

Projet de Fin d'Études  
Master Sciences et Techniques

Option : Génie Énergétique

Titre :

**Identification des paramètres des cellules solaires avec  
l'Évolution Différentielle et la fonction W de Lambert**

Présenté par :

Youssef Kharchouf

Date de soutenance : Juin 2020

Devant le Jury :

<i>Nom et Prénom</i>	<i>Établissement</i>	<i>Qualité</i>
		<i>Président</i>
		<i>Examineur</i>
		<i>Encadrant Externe</i>
<b>Dr. Adil Chahboun</b>	<b>FST de Tanger</b>	<i>Encadrant de la FST</i>

*PFE effectué au :*

(Laboratoire ou Société ou Organisme)

LOGO du Laboratoire ou de la Société ou de l'organisme, ....



## Résumé

*Les cellules solaires photovoltaïques sont généralement modélisées avec un circuit électrique comprenant un certain nombre de composants localisés. Les paramètres de ces composants déterminent la précision de ces modèles mais ne sont généralement pas fournis par les fabricants. Cependant il est possible d'estimer ces paramètres avec la caractéristique I-V de la cellule ou du module PV en se basant sur des techniques numériques ou analytiques. Les méthodes évolutionnaires tel que l'évolution différentielle prennent le problème d'un point de vue d'optimisation mathématique dont la fonction objectif à minimiser étant l'erreur entre la caractéristique calculée du modèle et les données expérimentales. Dans ce travail nous analysons la performance de l'évolution différentielle appliquée aux modèles simple et double diode avec la fonction W de Lambert. De plus, on propose une stratégie métaheuristique pour déterminer les paramètres de l'évolution différentielle pour optimiser le temps de convergence.*

## Abstract

*Solar PV cells are generally represented by a lumped-element model with a set number of components which are represented by their parameters. These parameters are not readily available in manufacturer data-sheets despite being crucial to the accuracy of the model. A possible approach is to estimate these parameters using the Current-Voltage characteristic of a cell using numerical or analytic techniques. Metaheuristics such as Differential Evolution take the approach of an optimization problem with the objective function to be minimized being the error with experimental Current-Voltage data. This work is an analysis of the performance of Differential Evolution applied to the single and double diode models with the Lambert W function on various solar cell technologies. A further metaheuristic strategy to determine the parameters of differential evolution is proposed using a higher-order differential evolution in order to speed convergence. A tool implementing these methods has been developed using the Python programming language.*

## Nomenclature

$CR$	Taux de croisement	
$D$	Dimensions de l'espace de recherche	
$E_g$	Énergie de gap	eV
$F$	Facteur de mutation	
$Gen_{max}$	Nombre maximal de générations	
$I_0$	Courant de Saturation	$\mu A$
$I_D$	Courant de la diode	A
$I_{PV}$	Photocourant	A
$N_P$	Taille de la population	
$R_p$	Résistance shunt	$\Omega$
$R_s$	Résistance série	$\Omega$
$\hbar$	Constante de Planck	$6.62607015 \times 10^{-34} \text{ Js}$
$a$	Facteur d'idéalité	
$k$	Constante de Boltzmann	$1.3806503 \times 10^{-23} \text{ JK}^{-1}$
$q$	Charge Élémentaire	$1.6021764 \times 10^{-19} \text{ C}$
$T$	Température de la cellule/du module	K
$\vec{V}_{base}$	Vecteur de base	
$\vec{T}_i$	Vecteur d'essai	
$\vec{M}_i$	Vecteur mutant	
$V_t$	Voltage Thermique	V
ABC	Colonies d'abeilles artificielles ( <i>Artificial Bee Colony Optimization</i> )	
CIABC	Chaotic Improved Artificial Bee Colony	
CWOA	Chaotic Whale Optimization Algorithm	
DEPV	Differential Evolution for Photovoltaics	
ED	Évolution Différentielle ( <i>Differential Evolution</i> )	
ED3P	Évolution différentielle à trois points	
ELPSO	Enhanced Leader Particle Swarm Optimization	
GA	Algorithme Génétique	
GSA	Gravitational Search Algorithm	

PSO	Optimisation par Essaims Particulaires ( <i>Particle Swarm Optimization</i> )
RMSE	Racine de l'erreur quadratique moyenne ( <i>Root Mean Squared Error</i> )
SA	Recuit Simulé ( <i>Simulated Annealing</i> )
SQ	Formalisme Shockely-Queisser
TVACPSO	Time Varying Acceleration Coefficients PSO

# Table des matières

<b>Introduction Générale</b>	<b>7</b>
<b>1 Modèles à circuits électriques pour les cellules PV</b>	<b>11</b>
1.1 Introduction . . . . .	11
1.2 Généralités . . . . .	11
1.3 Le modèle simple diode . . . . .	12
1.4 Modèle double diode . . . . .	13
1.5 Influence des paramètres . . . . .	13
1.6 État de l’art d’estimation des paramètres . . . . .	15
1.7 Conclusion . . . . .	15
<b>2 Évolution Différentielle</b>	<b>17</b>
2.1 Introduction . . . . .	17
2.2 Description de l’algorithme . . . . .	18
2.2.1 Initialisation . . . . .	18
2.2.2 Mutation . . . . .	19
2.2.3 Croisement . . . . .	19
2.2.4 Sélection . . . . .	20
2.3 Remarques . . . . .	20
2.4 Pseudo-code . . . . .	21
2.5 Conclusion . . . . .	21
<b>3 Évolution Différentielle sur les circuits simple et double diodes</b>	<b>23</b>
3.1 Introduction . . . . .	23
3.2 Fonction W de Lambert . . . . .	23
3.2.1 Définition . . . . .	24
3.2.2 Évaluation de la fonction W . . . . .	24
3.2.3 Résolution des modèles simple et double diode par la fonction W . . . . .	25
3.3 Utilisation de l’outil <i>DEPV</i> . . . . .	25
3.3.1 Interface graphique . . . . .	27
3.4 Stratégie métaheuristique . . . . .	28
3.5 Conclusion . . . . .	29
<b>4 Résultats et analyse</b>	<b>31</b>
4.1 Introduction . . . . .	31
4.2 Cas d’études et résultats . . . . .	31
4.2.1 Cas 1 : Cellule 57-mm de R.T.C France . . . . .	31
Simple diode . . . . .	31
Double diode . . . . .	32
4.2.2 Cas 2 : Module monocristallin Schutten Solar STM6-40/36 . . . . .	32
Simple diode . . . . .	33
Double diode . . . . .	33

4.2.3	Cas 3 : Module polycristallin Photowatt-PWP 201 . . . . .	35
	Modèle simple diode . . . . .	35
	Modèle double diode . . . . .	35
4.2.4	Remarques . . . . .	36
4.3	Analyse et cohérence de l'ED . . . . .	36
4.4	Analyse de la stratégie métaheuristique . . . . .	37
4.5	Conclusion . . . . .	38
<b>Conclusion générale</b>		<b>41</b>
<b>Annexes</b>		<b>43</b>
<b>A Évolution différentielle avec Python</b>		<b>43</b>
<b>B Code de la stratégie métaheuristique</b>		<b>47</b>
<b>C Code de l'analyse de cohérence</b>		<b>49</b>
<b>D Données expérimentales</b>		<b>51</b>

## Introduction Générale

L'épuisement des énergies fossiles et leur nature non-durable a conduit à la croissance rapide des énergies renouvelables comme sources alternatives d'énergie. L'énergie solaire est l'une de ces sources renouvelables les plus répandues et a prouvé son utilité dans plusieurs domaines d'application grâce à sa nature quasiment inexhaustible. Les technologies photovoltaïques en particulier ont fait l'objet intense d'étude de la part de la communauté scientifique depuis la première cellule en silicium cristallin à 6 % de Chapin et al. [1] en 1954. Ceci a entraîné une croissance considérable de l'industrie photovoltaïque. En fait, la capacité de production en PV a dépassé les 150 GW [2] en 2019 (figure 1), ce qui correspond une croissance d'environ 100 GW depuis 2014. Les décennies de recherche depuis la cellule de Chapin et al. visent généralement l'amélioration des cellules solaires sur trois axes : (i) en explorant les différentes architectures possibles des cellules, (ii) en développant des matériaux qui permettent d'augmenter l'efficacité de conversion de l'énergie solaire incidente ou (iii) en réduisant le coût du processus de production. La première génération des technologies PV se basait sur des wafers de silicium comme matériau actif de conversion. La deuxième génération remplace le silicium avec des semi-conducteurs à couches minces, qui, parmi d'autres avantages, réduisent considérablement les besoins en matières premières. Les troisièmes et futures générations comprennent les cellules organiques, Perovskite et les Quantum Dots etc. et présentent des pistes d'investigations pour réduire davantage les coûts de production et augmenter l'efficacité de conversion.

Le principe de fonctionnement des cellules photovoltaïques a été discuté en profondeur dans la littérature [3, 4, 5]. Les photons à énergie supérieure au bandgap du matériau semi-conducteur sont absorbés en transférant leur énergie aux électrons dans la bande de valence, ce qui leur permet de passer vers la bande de conduction en laissant un "trou" derrière. Le rôle du champ électrique présent dans la zone de déplétion des jonctions P-N est de séparer ces paires électron-trou et leur permettre de circuler à travers une charge extérieure. Toutefois, il y aurait toujours un plafond sur ce mécanisme de conversion "lumière  $\rightarrow$  électricité" pour les cellules mono-jonction selon la limite Shockley-Queisser (SQ) [6]. Le modèle SQ postule que tous les photons à énergie supérieure au gap  $E_g$  sont absorbés et que la totalité des recombinaisons qui surviennent sont strictement l'inverse du processus d'absorption, c'est-à-dire des recombinaisons radiatives qui réémettent des photons.

Cependant, la performance d'une cellule réelle sera toujours inférieure à la limite SQ (figure 2). Les mécanismes idéaux postulés par le formalisme de SQ sont affectés dans la pratique par plusieurs phénomènes imprévus qui parviennent des propriétés des matériaux utilisés. À titre d'exemple, la présence des défauts dans un semi-conducteur entraîne des recombinaisons non-radiatives où l'énergie des électrons est libérée en phonons dans la structure cristalline et non pas en photon, ainsi que la recombinaison Auger où un autre électron reçoit cette énergie. Les difficultés qui limitent les technologies PV nécessitent une meilleure compréhension des phénomènes physiques complexes impliqués, et l'étude de la performance des cellules par rapport au modèle SQ donne des indices sur la nature des gains en performance qu'une technologie particulière a le potentiel de réaliser.

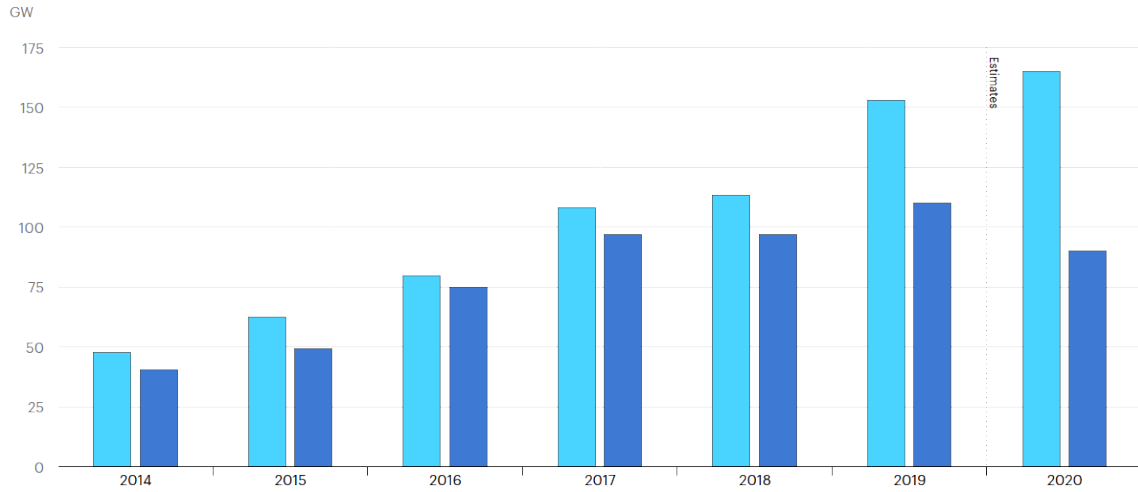
La modélisation des cellules solaires s'avère nécessaire par conséquent. Elle est essentielle pour la conception, l'analyse et l'estimation de la performance des cellules solaires. Elle permet d'effectuer l'analyse des propriétés électriques pendant leur phase de développement, l'émulation des systèmes PV pour la prédiction des rendements énergétiques [7], le contrôle de qualité des cellules en phase de production et l'étude des effets de dégradation pendant la phase d'opération [8, 9]. Bien qu'il y ait des méthodes de simulation des phénomènes physiques dans la cellule comme celles qui reposent sur la dynamique moléculaire, la théorie fonctionnelle de la densité ou tout simplement des méthodes



numériques appliquées aux équations des semi-conducteurs (équation de Poisson et équations de continuité), etc. Dans ce travail nous nous intéressons à l'approche des circuits équivalents à éléments localisés qui modélisent le comportement I-V de la cellule.

La modélisation d'éléments localisés permet de décrire le comportement des systèmes physiques dispersés spatialement avec un ensemble d'éléments localisés dont chacun représente un phénomène physique particulier. L'analogie électrique dans les problèmes de transferts de chaleur est un exemple de cette méthode où une résistance localisée dans le modèle pourrait représenter la résistance thermique spatialement distribuée selon l'épaisseur de la paroi concernée. Dans le cas des cellules PV, chaque élément du circuit équivalent représente aussi un phénomène physique spécifique dans la cellule (e.g. une résistance en série modélise les pertes ohmiques causées par la résistance intrinsèque au semi-conducteur utilisé). Puisque la caractéristique I-V dépend entièrement des paramètres associés aux éléments localisés du circuit. Il s'agirait donc d'essayer de minimiser l'erreur entre la courbe caractéristique du modèle et celle de la cellule réelle en jouant sur les valeurs des paramètres. Pour ce faire, il existe deux approches principales. La première est l'approche analytique. Elle consiste à utiliser les données sur les points clés de la courbe caractéristique (tension circuit ouvert, courant court-circuit, la pente de la courbe en ces points, ou encore le point de puissance maximale etc) et à effectuer certaines simplifications pour concevoir des formules approximatives, mais rapide à calculer. Toutefois, les simplifications effectuées peuvent conduire à des résultats imprécis ou non physiques (e.g. résistance négative). De plus, le fait que cette approche utilise les données des quelques points seulement la rend vulnérable aux bruits de mesures. La deuxième approche est l'extraction numérique. On se retrouve avec un problème d'optimisation, dont la fonction objectif à extrémiser (minimiser) est l'erreur entre le modèle et la courbe expérimentale de la cellule réelle. L'algorithme utilisé pour l'optimisation en soi pourrait être déterministe comme dans le cas des méthodes de Newton-Raphson, Levenberg–Marquardt etc. ou des algorithmes stochastiques/métaheuristique comme les techniques évolutionnaires. Ces dernières comprennent l'algorithme génétique (GA), l'Optimisation par Essaims Particulaires (PSO), Recuit Simulé (SA) etc. Les méthodes déterministes imposent généralement des critères de convexité, différentiabilité (et par conséquent continuité) de la fonction objectif. Bien qu'elles soient efficaces en termes d'optimisation locale avec l'accès aux données de gradient, elles sont très susceptibles à se piéger dans des extremums locaux, ce qui limite leurs capacités d'optimisation globale. Par contre les métaheuristiques n'ont pas d'exigences sur la fonction objectif, et le choix des conditions initiales appropriées les rend plus robustes envers les pièges d'extremums locaux.

