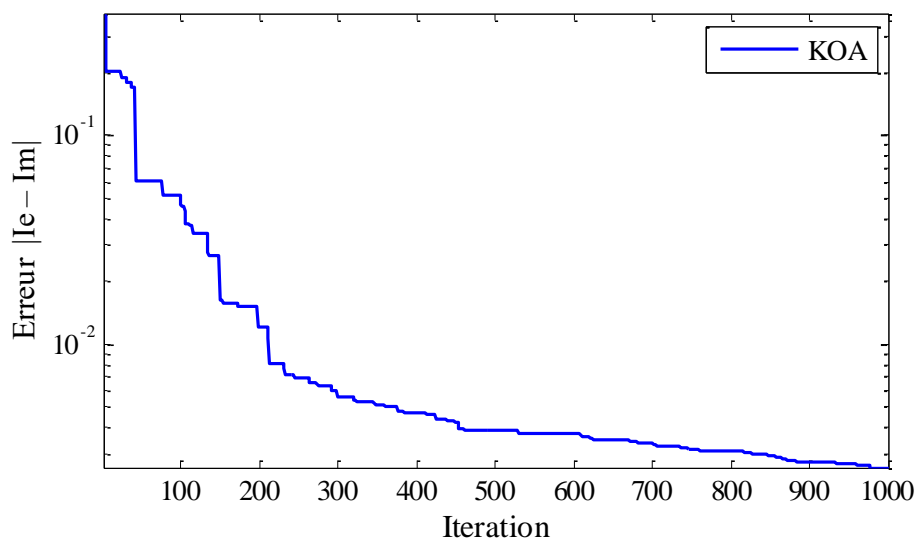


Figure 3.7. La courbe de convergence pour le modèle à une diode de module Photo watt PWP201

3.5. MODELE A DOUBLE DIODE POUR LE MODULE R.T.C FRANCE

Pour ce modèle, sept paramètres, $(I_{ph}, I_{sd1}, I_{sd2}, R_{sh}, R_s, n_1, n_2)$ sont identifiés pour estimer avec les trois algorithmes (KOA, WSO et GTO). Par rapport au modèle à une seule diode, le modèle à double diode ajoute une diode. Les paramètres internes à identifier sont passés de cinq à sept. Les limites inférieurs et supérieurs est présenté dans le tableau (3.8). Selon le nombre total d'exécutions de chaque algorithme, les valeurs des paramètres internes du modèle à double diode obtenu d'après l'estimation sont répertoriées dans le tableau (3.9). Pour les valeurs minimum, moyens et STD sont donner dans le tableau (3.0).

Pour le modèle à double diode, les valeurs des paramètres internes extraites par différents algorithmes sont évidemment différentes, et les valeurs RMSE représentant l'erreur globale de tous les résultats sont également faciles à savoir qu'elles sont différentes. Par rapport à ces algorithmes, les valeurs RMSE obtenues par l'algorithme KOA sont optimales, et l'efficacité et la précision de l'algorithme KOA peuvent être connues. Selon les paramètres internes du modèle à double diode identifiés dans le tableau (3.9), le courant de sortie et la puissance de sortie du modèle à double diode sont estimés, et les résultats calculés sont présentés dans le tableau (3.10). La valeur de courant estimée et la valeur de puissance ne sont pas très différentes de la valeur réelle, et le résultat est convaincant, ce qui prouve la précision des paramètres identifiés par l'algorithme KOA de côté.

La somme d'erreur du courant et de la puissance est également dans une très petite gamme. Il montre que chaque donnée estimée est très précise. Les données estimées peuvent être utilisées

directement pour une utilisation et des recherches ultérieures. Les courbes caractéristiques concernant V-I et V-P sont illustrées dans les figures (3.8) – (3.9), respectivement. Tracée à l'aide des meilleurs paramètres obtenus par KOA. Cette figure renforce encore les données des tableau (3.9)– (3.9), fournissant une base pour les paramètres identifiés du modèle à double diode. La courbe de convergence des trois algorithmes trois (KOA, WSO et GTO) est donnée dans la figure (3.10). Dans le problème d'identification des paramètres du modèle à double diode, l'effet de KOA est très visible sur toute la plage de tension expérimentale.

Tableau 3.8.Limites de modèle à double diode pour le module R.T.C France.