Dans ce travail, après avoir discuté le concept de modélisation par circuits électriques des cellules PV, nous présenterons la technique de l'évolution différentielle proposée par Storn et Price en 1995 [10]. Comme les autres techniques évolutionnaires, elle consiste à générer une population de solutions sur laquelle on effectue des opérations de mutation et de croisement pour sélectionner les solutions qui constitueront la génération suivante. Ensuite nous allons synthétiser l'ED avec la modélisation par circuits électriques en utilisant la fonction W de Lambert. Nous analysons la performance de l'ED en la comparant avec les autres techniques disponibles dans la littérature avant de conclure en proposant une stratégie pour mieux sélectionner les paramètres de l'ED et optimiser la convergence et le temps de calcul. On utilisera un outil développé dans le cadre de ce projet appelé DEPV "*Differential Evolution for Photovoltaics*" pour effectuer tous les calculs nécessaires.



IEA. All Rights Reserved

● Manufacturing capacity ● Annual installations

FIGURE 1 – Fabrication et demande des modules solaires photovoltaïques, 2014-2020. Source : IEA analysis based on Paula Mints (2020), The Solar Flare, SVP Market Research, San Francisco, CA [2]

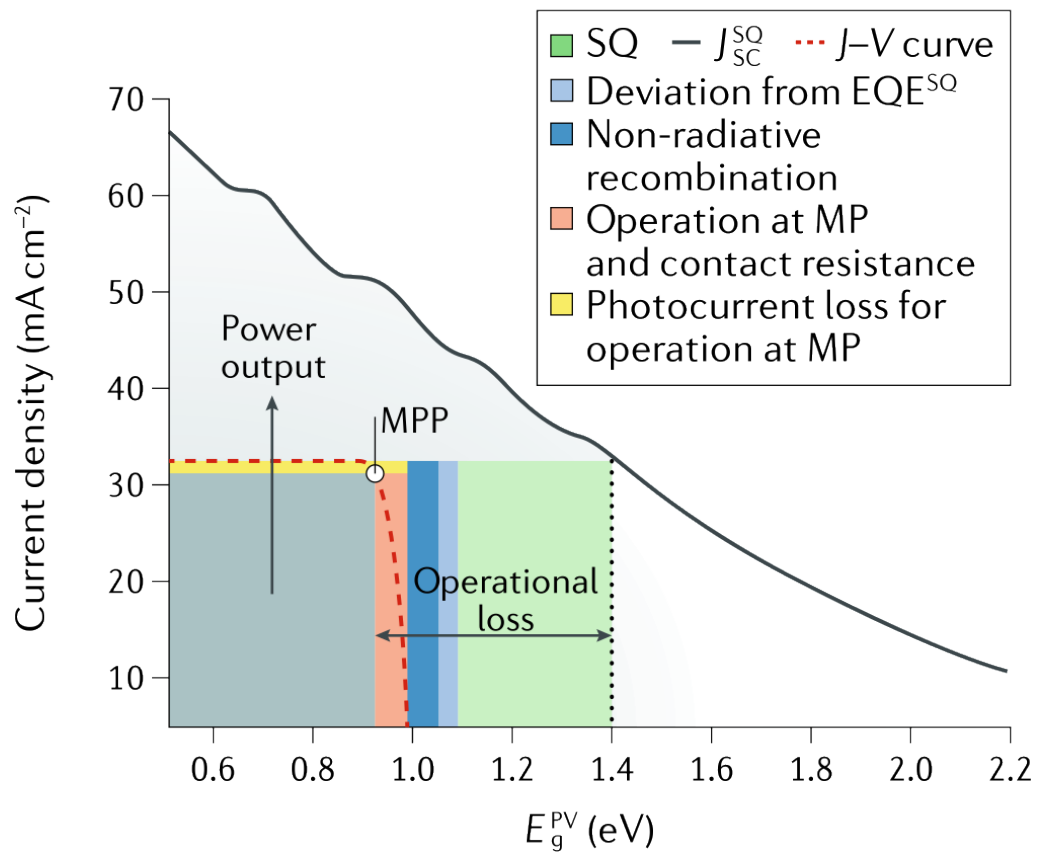


FIGURE 2 – Différence entre le formalisme de SQ et une cellule réelle. Le photo-courant maximal CC à la limite de Shockley-Queisser est tracé en fonction du gap ( $E_g^{PV}$ ). La ligne pointillée en rouge indique la caractéristique J-V de la cellule [11]



# Chapitre 1

## Modèles à circuits électriques pour les cellules PV

### 1.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous parlerons des circuit électriques à éléments localisés qui sont utilisés pour la modélisation des cellules PV. Plus précisément, on discutera les modèles simple et double diode, les rôles et l'influence de chaque paramètre sur le modèle et finalement les techniques utilisées dans la littérature pour l'identification et l'estimation de ces paramètres.

### 1.2 Généralités

Fondamentalement, les cellules PV se composent de deux couches de semi-conducteurs à dopages différents, avec la jonction de ces deux couches étant exposée à la lumière incidente. En effet, les électrons dans la bande de conduction sont capables d'être transférés vers la bande de valence tant que l'énergie du photon incident  $E = h\nu$  est supérieure à la largeur de la bande interdite  $E_g = E_c - E_v$ . Toute l'architecture d'une cellule quelconque vise à profiter le plus que possible de la différence de tension engendrée par les excitons séparés par le champ électrique dans la zone de déplétion (ou zone de charge d'espace) (figure 1.1). Par exemple, les contacts supérieurs sont des oxydes transparents conductifs (dit couche fenêtre) pour laisser passer le plus grand nombre de photons possible vers la couche absorbante de la cellule. Pour quelques cellule en couche mince, le contact arrière se compose d'une couche réfléchissante (ZnO et Ag ou Al) qui renvoie la lumière vers la couche absorbante pour minimiser davantage les pertes en lumière transmise [12].

En fait, le comportement électrique d'un telle cellule en l'absence de la lumière est identique à celui d'une diode PN classique dont la caractéristique est décrite par l'équation de Shockley [14] (équation 1.1). Dans cette formule, le  $I_0$  est le courant de saturation de la diode,  $q$  la charge élémentaire  $e^-$ ,  $a$  le facteur d'idéalité,  $k$  la constante de Boltzmann et  $T$  la température de la cellule. Parfois on

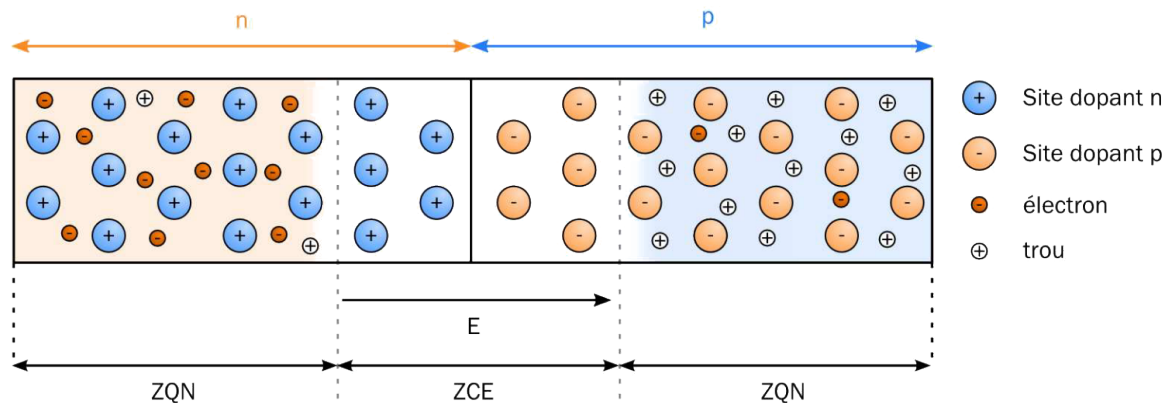
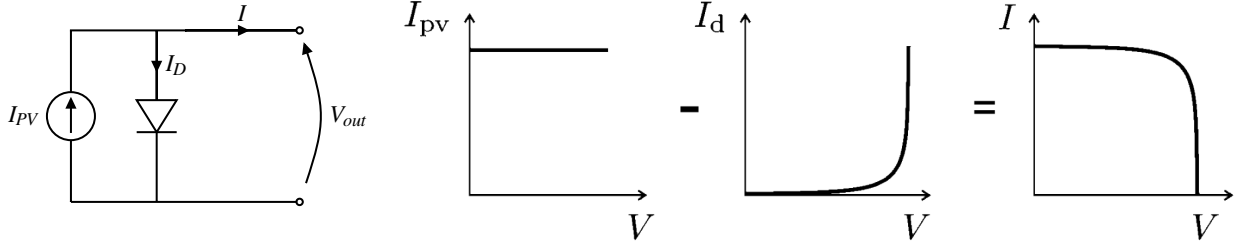


FIGURE 1.1 – Schéma d'une jonction PN représentant : la zone de charge d'espace (ZCE), les zones quasi-neutres (ZQN), les différents porteurs de charge, les sites dopants et le champ électrique E - Roger, 2013 [13].



(a) Modèle d'une cellule idéale

(b) Le courant  $I$  est la superposition de  $I_{PV}$  et de  $I_D$  [16]

FIGURE 1.2 – Modèle idéal d'une cellule PV

utilise la notion de *voltage thermique* :  $V_t = \frac{kT}{q}$ .

$$I_D = I_0 \left[ e^{\left( \frac{qV}{akT} \right)} - 1 \right] \quad (1.1)$$

Bien que ces modèles d'éléments localisés sont efficaces et précis pour les cellules de première génération et celles en couches minces, il existe aujourd'hui plusieurs technologies émergentes qui n'utilisent pas le champ électrique de la zone de déplétion pour la séparation des charges, et utilisent d'autres mécanismes et sources de champ électrique. La promesse des matériaux ferroélectriques par exemple, provient de leur champ électrique intrinsèque dont la divergence positive de la polarisation  $\nabla \cdot \mathbf{P} \neq 0$  crée un déséquilibre de charges aux parois des domaines à polarisation différentes [15]. Pour ce genre de technologies sans jonctions et par conséquent, sans comportement similaire aux diodes, il est toujours difficile de concevoir un modèle de diode pour simuler le comportement complexe de ces cellules.

Avec la présence de la lumière, les photons assez énergétiques permettent la création des paires électron-trous qui, à leur tour, créent une différence de potentiel à travers la jonction. Une partie de ces porteurs de charge se recombine, mais l'autre se diffuse à travers les contacts de la cellule, ce qui donne naissance à un *photo-courant*  $I_{PV}$  dont la valeur dépend de l'intensité de la lumière incidente. En ajoutant le photo-courant  $I_{PV}$  à l'équation de Shockley 1.2, on retrouve un modèle élémentaire qui décrit une cellule idéale, composé d'une source de courant connectée à une diode en parallèle (figure 1.2.a). Évidemment ce modèle est complètement décrit par trois paramètres : (i) Le photo-courant  $I_{PV}$ , (ii) le facteur d'idéalité de la diode  $a$  et (iii) son courant de saturation  $I_0$ .

$$I = I_{PV} - I_0 \left[ e^{\left( \frac{qV}{akT} \right)} - 1 \right] \quad (1.2)$$

On voit dans la figure 1.2.b que la courbe caractéristique connue de la cellule se forme par une translation verticale par  $I_{PV}$  d'une part, et de la forme exponentielle de la diode de l'autre. La courbure dans la région du point de puissance maximale est déterminée par le facteur d'idéalité de la diode.

### 1.3 Le modèle simple diode

Le modèle idéal précédent est utile pour éclaircir le concept de la modélisation par circuits d'éléments localisés. Par contre, dans la pratique, et pour plus de précision, il est nécessaire de considérer les pertes ohmiques de la cellule dans le matériau semi-conducteur utilisé et dans les contacts des électrodes. La manière la plus directe de modéliser ces phénomènes est de tout simplement ajouter une résistance en série  $R_s$  au circuit idéal. Ceci nous laisse avec la relation modifiée 1.3 du modèle dit "*simple diode- $R_s$* " qui a besoin de 4 paramètres pour une description complète :  $I_{PV}$ ,  $a$ ,  $I_0$  et  $R_s$ .

L'une des limites de ce modèle provient de son imprécision lorsque la cellule subit des variations non-négligeables de température. L'insertion d'une résistance shunt permet d'améliorer la sensibilité du modèle aux variations de température et en même temps de considérer tout courant de fuite pouvant traverser la jonction [17]. On se retrouve cette fois avec les 5 paramètres du modèle dit "*simple diode- $R_p$* " ou tout simplement "*simple diode*" :  $I_0$ ,  $I_{PV}$ ,  $a$ ,  $R_s$  et  $R_p$ . La relation entre ces paramètres

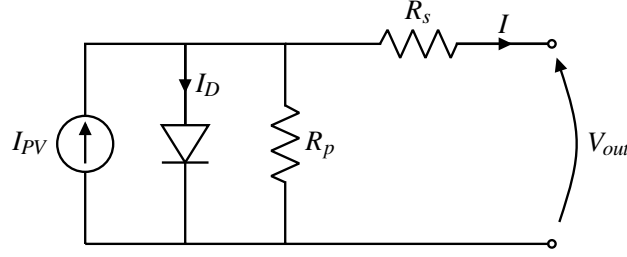


FIGURE 1.3 – Modèle Simple Diode

est décrite par l'équation 1.4. Ce modèle offre un compromis entre la simplicité et la précision et par conséquent est très largement testé et utilisé dans la littérature [18]. Le diagramme du circuit de ce modèle est présenté dans la figure 1.3.

$$I = I_{PV} - I_0 \left[ e^{\left( \frac{q(V+IR_s)}{akT} \right)} - 1 \right] \quad (1.3)$$

$$I = I_{PV} - I_0 \left[ e^{\left( \frac{q(V+IR_s)}{akT} \right)} - 1 \right] - \frac{V + IR_s}{R_p} \quad (1.4)$$

## 1.4 Modèle double diode

Jusque là on a graduellement amélioré la performance et la précision des modèles de cellules PV en considérant de plus en plus de phénomènes physique qui se produisent dans la cellule (pertes ohmiques, effets des variations de température et courants de fuites). Un phénomène potentiellement influent qui n'est pas considéré par le modèle simple diode est celui des recombinaisons. Comme son nom l'indique, le modèle "*double diode*" (figure 1.4 n'est que le modèle simple diode auquel on ajoute une autre diode en shunt pour mieux modéliser les effets de recombinaisons surtout aux conditions d'illumination faible [17].

Il est évident que l'addition d'une autre diode complique considérablement le modèle et on se retrouve avec deux paramètres supplémentaires ( $I_{PV}$ ,  $I_{01}$ ,  $I_{02}$ ,  $a_1$ ,  $a_2$ ,  $R_s$  et  $R_p$ ). Toutefois, dans les cas où la complexité des calculs associés n'est pas contraignante, la précision de ce modèle est supérieure. L'équation 1.5 décrit la relation entre les 7 paramètres du modèle.

$$I = I_{PV} - I_{01} \left[ e^{\left( \frac{q(V+IR_s)}{a_1 kT} \right)} - 1 \right] - I_{02} \left[ e^{\left( \frac{q(V+IR_s)}{a_2 kT} \right)} - 1 \right] - \frac{V + IR_s}{R_p} \quad (1.5)$$

## 1.5 Influence des paramètres

Chacun des paramètres affecte le comportement de la cellule et la forme de la courbe caractéristique différemment. Tout d'abord, il faut noter que depuis l'équation 1.4, au point court-circuit, on

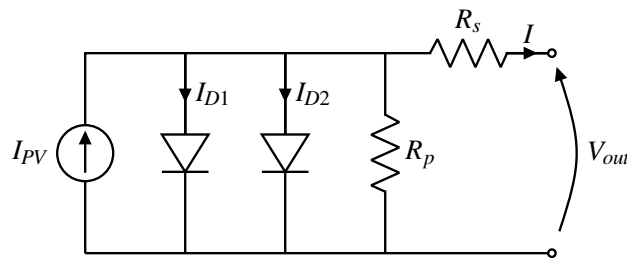
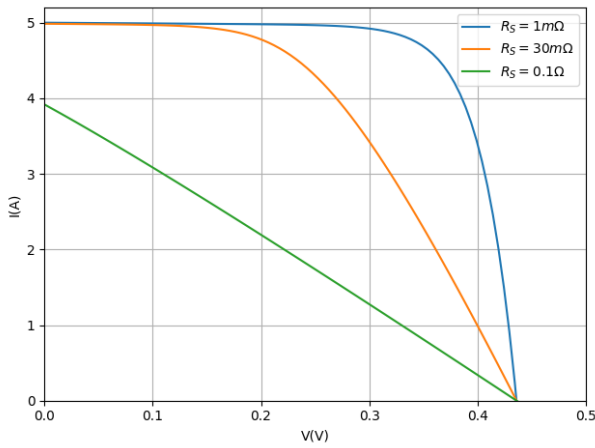


FIGURE 1.4 – Le modèle double diode

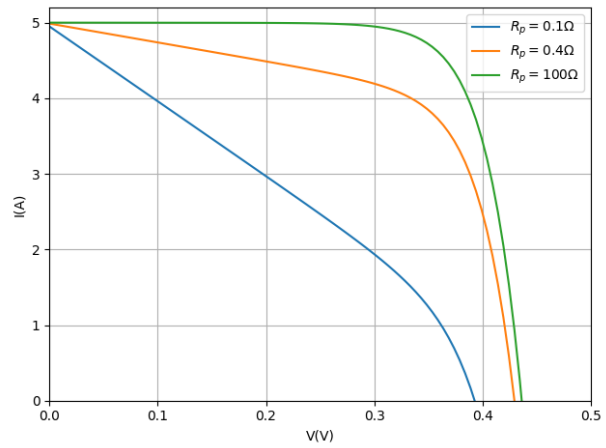
peut négliger le courant de saturation  $I_0$  devant le photo-courant  $I_{PV}$  qui est supérieur de plusieurs ordres de grandeur. Cette simplification mène au fait que le photo-courant détermine le courant court-circuit de la diode et  $I_{PV} \approx I_{CC}$ . C'est en fait une simplification que plusieurs méthodes analytiques emploient [19, 16]. En ce qui concerne la résistance série  $R_s$ , l'augmenter engendre une chute de tension entre la jonction et la sortie de la cellule. On voit dans la figure 1.5 la courbe se rapprocher de plus en plus du comportement d'une résistance simple et que des valeurs très grande de  $R_s$  entraînent même une diminution légère de  $I_{SC}$ .

Pour la résistance shunt  $R_p$ , sa diminution conduit à un détournement d'une partie de plus en plus importante du courant sortant de la jonction, à travers la résistance en parallèle. Le courant total étant constant, le courant de sortie se retrouve de plus en plus réduit. Et comme dans le cas de la résistance série, une cellule avec beaucoup de pertes shunt à un comportement de plus en plus résistif (figure 1.5.b).

L'équation de Shockley (équation 1.1) est en fait retrouvée en négligeant toute recombinaison des porteurs de charges dans la zone de déplétion. Dans les diodes et les transistors réels, on constate une différence entre les courbes I-V et le modèle de Shockley [14]. Effectivement, le facteur d'idéalité modélise cette déviation du cas idéal. Une diode idéale est marquée par un facteur d'idéalité  $a = 1$  alors qu'une diode où les événements de recombinaison dominant dans la zone de déplétion est marquée par  $a = 2$ .

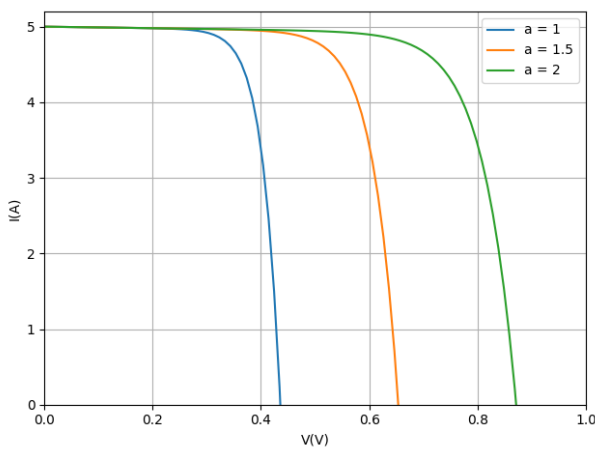


(a) Influence de  $R_s$

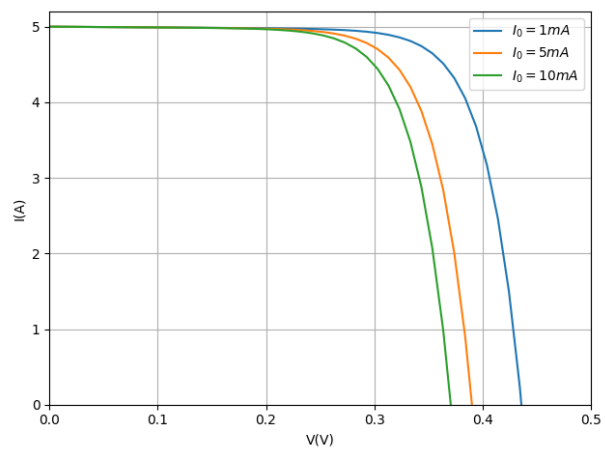


(b) Influence de  $R_p$

FIGURE 1.5 – Influences de résistances du modèle sur la courbe caractéristique



(a) Influence du facteur d'idéalité



(b) Influence du courant de saturation

FIGURE 1.6 – Influence des paramètres de la diode sur la courbe I-V

## 1.6 État de l'art d'estimation des paramètres

Les paramètres (soit les valeurs des éléments localisés des circuits) représentent une description complète du modèle et une bonne estimation de leurs valeurs est essentielle avant leur application. On utilise souvent les données des data-sheets offertes par les fabricants des cellules et modules PV qui couvrent les points clés de la caractéristique I-V (court-circuit, circuit ouvert et puissance maximale). Les méthodes analytiques tendent à utiliser ces informations en plus de quelques expressions comme la pente de la courbe aux points clés pour déterminer les résistances en shunt  $R_p$  et en série  $R_s$ . On trouve souvent aussi des simplifications comme le fait de considérer que seuls les  $I_{PV}$  et  $I_0$  sont significativement influents sur la caractéristique [20]. Dans le modèle simple diode contenant les 5 paramètres  $I_{PV}$ ,  $I_0$ ,  $a$ ,  $R_s$  et  $R_p$ , il est très courant de tout simplement négliger  $I_0$  devant  $I_{PV}$  au point court circuit, et par conséquent considérer que  $I_{PV} = I_{CC}$  (La valeur de  $I_0$  est ensuite extraite des conditions circuit ouvert) [16, 20, 19]. En ce qui concerne  $a$ ,  $R_s$  et  $R_p$ , on a besoin de davantage d'équations. Généralement, les chercheurs utilisent soit les dérivées de la caractéristique aux points clés, soit des expressions analytiques des coefficients de température le liant avec les paramètres. Le problème étant de nature non-linéaire, les techniques d'optimisation avec des capacités de recherche globales dans l'espace de recherche s'offrent comme alternative. La précision de ces techniques dépend évidemment de la fonction objectif considérée, des conditions initiales et de la nature de l'algorithme lui-même [21, 22, 23]. Les techniques de calcul souple et les algorithmes évolutionnistes ont susciter beaucoup d'intérêt récemment dans la littérature dans le but d'estimer les paramètres des cellules PV. Des techniques de réseaux de neurones artificiels [24, 25, 26], logique floue [27, 28, 29], algorithme génétique [30, 31, 32], optimisation par essaims particuliers (Particle Swarm Optimization) [33, 34] et évolution différentielle [23, 35, 36] ont été utilisées. Par contre, à cause de leurs nature stochastique, elles ne sont pas utilisées par les simulateurs PV qui sont contraints par des critères durs de cohérence et de temps de calcul. Ceci dit, elles sont très utiles lorsqu'il y a un besoin de précision sur les paramètres pour servir à l'optimisation du processus de fabrication ou pour l'étude de dégradation des cellules [37, 24].

## 1.7 Conclusion

Après avoir présenté les modèles simple et double diode, leur nature non-linéaire et le nombre relativement limité des paramètres (5 et 7 respectivement), semble suggérer les techniques d'optimisation comme méthodes d'extraction. Cependant, on n'a pas de raison à s'attendre que la topologie des fonctions objectif dans les espaces de recherche concernés soient même continues, voir différentiables. Dans le chapitre suivant, nous parlerons de l'une de ces techniques d'optimisation qui ne présuppose ni continuité, ni différentiabilité et est relativement récente : l'évolution différentielle.





## Chapitre 2

### Évolution Différentielle

#### 2.1 Introduction

L'Évolution Différentielle (ED) est un algorithme évolutionnaire développée par Storn et Price [10] en 1995. Il est versatile et relativement simple à implémenter et utiliser, ce qui en fait un outil essentiel dans toute boîte à outils d'optimisation. Comme toutes les techniques évolutionnaires, le principe de l'évolution différentielle repose sur la génération d'une population de  $N_P$  solutions (ou "vecteurs") qui permettent d'évaluer une fonction objectif à des points initiaux distribués aléatoirement dans un espace de recherche borné selon l'utilisateur. Ces points sont "perturbés" dans les générations successives de la population pour essayer de trouver des solutions extrémisant la fonction objectif. L'une des caractéristiques qui font la particularité de tout algorithme évolutionnaire est l'opération utilisée pour effectuer cette perturbation. Dans le cas de l'évolution différentielle, on perturbe une solution avec la différence de deux autres vecteurs de la population, multipliée par un facteur  $F$ , c'est l'opération dite de "mutation" comme est présenté dans la figure 2.1. Ce nouveau vecteur subit une opération de croisement avec le vecteur initial pour produire le vecteur d'essai qui est comparé avec le vecteur de même indice dans la population. Ceci est refait jusqu'à ce que tous les vecteurs de la population soient comparés avec un vecteur d'essai (soit  $N_P$  fois), créant la génération suivante. L'algorithme continue à créer de plus en plus de générations jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt est satisfait. Souvent c'est un nombre de générations maximal ou une valeur de tolérance sur la fonction objectif.

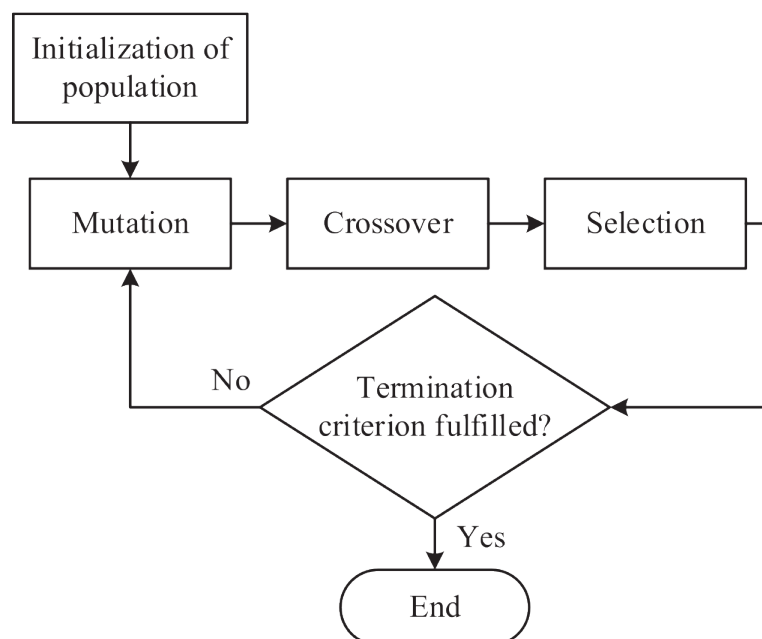


FIGURE 2.1 – Organigramme des étapes de l'Évolution Différentielle [38]

## 2.2 Description de l'algorithme

### 2.2.1 Initialisation

La convergence des techniques d'optimisation non-linéaires est toujours conditionnée par un "bon" choix des conditions initiales. Dans le cas de l'évolution différentielle, il s'agit de l'ensemble des vecteurs constituant la population initiale. Si un vecteur solution quelconque se constitue de  $D$  paramètres, notre espace de recherche est dit à  $D$  dimensions, ce qui fait que notre population initiale se compose de  $N_P$  vecteurs à  $D$  éléments. Mais pour pouvoir effectuer l'initialisation de la population, les bornes de l'espace de recherche doivent être spécifiées. Chacun des  $D$  paramètres doit avoir une borne supérieure et inférieure, ce qui fait un total de  $2 \times D$  valeurs pour spécifier complètement les limites de l'espace. Reste le mécanisme utilisé pour effectivement générer les vecteurs dans cet espace borné. Pour couvrir entièrement et uniformément cet espace, il faut, pour chaque paramètre de chaque vecteur, générer aléatoirement et uniformément une valeur comprise dans la fourchette déterminée par un générateur de nombres aléatoires. En considérant que l'indice  $j$  associé à un vecteur  $\vec{V}$  désigne le  $j$ -ème paramètre, on peut accomplir ceci avec la formule 2.1.

$$V_j = V_{\min,j} + \text{rand}[0, 1](V_{\max,j} - V_{\min,j}) \quad (2.1)$$

On suppose avoir accès à une fonction  $\text{rand}[0, 1]$ , qui joue le rôle du générateur de nombres aléatoires uniformes et que  $0 \leq \text{rand}[0, 1] < 1$ .  $V_{\min,j}$  et  $V_{\max,j}$  sont les bornes inférieures et supérieures du  $j$ -ème paramètres, respectivement. Figure 2.2 montre un exemple d'une population initialisée dans un espace de recherche 2 dimensionnel. Les contours sont les "isolignes" de la fonction objectif, le minimum global doit être à l'intérieur de la fourchette spécifiée.