Paramètre	Borne inférieure	Limite supérieure
I_{ph} (A)	0	1
I_{sd1} (A)	0	1×10^{-6}
I_{sd2} (A)	0	1×10^{-6}
R_{sh} (Ω)	0	1
R_s (Ω)	0	0.5
n_1	1	2
n_2	1	2

Tableau 3.9.Estimation des paramètres à l'aide des algorithmes KOA, WSO et GTO pour le modèle à double diode du module RTC France

Algo..	I_{ph} (A)	I_{sd1} (A). 10^{-6}	I_{sd2} (A). 10^{-6}	R_{sh} (ohm)	R_s (ohm)	n_1	n_2
KOA	0.760812	0.3146608	0.0051020	53.4725999	0.0365560	1.478787	1.6457755
WSO	0.760786	0.1253050	0.9979964	55.7083050	0.0374276	1.404556	1.8799661
GTO	0.760799	0.5980897	0.0936226	54.7423362	0.0373078	1.719494	1.3900346
WSO1	0.760781	0.7493873	0.2259690	55.4855613	0.0367404	2.000000	1.4510167
WSO2	0.760803	0.0969087	0.9999785	55.9659413	0.0375718	1.386335	1.8351072
PSO	0.760775	0.2171236	0.8153731	56.1611283	0.0367234	1.448066	1.9859257
WOA	0.761002	0.1322332	0.7773026	55.5388960	0.0367674	1.415063	1.7927834

Résultats des WSO-1 et WSO-2 [29]et les résultats des PSO et WOA dans [33]

Tableau 3.10. Analyse statistique des techniques KOA, WSO et GTO pour le modèle a doublé diode du module RTC France.

Algorithme	Min(RMSE)	Moy(RMSE)	STD(RMSE)	MAX(RMSE)
KOA	0	0.7858293×10^{-5}	$2.485010506 \times 10^{-4}$	$7.85829320 \times 10^{-4}$
WSO	0	0.7434817×10^{-4}	$2.351095748 \times 10^{-4}$	$7.43481756 \times 10^{-4}$
GTO	0	0.7510499×10^{-5}	$2.375028421 \times 10^{-4}$	$7.51049932 \times 10^{-4}$
WSO-1 [28]	$9.82484881 \times 10^{-6}$	0.0984227×10^{-4}	$1.436345414 \times 10^{-6}$	–
WSO-2 [28]	$7.42325107 \times 10^{-4}$	7.5991458×10^{-4}	$8.693626173 \times 10^{-7}$	–
PSO	$9.83225887 \times 10^{-4}$	1.4783295×10^{-3}	$4.866727900 \times 10^{-4}$	$2.99413022 \cdot 10^{-3}$
WOA	$1.06842248 \times 10^{-3}$	4.9015042×10^{-3}	$5.33704934 \times 10^{-4}$	$2.54783304 \cdot 10^{-3}$

Tableau 3.11. Il montre que toutes les valeurs de l'erreur absolue individuelle (IAE_i) entre le courant calculé et le courant mesuré sont inférieures à 0,00176, et l'erreur absolue individuelle de puissance sont inférieurs à 0.024. Les valeurs de la somme de l'erreur individuelle absolue obtenues par KOA est 0,017703811991, de toute évidence, KOA fournit le plus petit. Bien que les différences soient faibles, toute réduction de la valeur SIAE est significative car elle indique une amélioration de la précision des paramètres.

Tableau 3.11.Résultats calculés dans le cas de modèle a une seule diode par KOA

Item	Données de mesure			Données Estimer		
	$V_{cal}(V)$	$I_{Lmea}(A)$	$I_{Lcal}(A)$	$IAE_I(A)$	$P_{cal}(W)$	$IAE_p(w)$
1	-0.2057	0.7640	0.764137191	0.000137191	-0.157183020	0.028220278
2	-0.1291	0.7620	0.762705640	0.000705640	-0.098465298	0.091098144
3	-0.0588	0.7605	0.761391725	0.000891725	-0.044769833	0.052433472
4	0.0057	0.7620	0.760185716	-0.000314283	0.004333058	0.001791413
5	0.0646	0.7600	0.759082329	-0.000917670	0.049036718	0.059281534
6	0.1185	0.7590	0.758064942	-0.000935057	0.089830695	0.110804274
7	0.1678	0.7570	0.757109503	0.00010950	0.127042974	-0.018374749
8	0.2132	0.7570	0.756156596	-0.000843403	0.161212586	0.179813607
9	0.2545	0.7555	0.755099403	-0.000400596	0.192172798	0.101951825
10	0.2924	0.7570	0.753675373	-0.000324626	0.220374679	0.094920661
11	0.3269	0.7505	0.751399273	0.000899273	0.245632422	-0.293972375
12	0.3585	0.7385	0.747360847	0.000860847	0.267928863	-0.308613749
13	0.3873	0.7385	0.740109513	0.001609513	0.286644414	-0.623364487
14	0.4137	0.7385	0.727403639	-0.000596360	0.300926885	0.246714350
15	0.4373	0.7385	0.706941811	0.000441811	0.30914565	-0.193204092
16	0.4590	0.7385	0.675245278	-0.000254721	0.30993758	0.116916956
17	0.4784	0.6320	0.630775927	-0.001224072	0.30176320	0.585596270
18	0.4960	0.7385	0.571900295	-0.001099503	0.283662646	0.545353838
19	0.5119	0.4990	0.499237733	0.000237733	0.25555979	-0.121696009
20	0.5265	0.4130	0.413185650	0.000185650	0.217542245	-0.097745078
21	0.5398	0.3165	0.316892427	0.000392427	0.171058532	-0.211832631
22	0.5521	0.2120	0.211801670	-0.000198329	0.116935702	0.109497788
23	0.5633	0.1035	0.102492888	-0.001007111	0.057734243	0.567306045
24	0.5736	-0.0100	-0.00935986	0.000640131	-0.005368820	-0.367179154
25	0.5833	-0.1230	-0.124331690	-0.001331690	-0.072522675	0.776775345
26	0.5900	-0.2100	-0.209002824	0.000997175	-0.123311666	-0.588333667