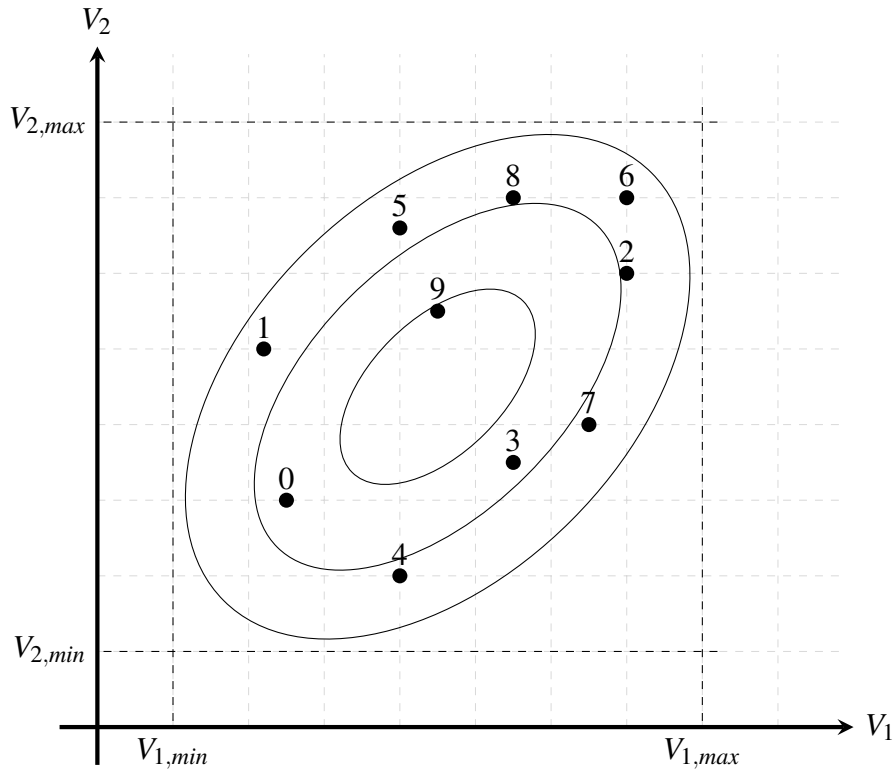


FIGURE 2.2 – Exemple d'une population initialisée dans un espace de recherche à deux dimensions. Dans ce cas  $D = 2$ ,  $N_P = 10$  et l'indice de génération  $g = 0$  puisqu'il s'agit de la population initiale

### 2.2.2 Mutation

Après l'initialisation de la population, l'ED modifie, croise et recombine la population pour produire des vecteurs d'essai (un nombre  $N_P$  de ces vecteurs) qui seront comparés avec les vecteurs cibles qui leur correspondent dans la population. La *Mutation* dans l'ED est en fait une "mutation différentielle". Elle consiste à ajouter la différence de deux vecteurs choisis aléatoirement de la population, multipliée par un facteur de pondération ou "Facteur de Mutation", à un troisième vecteur de base distinct. Cette opération produit un vecteur mutant  $M$  selon l'équation 2.2. L'indice  $i$  indique le  $i$ -ème vecteur de la population, et  $gen$  la génération où l'on est. Il n'y a pas de limite dure sur le Facteur de Mutation  $F$ , mais les valeurs supérieures à 1 sont rarement considérées. Dans notre cas, on considère que  $F \in [0, 1]$ . Il existe plusieurs stratégies pour choisir le  $\vec{V}_{base}$ , le seul prérequis étant qu'il soit distinct du vecteur cible. Dans ce travail nous utiliserons exclusivement le choix du vecteur ayant la meilleure qualité ou valeur de "fitness" calculée par la fonction objectif. Les vecteurs de la différence  $\vec{V}_{r1,gen}$  et  $\vec{V}_{r2,gen}$  sont choisis aléatoirement de la population pour chaque vecteur mutant et ne doivent qu'être distincts l'un de l'autre et des vecteurs cible  $\vec{V}_{i,gen}$  et de base  $\vec{V}_{base,gen}$ .

$$\vec{M}_{i,gen} = \vec{V}_{base,gen} + F(\vec{V}_{r1,gen} - \vec{V}_{r2,gen}) \quad (2.2)$$

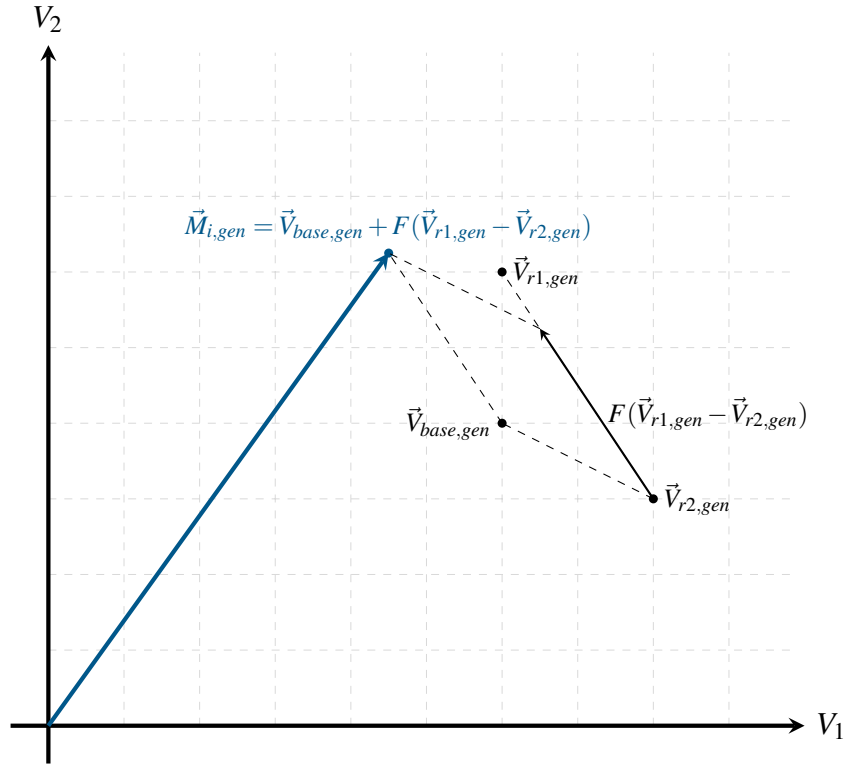


FIGURE 2.3 – L'opération de mutation différentielle ajoute  $F(\vec{V}_{r1,gen} - \vec{V}_{r2,gen})$  au vecteur de base  $\vec{V}_{base,gen}$  pour produire un mutant  $\vec{M}_{i,gen}$

### 2.2.3 Croisement

La opération de mutation est suivie d'un croisement ou *recombinaison discrète*. Elle consiste à construire le vecteur d'essai  $\vec{T}_{i,gen}$  à partir des éléments (i.e. paramètres) de deux vecteurs différents selon une probabilité spécifiée. Chaque élément  $j$  du vecteur d'essai est choisi selon la formule 2.3.

$$T_{j,i,gen} = \begin{cases} M_{j,i,gen} & \text{si } \text{rand}[0, 1] \leq CR \text{ ou } j = j_{rand} \\ V_{j,i,gen} & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.3)$$

$CR \in [0, 1]$  détermine la probabilité que le paramètre provienne du vecteur mutant tant que  $\text{rand}[0, 1]$  est effectivement un générateur aléatoire uniforme. Le taux de croisement  $CR$  est l'un des paramètres spécifiés par l'utilisateur au début. Un nombre aléatoire  $j_{rand}$  est aussi choisi tel que  $0 \leq j_{rand} < D$  pour s'assurer que le nouveau vecteur d'essai ne duplique pas complètement le vecteur cible  $\vec{V}_{i,gen}$ .

### 2.2.4 Sélection

Si le vecteur d'essai  $\vec{T}_{i,gen}$  est évalué à une valeur inférieure par la fonction objectif  $f$  au vecteur cible  $\vec{V}_{i,gen}$ , il le remplace dans la génération suivante (i.e.  $gen + 1$ ). Sinon le vecteur cible survit à la sélection et retient sa place dans la génération suivante (équation 2.4). Quand la nouvelle population est complète, le processus de mutation, croisement et sélection est renouvelé jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt est vérifié (e.g. un nombre maximal de générations  $gen_{max}$ )

$$\vec{V}_{i,gen+1} = \begin{cases} \vec{T}_{i,gen} & \text{si } f(\vec{T}_{i,gen}) \leq f(\vec{V}_{i,gen}) \\ \vec{V}_{i,gen} & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.4)$$

## 2.3 Remarques

On vient de citer toutes les étapes de l'ED "classique" comme elle a été présentée par Storn et Price 2005 [39]. Cependant il existe plusieurs variations ou "stratégies" de l'ED selon la manière avec laquelle on choisi le vecteur de base avant la mutation, le nombre de différences pondérées ajoutées et la méthode de croisement. Nous avons opté à choisir le vecteur à meilleure valeur de fitness comme vecteur de base, auquel on ajoute une seule différence de vecteurs pondérée par  $F$ , et finalement un croisement binomial. Le mot technique pour cette stratégie est "DE/best/1/bin" dont une démonstration en pseudocode est dans l'algorithme 1 dans la section suivante.

Il faut aussi noter que cet algorithme comme il est, n'est contraint nul part à ne générer que des solutions comprises dans les limites initiales de l'espace de recherche. Ceci présente en fait un avantage de l'ED puisque ça permet d'explorer les zones au-delà des limites de la population initiale pour potentiellement trouver un minimum global qu'on est pas toujours assurés qu'il soit dans la zone initiale. Cependant, on peut tomber sur des solutions non "physiques" et qui ne présentent aucun intérêt pour notre application. Storn et Price citent plusieurs techniques pour résoudre ce problème, mais dans notre cas on effectue un test sur chaque vecteur mutant. Si un de ses paramètres se retrouve à l'extérieur des limites spécifiées de l'espace de recherche, on le pénalise en imposant une valeur de fitness assez large pour éliminer les chances que ce vecteur pourra survivre vers la génération suivante.

Dans notre application de l'ED sur le problème d'identification des paramètres de modèles à diodes, nous prenons l'approche d'un problème d'optimisation. En effet, un vecteur solution se constitue de tous les paramètres nécessaires pour une description complète du modèle équivalent, c'est-à-dire un espace de recherche à  $D = 5$  dimensions dans le cas du modèle simple diode ( $R_p$ ), et à  $D = 7$  dimensions dans le cas du modèle double diode. La fonction objectif à minimiser devrait être une mesure de la différence entre la courbe I-V du modèle et celle de la cellule expérimentale. La méthode la plus répandue pour quantifier cette différence est la racine de l'erreur quadratique moyenne ou *Root Mean Squared Error*. L'erreur d'un vecteur  $\vec{V}_{sol}$  est donnée par l'équation 2.5 où l'indice  $i$  indique un point dans la courbe caractéristique I-V.

$$f(\vec{V}_{sol}) = RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (I_{i,exp} - I_{i,cal}(\vec{V}_{sol}))^2} \quad (2.5)$$

## 2.4 Pseudo-code

Une implémentation de l'Évolution Différentielle en pseudo-code est la suivante :

---

### Algorithme 1 : Stratégie DE/best/1/bin

---

```

1   $F \leftarrow$  Facteur de mutation;
2   $CR \leftarrow$  Taux de croisement;
3   $N_P \leftarrow$  Taille de la population;
4   $gen_{max} \leftarrow$  Nombre de générations;
5   $D \leftarrow$  Nombre de paramètres;
6   $gen = 0$ ;
7  Initialize population  $P_0 = [V_0, V_1, \dots, V_{N_P}]$ ;
8  for  $i = 0$  to  $N_P$  do
9       $V_{min} = [V_{1,min}, V_{2,min}, \dots, V_{D,min}]$ ;
10      $V_{max} = [V_{1,max}, V_{2,max}, \dots, V_{D,max}]$ ;
11      $V_i = V_{min} + \text{rand}[0, 1](V_{max} - V_{min})$ ;
12 end for
13 while  $gen < gen_{max}$  do
14     for  $j = 0$  to  $N_P$  do
15          $V_{j,gen} = [V_{1,j,gen}, V_{2,j,gen}, \dots, V_{D,j,gen}]$ ;
16         Choisir le vecteur de base et deux vecteurs aléatoires  $V_{r1}$  et  $V_{r2} \in P_{gen}$ ;
17          $V_{base} = V \in P_{gen} \mid \forall (K \in P_{gen}), f(V) \leq f(K)$ ;
18         Mutation :
19          $M_{j,gen} = V_{base} + F(V_{r1} - V_{r2})$ ;
20         Croisement :
21          $T_{j,gen} = [T_{1,j,gen}, T_{2,j,gen}, \dots, T_{D,j,gen}]$ ;
22         if  $\text{rand}[0, 1] < CR$  or  $j = j_{rand}$  then
23              $T_{i,j,gen} = M_{i,j,gen}$ ;
24         else
25              $T_{i,j,gen} = V_{i,j,gen}$ ;
26         end if
27         Selection :
28         if  $f(T_{j,gen}) < f(V_{j,gen})$  then
29              $V_{j,gen+1} = T_{j,gen}$ ;
30         else
31              $V_{j,gen+1} = V_{j,gen}$ ;
32         end if
33     end for
34      $gen = gen + 1$ ;
35 end while

```

---

## 2.5 Conclusion

Maintenant que nous avons décrit l'évolution différentielle tel qu'elle a été décrite par Storn et Price, nous avons opté à utiliser la stratégie DE/best/1/bin et l'erreur quadratique moyenne comme fonction objectif. Dans ce qui suit, il va falloir rendre l'évolution différentielle compatible avec les modèles à diodes cité dans le chapitre 1. Pratiquement, il faudrait concevoir une méthode pour retrouver la caractéristique IV associée à chaque vecteur solution pour pouvoir calculer son erreur quadratique moyenne par rapport aux données expérimentales. Ceci va ensuite permettre à l'évolution différentielle d'effectuer ses opérations de sélection selon la fonction objectif.



## Chapitre 3

### Évolution Différentielle sur les circuits simple et double diodes

#### 3.1 Introduction

Maintenant que nous avons abordé les modèles à diodes et l'Évolution Différentielle indépendamment l'un de l'autre, dans ce chapitre nous allons démontrer la manière pratique d'appliquer l'ED sur les modèles pour estimer les valeurs des paramètres. Nous allons présenter l'outil qu'on a développé pendant ce projet pour utiliser cette méthode avec une stratégie métaheuristique supplémentaire pour optimiser le choix des facteurs de mutation et taux de croisement de l'ED. En ce qui concerne l'implémentation pratique de cette technique, on utilise le langage de programmation *Python* qui nous permet de faire appel à quelques bibliothèques scientifiques pour fournir les outils mathématiques et statistiques requis par la méthode. Dans cette partie, nous allons fournir des petits extraits de code pertinents à la discussion qui montrent comment utiliser notre outil. Pour des raisons de clarté et brevété, ce ne sont pas des extraits complètement fidèles au code utilisé en réalité. Le code complet et non modifié est disponible comme annexe à la fin de ce document.

#### 3.2 Fonction W de Lambert

Les méthodes évolutionnaires dépendent d'une fonction objectif qu'il faut minimiser pour sélectionner les meilleures solutions dans une population. Dans notre cas, la fonction objectif est la *RMSE* et elle quantifie la différence entre la courbe caractéristique du modèle et les données expérimentales. Cependant, chaque fois qu'un vecteur solution  $\vec{V}$  (formules 3.1) est généré, il faut pouvoir recréer la courbe I-V associée pour permettre à la fonction objectif de calculer la RMSE.

$$\vec{V}_{\text{simple diode}} = \begin{bmatrix} R_s \\ R_p \\ a \\ I_0 \\ I_{PV} \end{bmatrix}, \quad \vec{V}_{\text{double diode}} = \begin{bmatrix} R_s \\ R_p \\ a_1 \\ a_2 \\ I_{01} \\ I_{02} \\ I_{PV} \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

D'autre part, il faut exercer une pression de sélection sur la population qui va nous permettre de nous débarrasser des solutions non-physiques et donc sans intérêt pour nous. Concrètement, tout vecteur solution comprenant des valeurs de résistance série  $R_s$  ou parallèle  $R_p$  négatives est pénalisé avec une RMSE arbitrairement large. C'est en fait le rôle des lignes 4-6 dans l'implémentation de la fonction objectif en python :



---

```

1 # Cette fonction prend un vecteur solution et les points IV expérimentaux comme arguments
2 def objf(vecteur, exp_v, exp_i):
3     # Pénalisons le vecteur si les valeurs sont non-physiques
4     rs, rp = vecteur[0], vecteur[1]
5     if rs < 0 or rp < 0:
6         return 100 # Valeur fitness large
7     ical = i_from_vect(vecteur, exp_v) # Une fonction donnant la caractéristique IV de "vector"
8     erreur = ical - exp_i
9     return np.sqrt(np.mean(erreur ** 2)) # RMSE

```

---

Les équations de modèles simple et double diode (équations 1.4, 1.5, respectivement) sont transcendantes, il est donc impossible d'extraire directement le courant à partir de la tension et des paramètres (Le courant  $I$  figure simultanément dans le premier membre et dans l'exponentiel du second). Ainsi, il n'est pas trivial de remplir la fonction de `i_from_vect(vector, exp_vol)` qui est censée calculer le courant à partir d'un vecteur solution et d'un ensemble de voltages. Pour résoudre ce problème, plusieurs méthodes ont été utilisées initialement avec des approches d'approximation analytique ou itérative [40, 41, 42]. Ces méthodes sont approximatives mais permettent de trouver la solution explicitement avec des fonctions élémentaires (Développement Taylor par exemple). Dans notre cas, on fait recours à la méthode de Jain et Kapoor (2004) [43, 44] qui utilise la fonction  $W$  de Lambert pour une solution analytique exacte de ces équations.