3.5.1. Robustesse de l'algorithme KOA pour le modèle a doublé diode

Les performances des trois approches telles que WSO et GTO avec l'algorithme KOA sont comparées aux autres algorithmes populaires. L'algorithme KOA a montré des performances exceptionnelles dans les trois approches objectives. Les paramètres obtenus avec les trois approches donnent des valeurs proportionnelles (relativement) similaires. Le RMSE de courant obtenu avec

KOA est le meilleur alors que le RMSE de WSO et de GTO. Cela montre clairement que l'estimation des paramètres avec l'algorithme KOA est meilleure que les autres algorithmes.

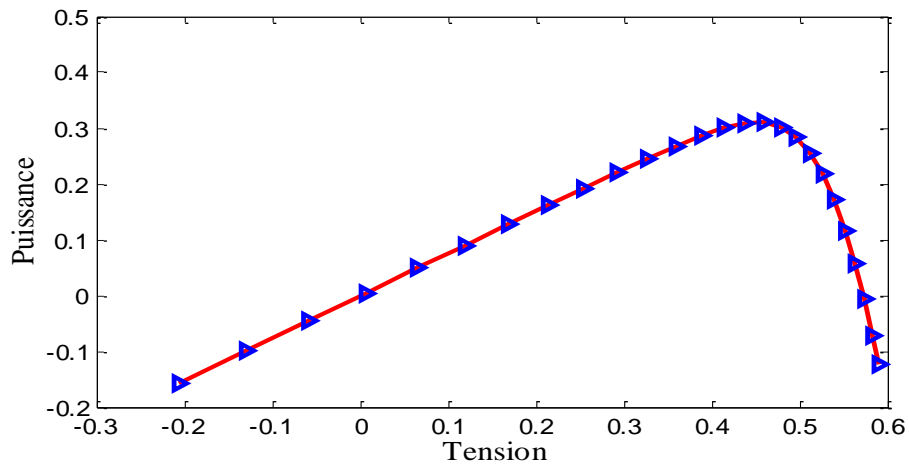


Figure 3.8. La courbe de P-V avec mesure et estimation à l'aide d'un modèle à double diode de module R.T.C

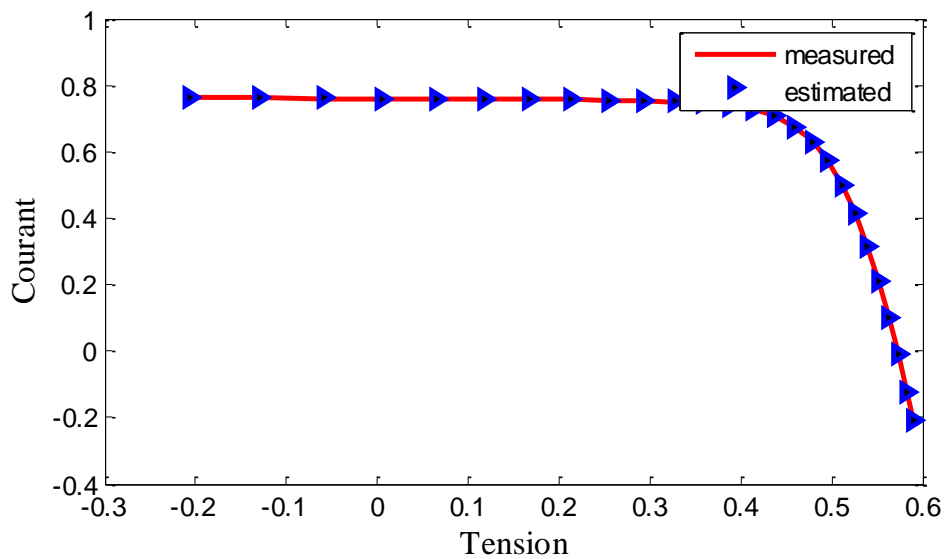


Figure 3.9 La courbe de V-I avec mesure et estimation à l'aide d'un modèle à double diode de module R.T.C

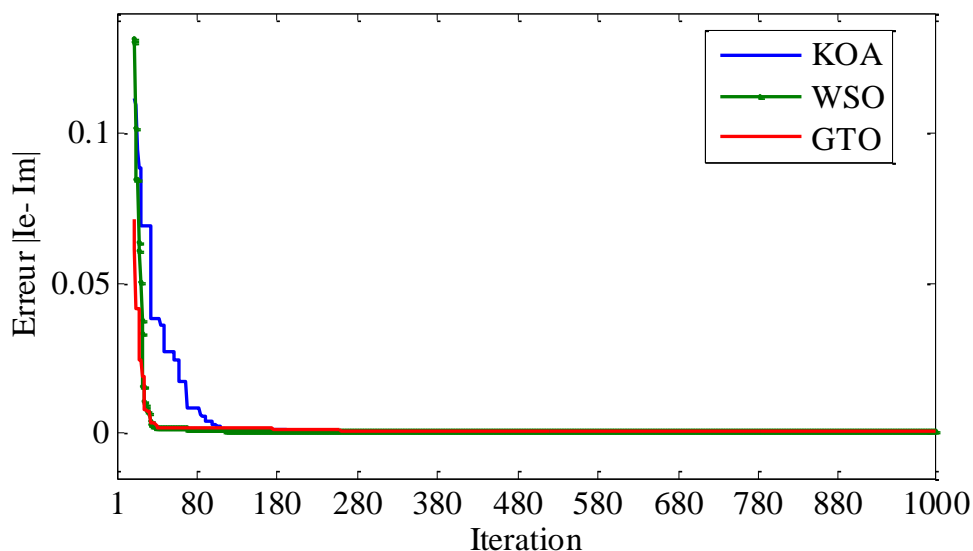


Figure 3.10. La courbe de convergence pour le modèle à une double diode

3.1. CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons appliqué la simulation pour les module RTC France, on a utilisé le modèle d'une seule diode et double diode de module R.T.C France et le module Photo watt PWP201 pour calculer les paramètres électriques $(I_{sc}, I_{oc}, V_{oc}, V_{mp}, I_{mp}, P_{mp}, R_s, R_{sh}, n, \dots)$ et tracer les caractéristiques (VI) et (V-P) et la courbe de convergence, d'autre part nous avons appliqué trois algorithmes d'optimisation (KOA, WSO et GTO) pour l'extraction des paramètres électriques de la cellule PV. L'optimisation par un nouvel algorithme méta heuristique inspiré des lois de Kepler est utilisée comme outil d'optimisation pour augmenter la probabilité d'atteindre les solutions minimales globales en peu de temps avec une très bonne précision basée sur la minimisation de l'erreur quadratique entre les caractéristiques expérimentales et théoriques. Les résultats de la simulation montrent que la précision de l'approche méta heuristique KOA est efficace que WSO, GTO et d'autres méthodes.

CONCLUSIONS GENERALES ET PERSPECTIVES

En conclusion, ce mémoire s'assoie sur s'est concentrée sur la résolution du problème d'estimation optimale des paramètres des modèles solaires photovoltaïques à simple et double diode à l'aide de l'algorithme d'optimisation de Kepler.

Les performances d'un système photovoltaïque (PV) peuvent être déduites des caractéristiques de ses relations courant-tension, mais les paramètres du modèle PV sont incertains en raison de ses propriétés multimodales, multi-variables et non linéaires, le modèle PV nécessite que ses paramètres soient extraits avec grande précision et efficacité.

L'identification d'optimal paramètres inconnues présente de nouveaux défis pour optimiser aussi performances d'un système photovoltaïque (PV). Pour relever ces défis, l'algorithme d'optimisation basée sur la loi de Kepler (KOA) a été appliqué comme une approche méta heuristiques inspirée du système d'astronomie.

Les deux modèles PV a simple diode et a doublé diode distincts, largement utilisés dans la littérature, à savoir RTC France, et Photo WATT-PWP 201 ont été étudiés pour valider KOA proposé. La performance de (KOA) proposé est évaluée par des indices statiques appelés Min RMSE, Max RMSE, Moyen RMSE, Standard déviation, IAE, les courbes V-P et V-I.

Les résultats antérieurs de KOA pour déterminer les paramètres précis de divers modèles PV illustrent que KOA fournit des résultats prometeuse compétitif par rapport à d'autres technique d'optimisations tels que WSO et GTO développés. Les paramètres du module PV sont extraits à l'aide des trois algorithmes dans ce mémoire. Pour estimer les paramètres du module PV, l'approche proposée utilise des données expérimentales extraites de la courbe Puissance-Tension (V-P).