### 3.2.1 Définition

La "fonction  $W$ " de Lambert est définie comme l'inverse de la fonction  $w \rightarrow f(w) = we^w$ , où  $w = W_k(z) \mid z \in \mathbb{C}$ . La fonction  $f$  n'étant pas surjective, la fonction  $W_k(z)$  est donc *multivaluée* et comprends plusieurs branches indexées par  $k$  ( $W_0$  est choisie comme branche principale). Si  $x \in \mathbb{R}$  et  $-1/e \leq x < 0$ , il existe deux valeurs réelles possible de  $W(x)$  (figure 3.1).

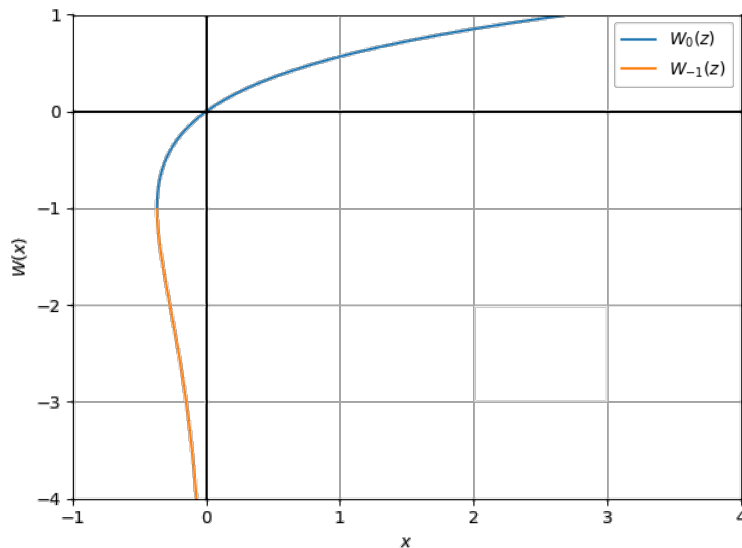


FIGURE 3.1 – Les deux branches réelles de  $W(x)$  lorsque  $x$  est réel

### 3.2.2 Évaluation de la fonction $W$

Le fait qu'il n'existe pas de fonctions mathématiques élémentaires donnant explicitement  $W(z)$  est remédié par l'existence de plusieurs *algorithmes de recherche des zéros* permettant le calcul des valeurs de n'importe quelle branche de la fonction  $W$ . Dans notre cas spécifique, la bibliothèque scientifique *scipy* de Python fournit une fonction  $W$  implémentée par l'itération de Halley qui est un

exemple d'une méthode de classe "Householder"<sup>1</sup>. La méthode de Halley a été appliquée à la fonction  $W$  par Corless et al. [45] donnant le schéma itératif suivant :

$$w_{j+1} = w_j - \frac{w_j e^{w_j} - z}{e^{w_j}(w_j + 1) - \frac{(w_j+2)(w_j e^{w_j} - z)}{2w_j+2}} \quad (3.2)$$

Un exemple basique de l'utilisation de cette méthode en Python est le suivant :

---

```
1 import numpy as np
2 from scipy.special import lambertw # scipy fournit la fonction W
3
4 z = np.linspace(-1/np.e, 3, 1000) # évaluons W entre -1/e et 3
5 w0 = lambertw(z, 0) # choisir la branche principale
```

---

### 3.2.3 Résolution des modèles simple et double diode par la fonction $W$

Depuis la définition de la fonction  $W$ , la solution d'une équation  $xe^x = a$  est  $x = W(a)$ . En effectuant des manipulations algébriques élémentaires sur le modèle simple diode (equation 1.4), Jain et Kapoor ont montré que l'expression explicite du courant en fonction des paramètres et de la tension est :

$$I = \frac{R_{sh}(I_0 + I_{PV}) - V}{R_s + R_{sh}} - \frac{W\left(\frac{R_s I_0 R_{sh}}{a V_{th}(R_s + R_{sh})} e^{\left(\frac{R_{sh}(R_s I_{PV} + R_s I_0 + V)}{a V_{th}(R_s + R_{sh})}\right)}\right) a V_{th}}{R_s} \quad (3.3)$$

On remarque bien que le second membre ne contient nul part un terme de courant  $I$  et que le courant est donné entièrement en fonction des paramètres du modèle et du voltage. Il faut noter aussi que le terme de la fonction  $W$  est sous risque d'un dépassement et de retourner des valeurs infinies. Pour des raisons de stabilité numérique on utilise la notion de *Conductance Shunt* :  $C_{sh} = \frac{1}{R_{sh}}$  car cette résistance prend souvent de valeurs  $\gg 1$  ce qui entraîne un risque de divergence des calculs<sup>2</sup>. Avec la substitution de la conductance shunt, si  $R_{sh} \rightarrow \infty$  alors  $C_{sh} \rightarrow 0$  ce qui assure la stabilité du calcul numérique.

Le modèle double diode (équation 1.5) contient un terme exponentiel pour chaque diode. De la même manière que Jain et Kapoor on retrouve explicitement l'expression du courant avec deux termes de la fonction  $W$  (equation 3.4).

$$I = \frac{R_{sh}(I_{01} + I_{02} + I_{PV}) - V}{R_s + R_{sh}} - \frac{a_1}{2R_s} W\left(\frac{R_s R_{sh}(I_{01} + I_{02})}{a_1(R_s + R_{sh})} e^{\left(\frac{R_{sh}(R_s I_{PV} + R_s I_{01} + R_s I_{02} + V)}{a_1(R_s + R_{sh})}\right)}\right) - \frac{a_2}{2R_s} W\left(\frac{R_s R_{sh}(I_{01} + I_{02})}{a_2(R_s + R_{sh})} e^{\left(\frac{R_{sh}(R_s I_{PV} + R_s I_{01} + R_s I_{02} + V)}{a_2(R_s + R_{sh})}\right)}\right) \quad (3.4)$$

## 3.3 Utilisation de l'outil *DEPV*

Dans ce projet, nous avons développé une bibliothèque en Python appelée *DEPV* fournissant une interface permettant de lancer des calculs avec la technique de l'ED sur n'importe quelles cellule, à condition d'avoir accès aux données expérimentales. On fournit la fonction `read_csv()` qui permet à l'utilisateur d'extraire les points expérimentaux de la caractéristique IV (voltage en abscisses et courant en ordonnées) à partir d'un fichier .txt ou .csv. Nous fournissons aussi une classe *DE* qui gère

---

1. La méthode de Newton est un exemple d'une méthode de Householder

2. On trouve souvent des valeurs larges de résistance shunt, ce qui explique l'existence dans la littérature de plusieurs modèles utilisant la simplification  $R_{sh} = +\infty$

tous les calculs. Il suffit de lui donner les paramètres nécessaires tel que les bornes de l'espace de recherche et le fichier contenant les données expérimentales. Pour plus de contrôle sur les paramètres de l'algorithme, la classe DE expose plusieurs variables à travers son "constructeur". Le prototype de la fonction constructrice ou `__init__()` de la classe DE est le suivant :

---

```

1  def __init__(self, bounds, ivdata, Ns, Np, temp, popsize=100, maxiter=200, mutf=0.7, crossr=0.8):
2      """
3          :param bounds: Dictionary of bounds in this form {'rp': [lower, upper], 'rs': [lower, upper] ...}
4          :param ivdata: [Voltages, Currents]
5          :param Ns: Number of cells in series
6          :param Np: Number of cells in parallel
7          :param temp: Temperature
8          :param popsize: Population size
9          :param maxiter: Maximum number of generations
10         :param mutf: Mutation Factor F
11         :param crossr: Crossover Rate CR
12         """

```

---

Notons les valeurs prise par défaut pour la taille de la population  $N_P = 100$ , le nombre de générations maximal  $Gen_{max} = 200$ , le facteur de mutation  $F = 0.7$  et le taux de croisement  $CR = 0.8$ . Si l'utilisateur ne fournit pas explicitement ces paramètres, les valeurs par défaut sont alors utilisées. Pour appliquer l'Évolution Différentielle avec succès sur les modèles à diodes, il faut savoir choisir les bonnes valeurs de paramètres de contrôle  $CR, F$  et  $N_P$ . Il n'existe pas de règle stricte mais Storn et Price [39] donnent quelques indications. En ce qui concerne le facteur de mutation  $F$ , les valeurs  $F \geq 1$  ne sont pas fiables et souvent convergent très lentement par rapport aux  $F < 1$ . Cependant, Zaharie (2002) [46] constate une borne inférieure de  $F > 0.4$ . Puisque l'opération de *sélection* tend à réduire la diversité dans la population, le rôle de la *mutation* et de balancer cette pression exercée sur la population et tend à augmenter la diversité. Si  $F$  est trop petit, l'ED peut converger de manière prématurée même avec l'absence de la pression sélective. En ce qui concerne le taux de croisement  $CR$ , Salomon (1996) [47] a démontré les limites d'un  $CR$  trop petit et par conséquent Storn et Price recommandent des valeurs de  $CR$  proche de 1. Reste à choisir la taille de la population  $N_P$ , généralement  $10D \leq N_P \leq 20D$  est recommandé mais dans notre cas on optera à  $N_P = 100$ . Un exemple d'exécution de la classe DE sur la cellule est le suivant :

---

```

1  # On importe la classe DE et la fonction read_csv()
2  from objects import DE, read_csv
3
4  # Bornes de l'espace de recherche
5  bornes = {'rp': [2, 100],
6            'rs': [0, 1],
7            'a': [1, 2],
8            'i0': [1e-07, 1e-04],
9            'ipv': [0, 10]}
10
11 # Température en K et nombre de cellules en serie et en parallele
12 T = 33 + 275.15
13 Ns, Np = 1, 1
14
15 # Données expérimentales disponible dans un fichier .csv
16 exp = read_csv("data/RTC33D1000W.csv")
17
18 # On crée un objet DE pour utiliser ces données et effectuer le calcul
19 RTC = DE(b, exp, Ns, Np, T)
20
21 # On lance le calcul
22 RTC.solve()
23
24 # Traçage des graphes et résultats
25 RTC.plot_fit_hist()
26 RTC.plot_result(print_params=True)

```

---

Si on veut utiliser le modèle double diode, il suffit de donner 7 intervalles au lieu de 5 comme premier argument. DEPV reconnaît automatiquement le modèle à utiliser à partir de la taille du dictionnaire bornes fournit à la classe DE :

---

```

1 bornes = {'rp': [2, 100],
2           'rs': [0, 1],
3           'a1': [1, 2],
4           'a2': [1, 2],
5           'i01': [1e-7, 1e-5],
6           'i02': [1e-7, 1e-5],
7           'ipv': [0, 5]}
8
9 T = 45 + 275.15
10 Ns, Np = 36, 1
11 exp = read_csv("data/PWP.csv")
12 PWP = DE(bornes, exp, Ns, Np, T)
13 PWP.solve()
14 PWP.plot_result(print_params=True)

```

---

### 3.3.1 Interface graphique

L'interface programmatique offerte par la classe DE permet à l'utilisateur d'inclure sa fonctionnalité dans ses propres scripts pour n'importe quelle application. On peut par exemple effectuer des études statistiques sur le comportement et la performance de cette classe en l'exécutant sous d'autres codes. Ceci nous permettra plus tard d'étudier la cohérence des résultats retrouvés par cette méthode et quantifier sa performance et le temps de calcul en fonction des inputs.

Dans le cas où on n'a pas besoin d'accéder à cette fonctionnalité programmatiquement et qu'on veut juste retrouver les résultats immédiatement, il suffit d'utiliser directement l'interface graphique de DEPV. On a toujours besoin de fournir le fichier contenant les données expérimentales, la température, les bornes et les cellules en série et en parallèle (figure 3.2). Les résultats et les graphes sont affichés par l'interface dans la figure 3.3

The screenshot shows the 'Main' window of the DEPV tool. It features a list of input parameters on the left and a table for lower and upper bounds on the right. The 'Calculate' button is at the bottom.

	Lower Bound	Upper Bound
Shunt Resistance Rp:	2	100
Series Resistance Rs:	0	1
Ideality Factor a:	1	2
Saturation Current I0:	1e-07	1e-04
Photocurrent Ipv:	0	10
Temperature (°C):	33	
Number of cells in series	1	
Number of cells in parallel	1	
I-V curve file location:	Select File	

Calculate

FIGURE 3.2 – Interface principale de l'outil DEPV avec les champs texte pour insérer les bornes, la température, les cellules en séries/parallèle et le fichier .csv contenant les données expérimentales

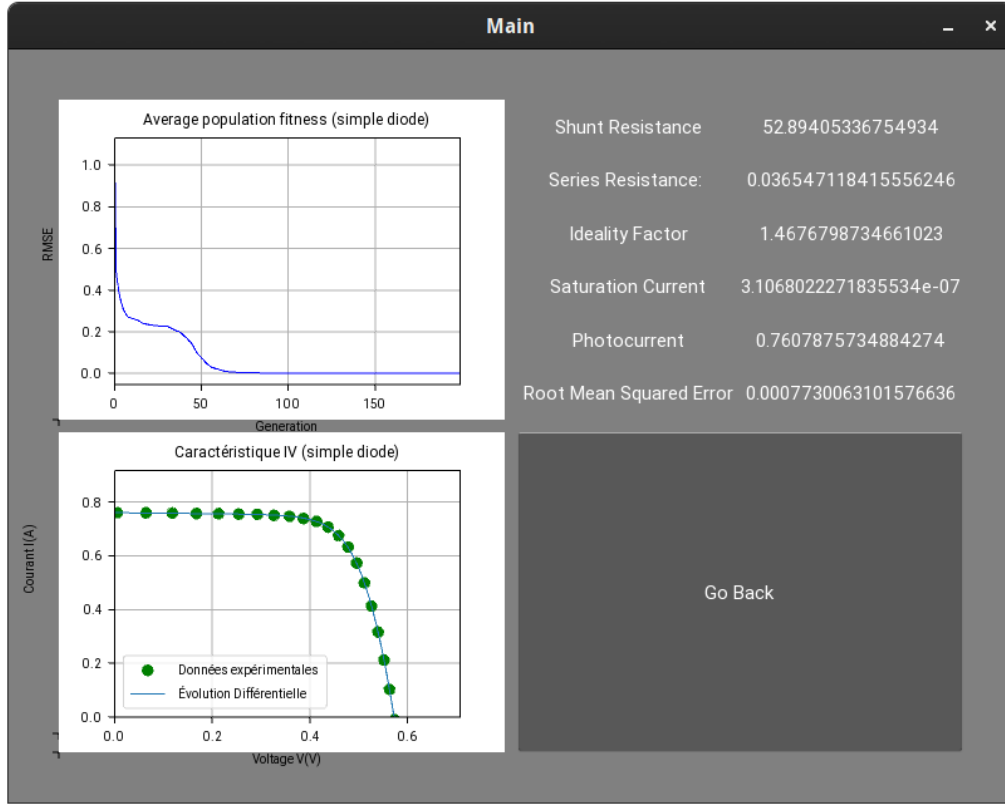


FIGURE 3.3 – Graphes et résultats affichés par DEPV pour la cellule RTC France 57 mm

### 3.4 Stratégie métaheuristique

Comme on l'a déjà mentionné, la sélection des paramètres de l'ED, notamment le Facteur de Mutation  $F$  et le taux de croisement  $CR$ , reste assez arbitraire et empirique malgré son influence déterminante sur la convergence de la technique. Bien que Storn et Price [39] recommandent des valeurs de  $F$  proche de 1 et que les limites déterminées par Zaharie et al. [46] sont souvent correctes, il existe des cas atypiques comme l'estimation des états fondamentaux des agrégats  $Si_x - H$  par Chakraborti et al. (2001) [48]. Dans leur cas, l'ED a réussi à minimiser l'énergie des agrégats atomiques avec des facteurs de mutation entre 0.0001 et 0.4.