Pour tous les modules PV, KOA proposé présente le RMSE le plus bas. La performance de cet envoi l'algorithme est en outre testée à l'aide de données statistiques sur 30 exécutions indépendantes. La vitesse de convergence du KOA proposé est également meilleure que celle des algorithmes d'optimisation sélectionnés avec des solutions de sortie hautement fiables. Sur la base des résultats expérimentaux, il peut être annoncé que KOA surmonte tous les optimiseurs de pointe sélectionnés pour les cas de test rapportés.

ANNEXE A-VIDE

Algorithm 1 Pseudo code of KOA.**Start**

Set parameters $N, T_{max}, \mu_0, \gamma, \bar{T}$

Initialize objects population with random position, orbital eccentricities, and orbital periods using Eq. (3), Eqs. (4), and (5), respectively.

Evaluate fitness values for initial population.

Determine the global best (X_S) solution as the Sun.

While ($t < T_{max}$)

Update e_i $i = 1, 2, \dots, N$, $best(t)$, $worst(t)$, and $\mu(t)$, using Eqs. (10), (11) and (12), respectively.

For $i = 1:N$

Calculate the Euclidian distance between the Sun and the object i using Eq. (7).

Calculate the gravitational force between the Sun and the object i using Eq. (6).

Calculate the velocity of the object X_i using Eq. (13).

Generate two random numbers r, r_1 between 0 and 1.

If $r > r_1$ /* Update position of the planet*/

Update the object position using Eq. (25).

Else /*update the distance between the planet and the sun*/

Update the object position using Eq. (26).

End if

Apply an elitist strategy to select the best position of the Sun and the objects, using Eq.(30)

$t = t + 1$

End for

End while

Stop

Algorithm 1

War Strategy Optimization algorithm

1. Initialize the soldier size, dimension of the war space, lower and upper bounds of the war space, Positions of King, Army Chief, Attack forces of King and Army Chief soldier size are as follows:
(S) = 30 or 50; C = zeros (1, dim); K = zeros (1, dim); Max-iterations = 1000
2. Initialize the parameters; R = zeros (1, soldier size); W = 0.5 × ones (1, soldier size);
 ρ_t = user defined value
3. Randomly and uniformly distribute the soldiers in the war space
4. for 1:soldier_size (S)
5. Obtain the attack force for each soldier
6. End of for loop
7. Sort the fitness (attack force) of all soldiers
8. Select the soldier with the best fitness as King and second-best attack force as a commander
9. While $t < \text{Max-iterations}$
10. For 1:soldier_size
11. $\rho = \text{rand}$
12. If $\rho > \rho_t$ percentage signal is given to follow the strategy
13. Update the position of each soldier using Equation (18)
14. Else update the position of each soldier using Equation (14)
15. End of if condition
16. Calculate the attack force for each soldier
17. Sort the fitness of each soldier
18. Update the position of every soldier based on the attack force of the current and previous positions using Equation (15)
19. Update the rank and weight of each soldier based on the success using Equation (16)
20. End of for loop
21. Update the positions of the King and Commander
22. $t = t + 1$
23. End of while loop
24. Display the attack force and position of the King

 Algorithm 1. Pseudocode of GTO

```

% GTO setting
Inputs: The population size  $N$  and maximum number of iterations  $T$  and parameters  $\beta$  and  $\rho$ 
Outputs: The location of Gorilla and its fitness value
% initialization
Initialize the random population  $X_i$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ )

Calculate the fitness values of Gorilla
% Main Loop
while (stopping condition is not met) do
  Update the  $C$  using Equation (2)
  Update the  $L$  using Equation (4)
  % Exploration phase
  for (each Gorilla ( $X_i$ )) do
    Update the location Gorilla using Equation (1)
  end for
  % Create group
  Calculate the fitness values of Gorilla
  if  $GX$  is better than  $X$ , replace them

  Set  $X_{silverback}$  as the location of silverback (best location)
  % Exploitation phase
  for (each Gorilla ( $X_i$ )) do
    if ( $|C| \leq 1$ ) then
      Update the location Gorilla using Equation (7)
    Else
      Update the location Gorilla using Equation (10)
    End if
  end for
  % Create group
  Calculate the fitness values of Gorilla
  if New Solutions are better than previous solutions, replace them
  Set  $X_{silverback}$  as the location of silverback (best location)
end while
Return  $X_{bestGorilla}$ , bestFitness