On propose donc une technique de méta-optimisation permettant de déterminer ces paramètres sans faire recours à l'arbitraire/l'empirique. Cette solution consiste à utiliser l'ED à un niveau plus haut pour déterminer les paramètres à utiliser pour l'ED usuelle pour l'estimation des paramètres comme on a décrit dans le chapitre précédent. Le nouvel espace de recherche est donc à deux dimensions seulement ( $F$  et  $CR$ ) et par conséquent n'a besoin que d'une population de  $10 \times D = 20$  vecteurs solutions. En effet, chaque vecteur solution représente une instance entière d'Évolution Différentielle avec des  $F$  et  $CR$  différents. La fonction objectif est simplement la valeur fitness du meilleur résultat obtenu avec un  $F$  et  $CR$  spécifique. Il est vrai que cette technique apparaît très coûteuse en termes de calcul, puisque dans ce cas, chaque vecteur solution ne pourra être évalué qu'après sa propre instance d'ED ait convergé. Dans l'ED "standard" décrite dans le chapitre 2, une instance effectue  $N_P \times Gen_{max} = 100 \times 200 = 20000$  évaluations de la fonction objectif. Avec cette ED "d'ordre supérieur", le nombre d'évaluations sera  $N_P^{higher\ order} \times Gen_{max}^{higher\ order} \times 20000$ . Ce qui correspond à  $2 \times 10^6$  évaluations pour  $N_P^{higher\ order} = 20$  et  $Gen_{max}^{higher\ order} = 50$ . En revanche, une seule exécution de cette technique au préalable est nécessaire. Les valeurs obtenues avec cette technique peuvent par la suite être réutilisées plusieurs fois avec l'ED standard et seulement les 20000 évaluations. La nature coûteuse de cette technique est donc moins problématique puisque elle n'est utile que dans les cas où les ressources en capacité de calcul et en temps ne sont pas déterminantes. Par ailleurs, l'utilisation de

cette technique permet de choisir les paramètres optimaux et donc à accélérer la convergence pour les cas où la rapidité des calculs est effectivement essentielle (Estimation des paramètres en temps réel par exemple). Le pseudo-code de cette technique est présenté dans l'algorithme 2. Notons que dans la ligne 26, l'évaluation de la fonction objectif  $f(V_{j,gen})$  contient une instance entière de l'algorithme 1 avec le facteur de mutation et taux de croisement fournis par le vecteur  $V_{j,gen}$ .

---

**Algorithme 2 :** Stratégie métaheuristique pour déterminer  $F$  et  $CR$

---

```

1   $CR^{higher\ order} \leftarrow$  Taux de croisement;
2   $D^{higher\ order} \leftarrow$  Dimensions de l'espace de recherche (2 dans ce cas);
3   $N_p^{higher\ order} \leftarrow$  Nombre de population ( $10 \times D$ );
4   $gen = 0$ ;
5  Initialisation de la population  $P_0 = [V_0, V_1, \dots, V_{N_p}]$ ;
6  for  $i = 0$  to  $N_p$  do
7       $V_{min} = [V_{F,min}, V_{CR,min}]$ ;
8       $V_{max} = [V_{F,max}, V_{CR,max}]$ ;
9       $V_i = V_{min} + \text{rand}[0, 1](V_{max} - V_{min})$ ;
10 end for
11 while  $gen < gen_{max}$  do
12     for  $j = 0$  to  $N_p$  do
13          $V_{j,gen} = [V_{F,j,gen}, V_{CR,j,gen}]$ ;
14         Choisir le vecteur de base et deux vecteurs aléatoires  $V_{r1}$  et  $V_{r2} \in P_{gen}$ ;
15          $V_{base} = V \in P_{gen} \mid \forall (K \in P_{gen}), f(V) \leq f(K)$ ;
16         Mutation :
17          $M_{j,gen} = V_{base} + F^{higher\ order}(V_{r1} - V_{r2})$ ;
18         Croisement :
19          $T_{j,gen} = [T_{F,j,gen}, T_{CR,j,gen}]$ ;
20         if  $\text{rand}[0, 1] < CR^{higher\ order}$  or  $j = j_{rand}$  then
21              $T_{i,j,gen} = M_{i,j,gen}$ ;
22         else
23              $T_{i,j,gen} = V_{i,j,gen}$ ;
24         end if
25         Sélection :
26         if  $f(T_{j,gen}) < f(V_{j,gen})$  then
27              $V_{j,gen+1} = T_{j,gen}$ ;
28         else
29              $V_{j,gen+1} = V_{j,gen}$ ;
30         end if
31     end for
32      $gen = gen + 1$ ;
33 end while

```

---

### 3.5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons synthétisé l'ED avec les modèles à diodes à l'aide de la fonction W de Lambert. Dans ce qui suit nous allons montrer les résultats de cette technique et une étude comparative de cette méthode avec les autres techniques de l'état de l'art. La stratégie métaheuristique qu'on vient de présenter sera aussi comparée avec l'ED standard pour essayer de quantifier les gains en performance de la méthode.



## Chapitre 4

### Résultats et analyse

#### 4.1 Introduction

Dans ce chapitre final nous allons analyser et discuter les résultats de l'application de l'ED. Les cas d'études considérés sont une cellule très largement étudiée dans la littérature (R.T.C France 57 mm) et des module PV en mono-Si (Schutten Solar STM6-40/36) et poly-Si (Photowatt-PWP 201). On effectue aussi une analyse sur la stabilité et cohérence de la méthode avant de conclure avec une comparaison entre la méthode standard et la stratégie métaheuristique proposée à la fin du troisième chapitre. Tous les calculs ont été effectués et les résultats obtenus avec *Python 3.8.3* (implémentation standard *CPython*) et un processeur *Intel i5-7200U* avec une fréquence d'horloge maximale de 3.1GHz sous le système d'exploitation *Arch Linux x86\_64* Kernel version 5.7.2 *arch1-1*.

#### 4.2 Cas d'études et résultats

##### 4.2.1 Cas 1 : Cellule 57-mm de R.T.C France

Ce premier cas d'étude concerne la cellule en silicium de R.T.C France avec un diamètre de 57 mm qui a été très largement étudiée dans la littérature. Sa courbe caractéristique a été mesurée dans des conditions de température  $T = 33^\circ\text{C}$  et irradiance solaire  $1000\text{W m}^{-2}$  et comprend 26 points expérimentaux dont 20 est dans le premier quadrant.

##### Simple diode

Le tableau 4.1 montre le bornes de l'espace de recherche et figure 4.1 prouve que la caractéristique expérimentale et calculée par l'ED sont graphiquement quasi-identiques. Figure 4.1.b montre l'évolution de la moyenne des valeurs de fitness des vecteurs évalués par la fonction objectif dans chaque génération consécutive. On constate que dès la 50<sup>ème</sup> génération, l'ED a pratiquement déjà convergé.

Le tableau 4.2 présente une comparaison entre l'ED et d'autre méthodes simple diode appliquées à la cellule R.T.C France. On constate que les valeurs retrouvées par l'ED sont assez proches de celles des autres travaux. En effet, l'ED parvient à une erreur RMSE de  $7.7692 \times 10^{-4}$  qui est supérieure aux autres techniques similaire comme les essais particuliers [49], l'algorithme des colonies d'abeilles artificielles [50] et l'ED à trois points [38]. Les résultats les moins précis sont ceux de la méthode de Newton à moindres carrés [21] et l'algorithme génétique [50].

TABLEAU 4.1 – Bornes utilisées de l'espace de recherche pour le modèle simple diode pour le cellule R.T.C France

Paramètre	$R_s$	$R_p$	$a$	$I_0$	$I_{PV}$
Borne supérieure	1	100	2	$1 \times 10^{-6}$	10
Borne inférieure	0	2	1	$1 \times 10^{-7}$	0



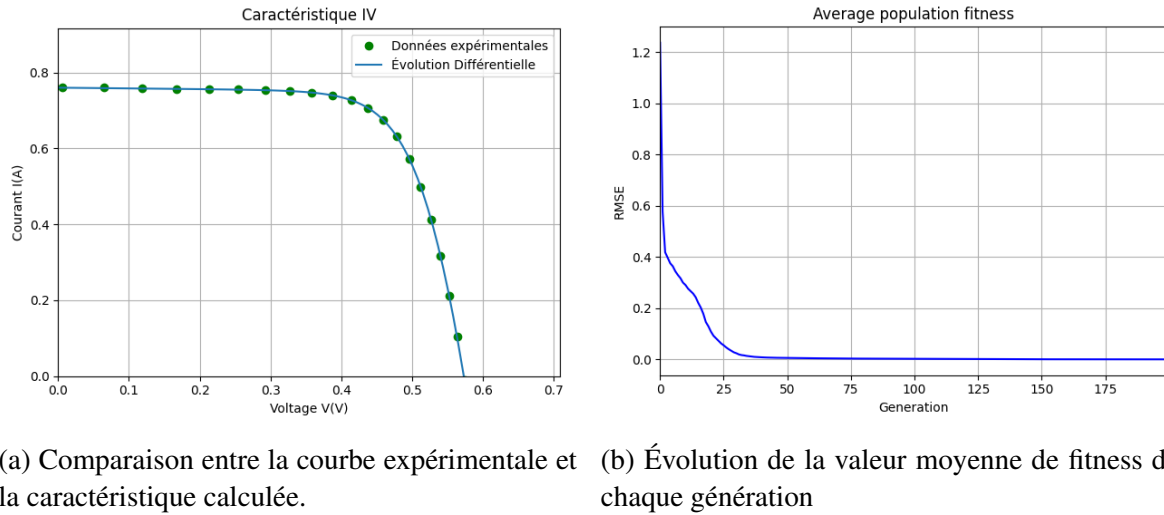


FIGURE 4.1 – Résultats de l’ED appliquée sur la cellule R.T.C France 57 mm avec le modèle simple

TABLEAU 4.2 – Comparaison de l’ED avec d’autres méthodes utilisant le modèle simple diode appliquées à la cellule R.T.C France 57 mm dans la littérature

Paramètres	Référence	$R_s$ ( $\Omega$ )	$R_p$ ( $\Omega$ )	$a$	$I_0$ ( $\mu A$ )	$I_{PV}$ (A)	RMSE
ED (simple diode)		0.0363	54.1134	1.4709	0.3209	0.7607	$7.7692 \times 10^{-4}$
ED3P	[38]	0.0363	54.1924	1.4798	0.3191	0.7607	$8.1291 \times 10^{-4}$
PSO	[49]	0.0363	53.8550	1.4816	0.3245	0.7607	$9.8606 \times 10^{-4}$
ABC	[50]	0.0364	53.6433	1.4817	0.3251	0.7608	$9.8620 \times 10^{-4}$
Newton	[21]	0.0364	53.7634	1.4837	0.3223	0.7608	$9.70 \times 10^{-3}$
GA	[50]	0.0299	42.3729	1.5751	0.8087	0.7619	$1.90 \times 10^{-2}$

## Double diode

En ce qui concerne le modèle double diode, les paramètres sont contraints dans les limites dans le tableau 4.3. La courbe caractéristique obtenue par le modèle double diode est montrée dans la figure 4.2 Les résultats de l’ED en double diode sont comparés avec ceux de quelques autres méthode dans le tableau 4.4. La lenteur relative de la convergence du modèle double diode (nécessitant environ 100 générations) par rapport avec le simple diode, qui converge en moins de 50 générations, est due au nombre de paramètres supérieur du double diode ( $D = 7$ ). Toutefois, le gain en précision est marginal puisque la RMSE du simple diode ( $7.7692 \times 10^{-4}$ ) est très proche de celle du double diode ( $7.63 \times 10^{-4}$ ). Le modèle simple diode est donc supérieur grâce à son efficacité en termes de temps de calcul.

### 4.2.2 Cas 2 : Module monocristallin Schutten Solar STM6-40/36

Nous nous concernons dans ce deuxième cas d’étude du module monocristallin Schutten Solar STM6-40/36 composé de 36 cellules ( $156\text{mm} \times 156\text{mm}$ ) en série. Les données expérimentales ont été prises à une température de  $51^\circ\text{C}$  et des conditions d’irradiation de  $1000\text{W m}^{-2}$ . Les données expérimentales sont 18 points dans la majorité se retrouve dans les régions de puissance maximale et court-circuit.

TABLEAU 4.3 – Bornes de l’espace de recherche à 7 dimensions pour la cellule R.T.C France 57mm

Paramètre	$R_s$	$R_p$	$a_1$	$a_2$	$I_{01}$	$I_{02}$	$I_{PV}$
Borne supérieure	1	100	2	2	$1 \times 10^{-4}$	$1 \times 10^{-4}$	10
Borne inférieure	0	2	1	1	$1 \times 10^{-7}$	$1 \times 10^{-7}$	0

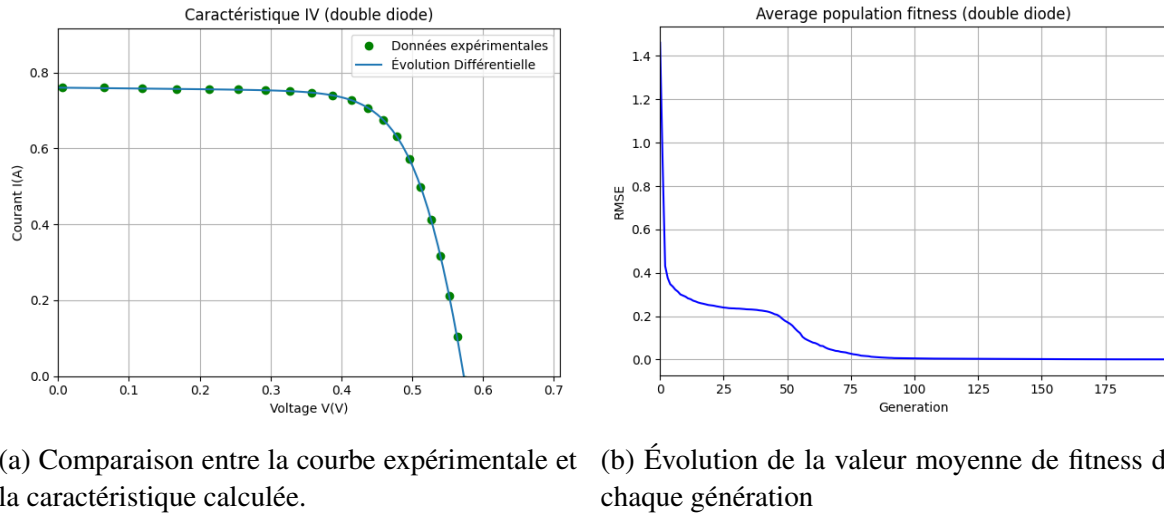


FIGURE 4.2 – Résultats de l’ED appliquée sur la cellule R.T.C France 57 mm avec le modèle double diode.

TABLEAU 4.4 – Comparaison de l’ED avec d’autres méthodes dans la littérature utilisant le modèle double diode sur la cellule R.T.C France 57mm

Paramètres	Référence	$R_s (\Omega)$	$R_p (\Omega)$	$a_1$	$a_2$	$I_{01} (A)$	$I_{02} (A)$	$I_{PV} (A)$	$RMSE$
ED (double diode)		0.02061	51.9345	1.87579	1.43602	$4.2322 \times 10^{-7}$	$1.8726 \times 10^{-7}$	0.76055	$7.63 \times 10^{-4}$
ABC	[50]	0.0364	53.7804	1.4495	1.4885	$4.07 \times 10^{-8}$	$2.874 \times 10^{-7}$	0.7608	$9.861 \times 10^{-4}$
PSO	[51]	0.05861	18.2106	1.00012	1.00091	$2.8601 \times 10^{-10}$	$1 \times 10^{-12}$	0.7633	$8.1646 \times 10^{-3}$
GSA	[52]	0.02914	51.116	1.6087	1.62889	$6.60621 \times 10^{-7}$	$4.55149 \times 10^{-7}$	0.76886	$5.91958 \times 10^{-3}$

## Simple diode

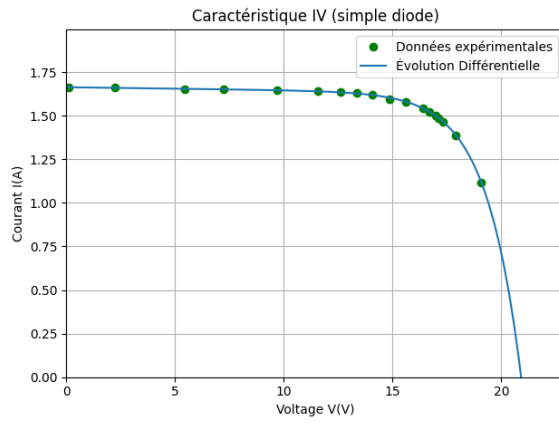
Une comparaison des résultats de l’ED à simple diode avec d’autres méthodes est présentée dans le tableau 4.5. La correspondance de la caractéristique calculée par l’ED aux points expérimentaux est démontrée graphiquement dans la figure 4.3. Malgré la distribution irrégulière des points, l’ED arrive à produire une solution précise. Sa précision est de même ordre de grandeur que ED3P [38] mais elle est supérieure aux techniques des colonies des abeilles artificielles (ABC) [50], de sa version améliorée par Oliva et al. (CIABC) [53] et Chaotic Whale Optimization Algorithm (CWOA) [54].

## Double diode

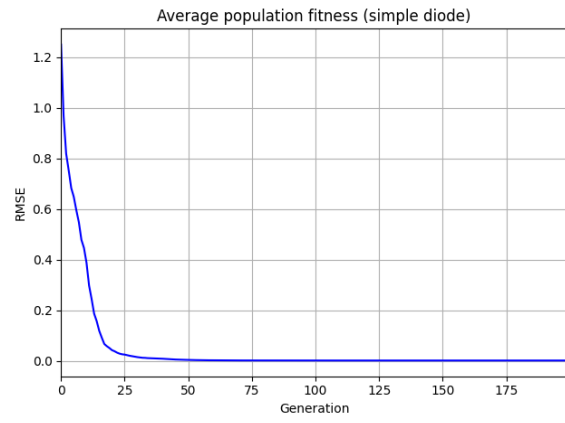
Les courbes caractéristique et de convergence résultantes du modèle double diode sur le module STM6-40/36 sont montrées dans la figure 4.4. Les paramètres retrouvés par l’ED sont présentés dans le tableau 4.7 avec deux autres techniques : La colonie d’abeilles artificielle et les essais particuliers. Le tableau 4.6 montre les bornes utilisées comme limites de l’espace de recherche. Notons la similarité des qualités des résultats du modèle simple et double diode. Le modèle double diode donne des résultats aussi précis que le simple diode ( $1.7724 \times 10^{-3}$  contre  $1.7721 \times 10^{-3}$  pour l’ED simple diode) et les deux modèles convergent de manières très similaires.

TABLEAU 4.5 – Comparaison de l’ED (simple diode) avec d’autres méthodes dans la littérature sur le module STM6-40/36

Paramètres	Référence	$R_s (m\Omega)$	$R_p (\Omega)$	$a$	$I_0 (\mu A)$	$I_{PV} (A)$	$RMSE$
ED (simple diode)		0.2801	16.5854	1.5571	2.8049	1.6633	$1.7721 \times 10^{-3}$
ED3P	[38]	0.4186	16.7328	1.5656	2.7698	1.6632	$1.7740 \times 10^{-3}$
ABC	[50]	4.99	15.206	1.4866	1.5	1.6644	$1.838 \times 10^{-3}$
CIABC	[53]	4.4	15.617	1.4976	1.6642	1.6760	$1.819 \times 10^{-3}$
CWOA	[54]	5	15.4	1.5	1.6338	1.7	$1.800 \times 10^{-3}$

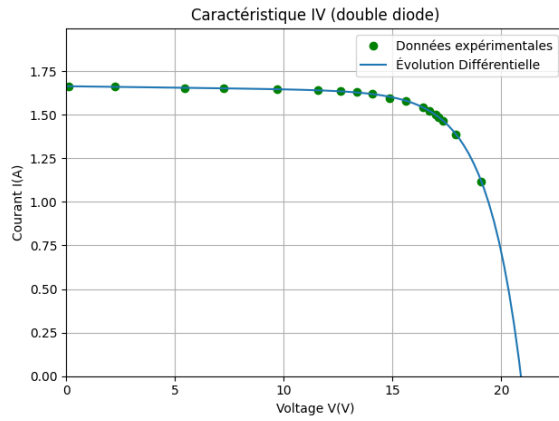


(a) Correspondence de l'ED aux données expérimentales. La distribution non-optimale des points n'entrave pas la convergence.

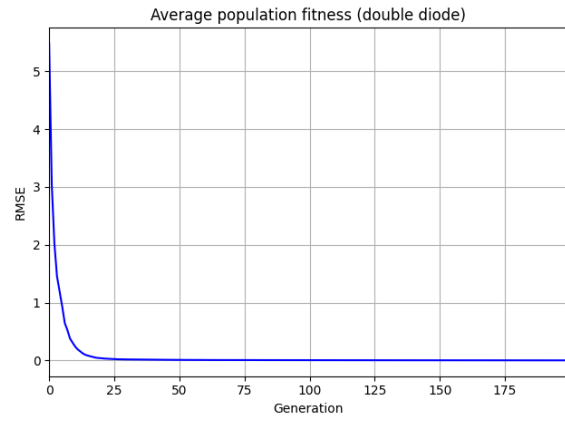


(b) Évolution de la valeur moyenne de fitness de chaque génération. L'ED est convergente dès la 50<sup>ème</sup> itération.

FIGURE 4.3 – Résultats de l'ED simple diode appliquée sur au module Schutten Solar STM6-40/36



(a) Correspondence de l'ED aux données expérimentales.



(b) Évolution de la valeur moyenne de fitness de chaque génération.

FIGURE 4.4 – Résultats de l'ED double diode appliquée au module Schutten Solar STM6-40/36

TABLEAU 4.6 – Limites de l'espace de recherche pour l'ED double diode sur le module photovoltaïque STM6-40/36

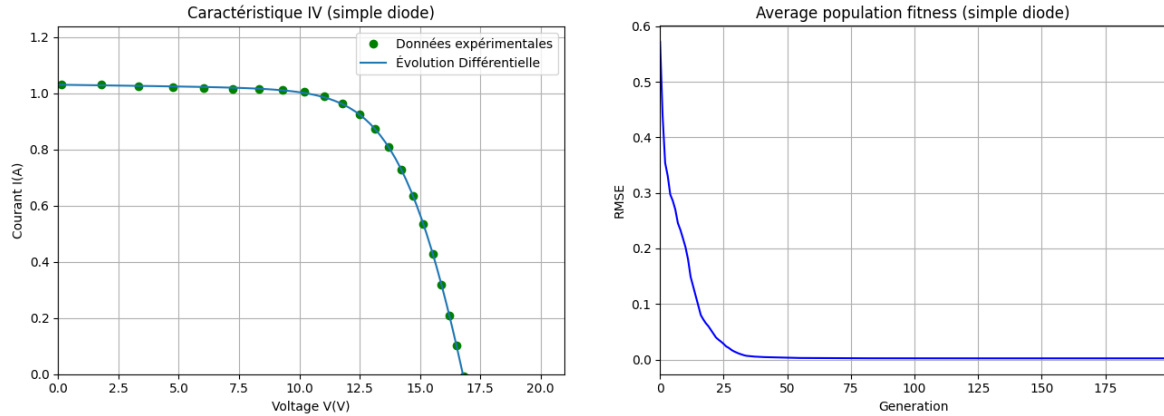
Paramètre	$R_s$	$R_p$	$a_1$	$a_2$	$I_{01}$	$I_{02}$	$I_{PV}$
Borne Supérieure	1	100	2	2	$1 \times 10^{-4}$	$1 \times 10^{-4}$	10
Borne inférieure	0	2	1	1	0	0	0

TABLEAU 4.7 – Comparaison de l'ED (double diode) avec d'autres méthodes sur le module photovoltaïque STM6-40/36

Paramètres	Référence	$R_s$ ( $\Omega$ )	$R_p$ ( $\Omega$ )	$a_1$	$a_2$	$I_{01}$ (A)	$I_{02}$ (A)	$I_{PV}$ (A)	RMSE
ED (double diode)		0.0177	16.7050	1.9049	1.52461	$1.006 \times 10^{-6}$	$2.9858 \times 10^{-6}$	1.6633	$1.7724 \times 10^{-3}$
ELPSO	[55]	0.0138	16.8580	1.8706	1.16648	$1.670 \times 10^{-8}$	$6.21092 \times 10^{-6}$	1.6648	$1.8307 \times 10^{-3}$
ABC	[55]	0.03434	26.0613	1.9851	1.4687**	$8.938 \times 10^{-6}$	$1 \times 10^{-12}$	1.66347	$2.0538 \times 10^{-3}$

TABLEAU 4.8 – Comparaison de l'ED avec d'autres méthodes simple diode dans la littérature sur le module Photowatt-PWP 201

Paramètres	Référence	$R_s$ (m $\Omega$ )	$R_p$ ( $\Omega$ )	$a$	$I_0$ ( $\mu$ A)	$I_{PV}$ (A)	RMSE
ED (simple diode)		0.0343	22.8238	1.3139	2.6380	1.0314	$2.0529 \times 10^{-3}$
ED3P	[38]	0.0347	19.3720	1.3002	2.1247	1.0335	$2.4227 \times 10^{-3}$
ISCE	[56]	0.0333	27.2772	1.3512	3.4823	1.0305	$2.4251 \times 10^{-3}$
CIABC	[57]	0.0333	27.2772	1.3512	3.4822	1.0305	$2.425 \times 10^{-3}$
Newton	[21]	0.0335	15.2625	1.3458	3.2876	1.0318	$5.6010 \times 10^{-1}$



(a) Caractéristique expérimentale et calculée du module polycristallin Photowatt-PWP 201. (b) Courbe de convergence de L'ED. Notons la convergence rapide (avant < 100 itérations)

FIGURE 4.5 – Résultats de l'ED simple diode appliquée sur le module Photowatt PWP-201

### 4.2.3 Cas 3 : Module polycristallin Photowatt-PWP 201

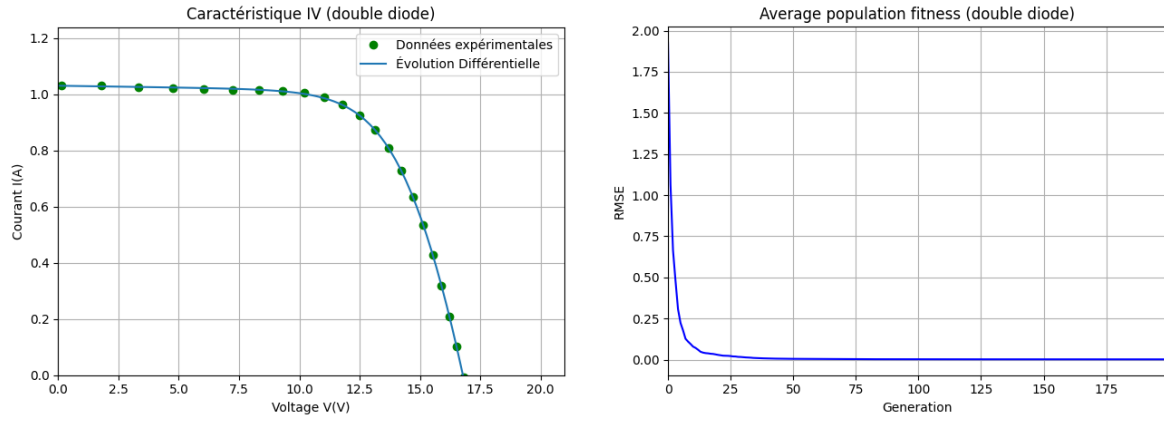
Le 3<sup>ème</sup> cas concerne le module polycristallin Photowatt-PWP 201 composé de 36 cellules en série. Les données expérimentales ont été prises dans des conditions d'irradiation de  $1000 \text{ W m}^{-2}$  et une température de  $T = 45^\circ \text{C}$ . Pour ce cas d'étude on dispose de 25 points expérimentaux assez bien distribués dans le premier quadrant.

#### Modèle simple diode

Le tableau 4.8 compare les résultats obtenus par Évolution Différentielle contre d'autres méthodes simple diode dans la littérature. Les valeurs des paramètres simple diode retrouvées par l'ED sont très similaires aux autres, mais sont plus précises en termes de RMSE. Figure 4.5 montre la courbe caractéristique calculée (a) et la courbe de convergence de l'ED (b). Les bornes de l'espace de recherche sont identiques à celle de la cellule R.T.C France (Tableau 4.1) sauf pour le courant de saturation qu'on limite à  $1 \times 10^{-7} \leq I_0 \leq 1 \times 10^{-5}$ .

#### Modèle double diode

Les bornes des deux facteurs d'idéalité et des deux courants de saturation sont identiques à celles du modèle simple diode. Figure 4.6 montre la courbe caractéristique IV et la convergence de l'ED avec double diode. Le tableau 4.9 compare l'ED à double diode avec la technique d'essais particuliers de Jordehi 2016 *Time Varying Acceleration Coefficients PSO* [51]. Le modèle double diode est plus précis que la méthode TVACPSO et l'ED à simple diode avec une RMSE de  $1.50208 \times 10^{-3}$  et converge même dans moins d'itérations. Le modèle double diode est donc supérieur dans le cas du module Photowatt-PWP 201.



(a) Caractéristique expérimentale et calculée du module polycristallin Photowatt-PWP 201. (b) Courbe de convergence de L'ED. Notons la convergence rapide (avant < 100 itérations)

FIGURE 4.6 – Résultats de l'ED double diode appliquée sur au module Photowatt PWP-201

TABLEAU 4.9 – Comparaison de l'ED avec d'autres méthodes double diode sur le module photovoltaïque Photowatt-PWP 201

Paramètres	Référence	$R_s (\Omega)$	$R_p (\Omega)$	$a_1$	$a_2$	$I_{01} (A)$	$I_{02} (A)$	$I_{PV} (A)$	RMSE
ED (double diode)		0.8604	19.2098	1.2165	1.5326	$1.6785 \times 10^{-7}$	$2.6073 \times 10^{-6}$	1.03193	$1.50208 \times 10^{-3}$
TVACPSO	[51]	1.2356	22.8236	1.3210	2.7778	$2.6381 \times 10^{-6}$	$1 \times 10^{-12}$	1.03143	$2.0530 \times 10^{-3}$

#### 4.2.4 Remarques

Le modèle double diode contient deux termes exponentiels nécessitant deux évaluations de la fonction  $W$  de Lambert pour chaque point expérimental, ce qui est relativement coûteux d'un point de vue de calcul numérique. Par ailleurs, puisque tous les paramètres sont traités indépendamment des autres, l'espace de recherche est effectivement à 7 dimensions. Puisque la qualité des résultats des modèles simple et double diode est quasi-identique dans le cas de la cellule R.T.C France (Tableaux 4.2 et 4.4 respectivement) ainsi que pour le module photovoltaïque monocristallin Schutten Solar STM6-40/36 (Tableaux 4.5 et 4.7), on constate que le modèle simple diode est très adéquat en terme de précision et supérieur en terme d'efficacité et rapidité de calcul.