```

Références Bibliographiques

- [1] Y. Emre, K. Vardar, and M. Ali, "Modeling and Simulation of PV Systems," *IOSR J. Electr. Electron. Eng.*, vol. 13, no. 2, pp. 1–11, 2018, doi: 10.9790/1676-1302030111.
- [2] P. Sharma, S. Thangavel, S. Raju, and B. R. Prusty, "Parameter Estimation of Solar PV Using Ali Baba and Forty Thieves Optimization Technique," *Genet. Res. (Camb.)*, vol. 2022, 2022, doi: 10.1155/2022/5013146.
- [3] A. Tummala, "Parameter Estimation of Solar PV Models with an Artificial Humming Bird Optimization Algorithm using Various Objective Functions Parameter Estimation of Solar PV Models with Artificial Humming Bird Optimization Algorithm using Various Objective Functions," 2022, doi: 10.21203/rs.3.rs-1731219/v1.
- [4] M. Abdel-Basset, R. Mohamed, S. A. A. Azeem, M. Jameel, and M. Abouhawwash, "Kepler optimization algorithm: A new metaheuristic algorithm inspired by Kepler's laws of planetary motion," *Knowledge-Based Syst.*, vol. 268, May 2023, doi: 10.1016/j.knsys.2023.110454.
- [5] S. Li, Q. Gu, W. Gong, and B. Ning, "An enhanced adaptive differential evolution algorithm for parameter extraction of photovoltaic models," *Energy Convers. Manag.*, vol. 205, no. July 2019, p. 112443, 2020, doi: 10.1016/j.enconman.2019.112443.
- [6] A. Zaporozhets and A. Sverdlova, "Photovoltaic technologies: Problems, technical and economic losses, prospects," *CEUR Workshop Proc.*, vol. 3039, pp. 166–181, 2021.
- [7] R. KHENFER, "Détection et isolation de défauts combinant des méthodes à base de données appliquées aux systèmes électro-énergétiques," p. 126, 2015 thèse de doctorat, université ferhat abbas-sétif 1.
- [8] P. Bourke, C. Rainville, and I. Poyau, *Chalets et lieux de villégiature : Guide des énergies renouvelables*.
- [9] A. Soualmia, "Intégration de la Production Décentralisée dans un Système de Pompage Photovoltaïque," p. 120, 2014 diplôme de magister à l'université constantine 1.
- [10] Mr. SKENDER Ayoub. "Etude et simulation des cellules solaires à triples-jonctions à concentration à base des semi-conducteurs III-V." Mémoire Magister université mouloud maameri de tizi-ouzou.
- [11] S. Dounia, G. Borhane, and M. Azzeddine, "Etude et modélisation d'un panneaux photovoltaïque," Mémoire de fin d'étude Domaine : Sciences et Technologie Filière : Electronique Spécialité : Instrumentation 2021 université 8mai 1945-Guelma.
- [12] HENNOUS Chahrazet and AIT-ALLALA Kahina, "Dimensionnement Et Installation D'Un Systeme Photovoltaïque (Application a La F.G.E.I.)," 2008 mémoire de fin d'étude, université mouloud maameri tizi-ouzou.
- [13] Z. Soufiane et B. Slimane, "Etude et Dimensionnement d'un centrale Photovoltaïque," p. 62, 2020 mémoire de fin d'étude ,université mohamed khider de biskra.
- [14] "Problèmes courants liés aux panneaux photovoltaïques.pdf." <https://sunpower.maxeon.com/ch/fr/blog/problemes-courants-lies-aux-panneaux-photovoltaïques> (accessed Jun. 21, 2023).

-
- [15] M. S. Fadhel, "Efficacité énergétique et surveillance d'un microgrid à courant continu alimenté par des panneaux photovoltaïques," 2019 thèse de doctorat, université paris-saclay.
- [16] "Les 5 difficultés rencontrées avec des panneaux solaires et comment les éviter." <https://www.eco-greenenergy.com/fr/comment-eviter-les-5-difficultes-rencontrees-avec-des-modules-solaires/> (accessed Jun. 21, 2023).
- [17] G. Xiong, J. Zhang, D. Shi, L. Zhu, X. Yuan, and Z. Tan, "Winner-leading competitive swarm optimizer with dynamic Gaussian mutation for parameter extraction of solar photovoltaic models," *Energy Convers. Manag.*, vol. 206, no. September 2019, 2020, doi: 10.1016/j.enconman.2019.112450.
- [18] A. Maoucha, F. Djeflal, D. Arar, N. Lakhdar, T. Bendib, and M. A. Abdi, "An accurate organic solar cell parameters extraction approach based on the illuminated I-V characteristics for double diode modeling," *2012 1st Int. Conf. Renew. Energies Veh. Technol. REVET 2012*, pp. 74–77, 2012, doi: 10.1109/REJET.2012.6195251.
- [19] E. I. Batzelis and S. A. Papathanassiou, "A Method for the Analytical Extraction of the Single-Diode PV Model Parameters," *IEEE Trans. Sustain. Energy*, vol. 7, no. 2, pp. 504–512, 2016, doi: 10.1109/TSTE.2015.2503435.
- [20] R. El-Sehiemy, A. Shaheen, A. El-Fergany, and A. Ginidi, "Electrical parameters extraction of PV modules using artificial hummingbird optimizer," *Sci. Rep.*, vol. 13, no. 1, pp. 1–24, 2023, doi: 10.1038/s41598-023-36284-0.
- [21] H. M. Ridha *et al.*, "Parameters extraction of three diode photovoltaic models using boosted LSHADE algorithm and Newton Raphson method," *Energy*, vol. 224, p. 120136, 2021, doi: 10.1016/j.energy.2021.120136.
- [22] A. A. Abd El-Mageed, A. A. Abohany, H. M. H. Saad, and K. M. Sallam, "Parameter extraction of solar photovoltaic models using queuing search optimization and differential evolution[Formula presented]," *Appl. Soft Comput.*, vol. 134, p. 110032, 2023, doi: 10.1016/j.asoc.2023.110032.
- [23] C. Touabi, A. Ouadi, and H. Bentarzi, "Photovoltaic Panel Parameters Estimation Using an Opposition Based Initialization Particle Swarm Optimization," p. 16, 2023, doi: 10.3390/engproc2023029016.
- [24] X. Ye *et al.*, "Modified Whale Optimization Algorithm for Solar Cell and PV Module Parameter Identification," *Complexity*, vol. 2021, 2021, doi: 10.1155/2021/8878686.
- [25] C. Touabi and H. Bentarzi, "Photovoltaic Panel Parameters Estimation Using Grey Wolf Optimization Technique †," *Eng. Proc.*, vol. 14, no. 1, 2022, doi: 10.3390/engproc2022014003.
- [26] O. D. Montoya, W. Gil-Gonzalez, and L. F. Grisales-Norea, "Sine-cosine algorithm for parameters' estimation in solar cells using datasheet information," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1671, no. 1, 2020, doi: 10.1088/1742-6596/1671/1/012008.
- [27] S. I. Selem, A. A. El-Fergany, and H. M. Hasanien, "Artificial electric field algorithm to extract nine parameters of triple-diode photovoltaic model," *Int. J. Energy Res.*, vol. 45, no. 1, pp. 590–604, 2021, doi: 10.1002/er.5756.
- [28] X. Mi, Z. Liao, S. Li, and Q. Gu, "Adaptive teaching-learning-based optimization with experience learning to identify photovoltaic cell parameters," *Energy Reports*, vol. 7, pp. 4114–4125, 2021, doi: 10.1016/j.ener.2021.10.088.
-

- 10.1016/j.egy.2021.06.097.
- [29] T. S. L. V. Ayyarao and P. P. Kumar, "Parameter estimation of solar PV models with a new proposed war strategy optimization algorithm," *Int. J. Energy Res.*, vol. 46, no. 6, pp. 7215–7238, 2022, doi: 10.1002/er.7629.
- [30] B. Abdollahzadeh, F. Soleimani Gharehchopogh, and S. Mirjalili, "Artificial gorilla troops optimizer: A new nature-inspired metaheuristic algorithm for global optimization problems," *Int. J. Intell. Syst.*, vol. 36, no. 10, pp. 5887–5958, 2021, doi: 10.1002/int.22535.
- [31] Y. Zhang *et al.*, "An enhanced adaptive comprehensive learning hybrid algorithm of Rao-1 and JAYA algorithm for parameter extraction of photovoltaic models," *Math. Biosci. Eng.*, vol. 19, no. 6, pp. 5610–5637, 2022, doi: 10.3934/mbe.2022263.
- [32] M. Abdel-Basset, R. Mohamed, M. Sharawi, L. Abdel-Fatah, M. Abouhawwash, and K. Sallam, "A comparative study of optimization algorithms for parameter estimation of PV solar cells and modules: Analysis and case studies," *Energy Reports*, vol. 8, pp. 13047–13065, 2022, doi: 10.1016/j.egy.2022.09.193.
- [33] Z. Gu *et al.*, "Extracting accurate parameters of photovoltaic cell models via elite learning adaptive differential evolution," *Energy Convers. Manag.*, vol. 285, no. April, p. 116994, 2023, doi: 10.1016/j.enconman.2023.116994.

ملخص:

تتميز الوحدة الكهروضوئية (PV) أو الخلية الشمسية كهربائياً بنموذج دائرة مع معلمات محددة. لمحاكاة وتشغيل النظام الكهروضوئي، يجب حساب معلمات الخلية الشمسية بدقة باستخدام البيانات التجريبية. يعد استخراج المعلمات غير المعروفة من نظام الطاقة الشمسية الكهروضوئية ضرورياً لتحليل أداء النظام باستخدام خصائص I-V في ظل ظروف تشغيل مختلفة مثل الإشعاع الشمسي ودرجات الحرارة المتفاوتة. ومع ذلك، فإن مشكلة نموذج الطاقة الشمسية الكهروضوئية غير خطية إلى حد كبير بطبيعتها. لحل هذه المشكلة، هناك حاجة إلى خوارزمية فعالة. لذلك، في هذه المذكرة، اقترحنا خوارزمية تعريفية جديدة تسمى خوارزمية تحسين كبلر، (KOA) مستوحاة من قوانين كبلر لحركة الكواكب للتعويض بموقع وسرعة الكواكب في وقت معين. في (KOA) يعمل كل كوكب بموقعه كحل مرشح، يتم تحديثه عشوائياً من خلال عملية التحسين مقابل أفضل حل حتى الآن (الشمس). تسمح خوارزمية التحسين الخاصة بكبلر باكتشاف واستغلال مساحة البحث بكفاءة أكبر لأن الحلول المرشحة (الكواكب) تقدم مواقف مختلفة للشمس في أوقات مختلفة، بالإضافة إلى مشكلة تقدير معلمات الوحدات الكهروضوئية، تم استخدامها لتقييم أداء (KOA) لمراقبة فعاليتها، تمت مقارنتها بأحدث الخوارزميات المنشورة بما في ذلك الخوارزمية المحسنة لاستراتيجية الحرب (WSO) ومع خوارزميات أخرى أيضاً مثل (GTO) و (FLA) أشارت نتائج منحنى التقارب والمعلومات الإحصائية إلى أن (KOA) أكثر كفاءة من جميع المحسنين الآخرين.

الكلمات المفتاحية: قوانين كبلر ، التحسين ، المشكلات المقيدة ، الوحدات الكهروضوئية ، الخوارزمية الميتاهوريستية ، استخراج المعلمات ، نموذج الصمام الثنائي ، نظام الطاقة الشمسية الكهروضوئية

Abstract :

A photovoltaic (PV) module or a solar cell is electrically characterized by a circuit model with specific parameters. For a PV system simulation and operation, the solar cell parameters must be precisely calculated using experimental data. Unknown parameters extraction of the solar PV system is necessary to analyze the system performance using I-V characteristics under various operating conditions such as variable solar radiation and temperatures. However, the solar PV model problem is highly nonlinear in nature. To solve this problem, an efficient algorithm is necessary. Hence, in this memory, we proposed a novel metaheuristic algorithm called Kepler optimization algorithm (KOA), inspired by Kepler's laws of planetary motion to predict the position and velocity of planets at any given time. In KOA, each planet with its position acts as a candidate solution, which is randomly updated through the optimization process with respect to the best-so-far solution (Sun). KOA allows for a more effective exploration and exploitation of the search space because the candidate solutions (planets) exhibit different situations from the Sun at different times, in addition to the parameter estimation problem of photovoltaic modules, were used to assess the performance of (KOA). To observe its effectiveness, it was compared with the latest published algorithms, including war strategy optimized algorithm (WSO) in addition to other algorithms such as (GTO) and (FLA). Results of the convergence curve and statistical information indicated that KOA is more promising than all the compared optimizers .

Keywords : Kepler laws , Optimization , Constrained problems , Photovoltaic modules , metaheuristic algorithm , parameter extraction , single-diode model, solar PV system

Resumé

Un module photovoltaïque (PV) ou une cellule solaire est caractérisé électriquement par un modèle de circuit avec des paramètres spécifiques. Pour une simulation et un fonctionnement d'un système PV, les paramètres de la cellule solaire doivent être calculés avec précision à l'aide de données expérimentales. L'extraction de paramètres inconnus du système solaire PV est nécessaire pour analyser les performances du système à l'aide des caractéristiques I-V dans diverses conditions de fonctionnement telles que le rayonnement solaire et les températures variables. Cependant, le problème du modèle solaire PV est de nature hautement non linéaire. Pour résoudre ce problème, un algorithme efficace est nécessaire. Par conséquent, dans ce mémoire, nous avons proposé un nouvel algorithme méta heuristique appelé algorithme d'optimisation de Kepler (KOA), inspiré des lois de Kepler sur le mouvement planétaire pour prédire la position et la vitesse des planètes à un moment donné. Dans KOA, chaque planète avec sa position agit comme une solution candidate, qui est mise à jour de manière aléatoire via le processus d'optimisation par rapport à la meilleure solution jusqu'à présent (Soleil). L'algorithme d'optimisation de Kepler permet une exploration et une exploitation plus efficaces de l'espace de recherche car les solutions candidates (planètes) présentent des situations différentes du Soleil à des moments différents, en plus du problème d'estimation des paramètres des modules photovoltaïques, ont été utilisés pour évaluer les performances de (KOA). Pour observer son efficacité, il a été comparé aux derniers algorithmes publiés, y compris l'algorithme optimisé de la stratégie de guerre (WSO) et avec d'autres algorithmes tels que (GTO) et (FLA). Les résultats de la courbe de convergence et les informations statistiques ont indiqué que KOA est plus efficace que tous les optimiseurs comparés.

Mots clés : Lois de Kepler, Optimisation, Problèmes contraints, Modules photovoltaïques, Algorithme méta heuristique, extraction de paramètres, modèle à une seule diode, système solaire PV