### 4.3 Analyse et cohérence de l'ED

La performance supérieure démontrée par l'ED par rapport aux autres algorithmes provient probablement de ses capacités à la *recherche globale* et l'auto-adaptation permise par les vecteurs de différences qui permettent au début d'explorer tout l'espace de recherche, et se raffinent progressivement pour optimiser la recherche locale dans la région du minimum global. L'existence d'une multitude de minimums locaux est démontrée dans la figure 4.7 où on a projeté l'espace de recherche 5-dimensionnel sur 2 dimensions au voisinage du minimum global. On fait varier le facteur d'idéalité  $a$  et la résistance série  $R_s$  dont le modèle est très sensible aux variations. Les trois autres paramètres  $R_p$ ,  $I_0$  et  $I_{PV}$  sont fixés sur les valeurs du minimum global retrouvé par l'ED comme dans le tableau 4.2.

La nature stochastique de l'Évolution Différentielle fait qu'elle donne des résultats différents après chaque essai. Ceci impose une analyse de cohérence de la méthode pour estimer la fiabilité de l'ED pendant plusieurs essais consécutifs. Figure 4.8 montre la RMSE de la solution finale dans 30 essais indépendants de l'ED. Tous les points sont localisés dans une région très concentrée de l'espace de recherche ce qui indique que l'ED parvient effectivement à localiser le minimum global. La cohérence des différents essais concernant la  $R_s$  et le  $a$  du module Photowatt-PWP 201 (Figure 4.9) et les écart-types des paramètres montrés sur le tableau 4.10 confirment ceci puisque ils peuvent être interprétés comme un indice de "stabilité" de l'algorithme qui quantifie sa capacité à reproduire les

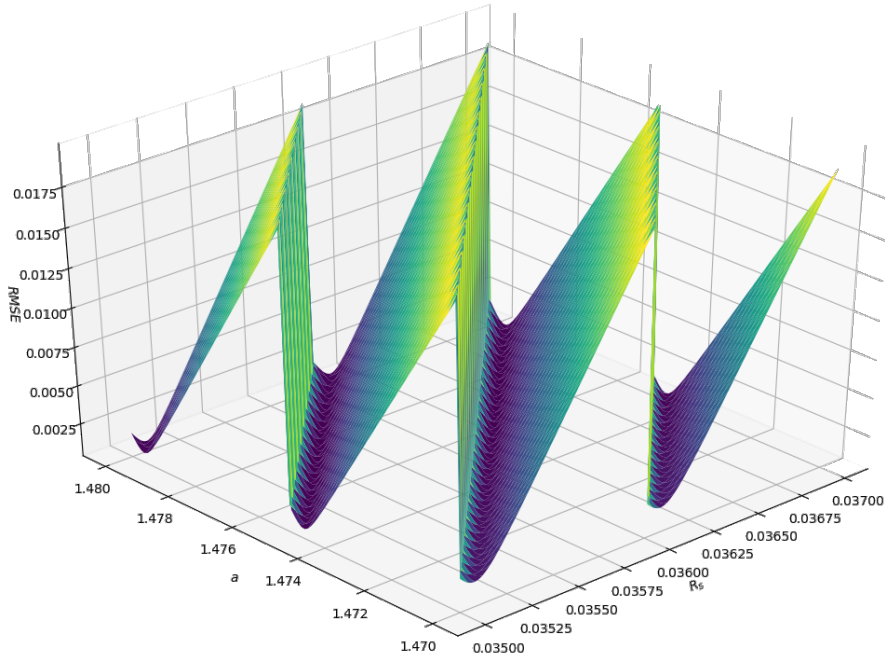
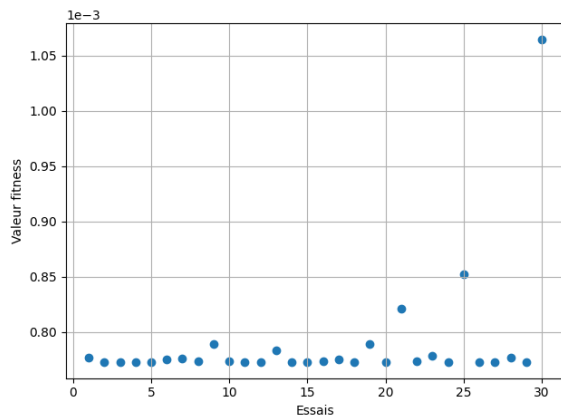


FIGURE 4.7 – Le voisinage du minimum global retrouvé par l'ED selon le facteur d'idéalité et la résistance en série. Notons l'existence des "vallées" qui comprennent potentiellement plusieurs minimums locaux

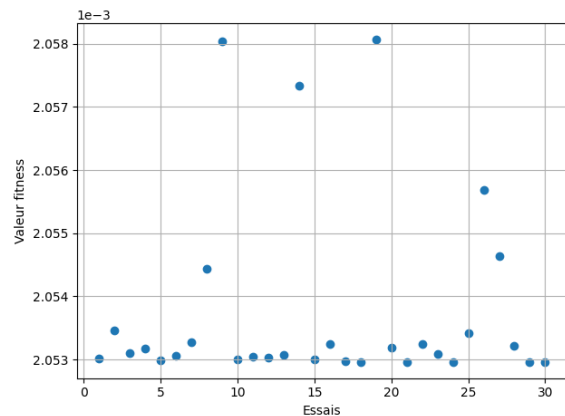
mêmes résultats. Tous les écart-types sont de l'ordre de  $10^{-3}$  ou moins, donc une solution précise est garantie dans n'importe quel essai.

#### 4.4 Analyse de la stratégie métaheuristique

Pour analyser la stratégie métaheuristique proposée dans le dernier chapitre, nous allons prendre le module polycristallin Photowatt-PWP 201 et la cellule R.T.C France 57mm. Conformément aux recommandations de Storn et Price, nous avons choisi comme valeurs standard du facteur de mutation et du taux de croisement 0.7 et 0.8, respectivement. En fait les paramètres retrouvés dans le cas d'étude 3 avec les courbes caractéristique et de convergence, ont tous été retrouvés par l'ED configuré avec ces valeurs par défaut. Pour appliquer la métaheuristique, un nombre de population relativement faible est adéquat puisque notre espace de recherche est 2-dimensionnel :  $N_p^{\text{higher order}} = 10 \times D = 20$ . On limite aussi le nombre maximal de générations à  $Gen_{\text{max}}^{\text{higher order}} = 50$ . Pratiquement, la fonction objectif est donc la valeur fitness à la 50<sup>ème</sup> itération. Le fait que l'ED risque de ne pas avoir déjà convergé ne



(a) Cellule R.T.C France 57 mm



(b) Module Photowatt-PWP 201

FIGURE 4.8 – Les RMSEs obtenues lors de 30 essais indépendants

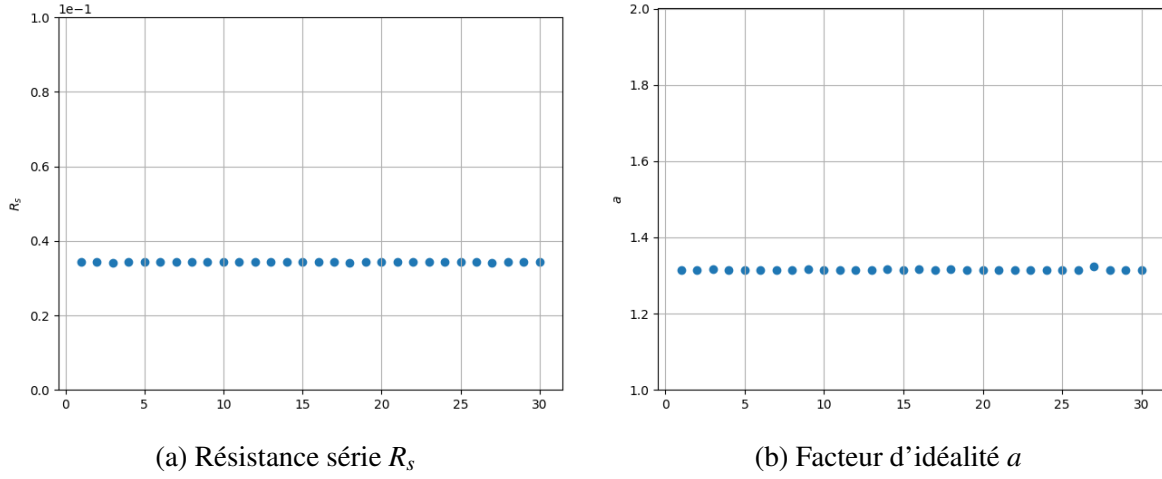


FIGURE 4.9 – Résultats obtenus pour le facteur d'idéalité et la résistance série du module Potowatt-PWP 201 pendant 30 essais indépendants

TABLEAU 4.10 – Valeurs Moyennes de quelques paramètres influents de la cellule R.T.C France 57 mm et les écart-types associés des 30 essais

Paramètre	Valeur Moyenne	Écart-Type
$RMSE$	$7.8925 \times 10^{-4}$	$5.3670 \times 10^{-5}$
$R_s$	$3.6355 \times 10^{-2}$	$3.8936 \times 10^{-4}$
$\alpha$	1.4722	$5.7539 \times 10^{-3}$
$I_0$	$3.2655 \times 10^{-7}$	$3.4071 \times 10^{-8}$

nous pose pas de problèmes, puisque notre but est de retrouver les valeurs de  $F$  et  $CR$  permettant la convergence la plus rapide<sup>1</sup> que possible. Les paramètres de la métaheuristique elle-même sont  $F^{\text{higher order}} = 0.8$  et  $CR^{\text{higher order}} = 0.8$ . Les résultats de cette stratégies sont :

$$F = 0.55, \quad CR = 0.94 \quad \text{Module Photowatt-PWP 201} \quad (4.1)$$

$$F = 0.55, \quad CR = 0.88 \quad \text{Cellule R.T.C France 57mm} \quad (4.2)$$

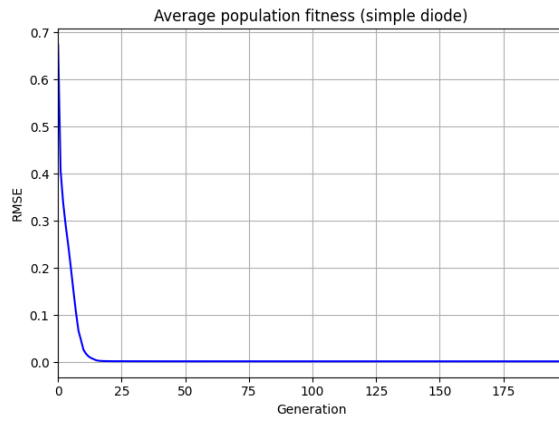
Les figures 4.10 et 4.11 comparent les courbes de convergences entre l'ED avec et sans stratégie métaheuristique. Malgré le fait que le facteur de mutation retrouvé est relativement relativement inférieur aux recommandations de Storn et Price, il est toujours compris dans les limites de Zaharie et al. [46]. Notons que la rapidité de convergence est sensiblement supérieure dans les figures 4.10 et 4.11, l'ED a déjà convergé à l'itération 25, alors que l'ED standard a besoin de plus de deux fois plus d'itérations<sup>2</sup>. En terme de temps de calcul, on teste dans les mêmes conditions les deux méthodes en les "chronométrant" avec script Python. L'ED standard s'exécute au bout d'un temps moyen de 1.68535s sur 30 essais indépendants et un écart-type de  $4.751 \times 10^{-4}$ . Pour l'ED avec métaheuristique, le temps moyen d'exécution est 0.82392s, ce qui correspond à une diminution de 51% du temps de calcul. Il n'y a pas de compromis envers la stabilité et la cohérence puisque l'écart-type des RMSEs est  $4.0162 \times 10^{-4}$ .

## 4.5 Conclusion

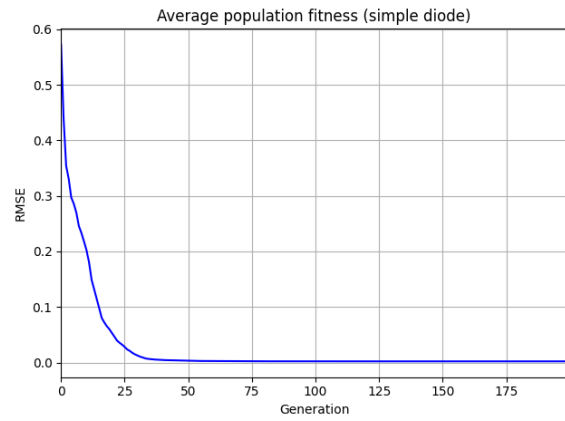
Après avoir étudié la performance de l'ED sur la cellule et les deux modules photovoltaïques, on peut donc conclure que l'ED avec la fonction W de Lambert est plus précise que les autres techniques disponibles dans la littérature. La mutations différentielle apparaît très adaptée aux genres d'espaces

1. Convergence rapide mais non-prematurée

2. Itérations et générations sont équivalentes dans ce cas

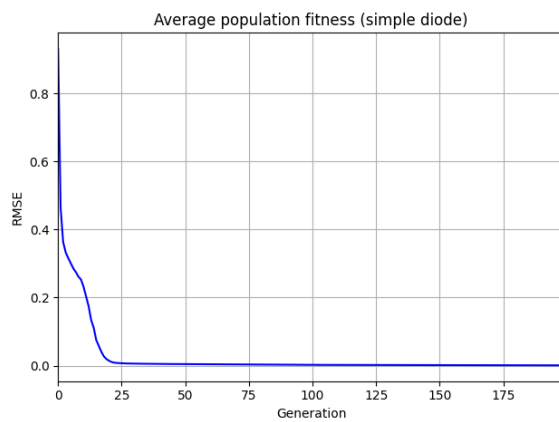


(a) Convergence de l'ED configurée avec les paramètres retrouvée par la métaheuristique

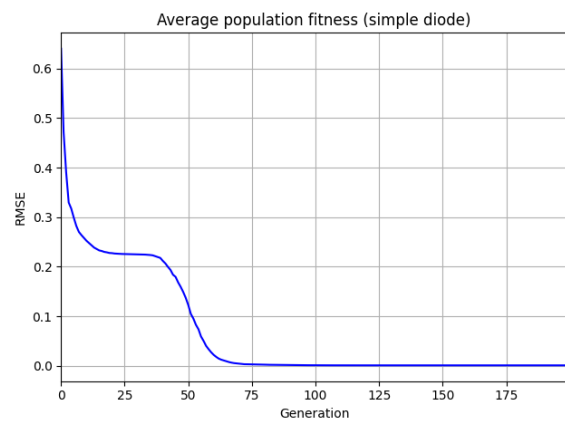


(b) Convergence de l'ED avec les paramètres standard

FIGURE 4.10 – Comparaison de l'ED avec et sans métaheuristique sur le module Photowatt-PWP 201



(a) Convergence de l'ED configurée avec les paramètres retrouvée par la métaheuristique



(b) Convergence de l'ED avec les paramètres standard

FIGURE 4.11 – Comparaison de l'ED avec et sans métaheuristique sur la cellule R.T.C France 57 mm de recherche présentés par les courbes caractéristique des cellules solaires. On a aussi utilisé une évolution différentielle à un ordre supérieur pour déterminer les paramètres optimaux des ED pour les modèles à diodes, ce qui a amélioré la convergence and réduit le temps de calcul.





## Conclusion générale

Dans ce travail, nous avons étudié une approche permettant de modéliser le comportement électrique des cellules solaires photovoltaïques en estimant les paramètres des modèles d'éléments localisés à diodes. Les modèles simple et double diodes ont été présentés avec le rôle et l'influence de chaque paramètre sur la caractéristique IV du modèle. On a ensuite proposé de formuler l'extraction des paramètres en problème d'optimisation mathématique en se basant sur l'évolution différentielle qui est une technique évolutionnaire relativement récente. La fonction W de Lambert a été utilisée pour permettre la reconstruction des caractéristique I-V à partir des paramètres du modèle et donc de calculer l'erreur quadratique moyenne qu'on utilise comme fonction objectif guidant la sélection des solutions de l'évolution différentielle. Nous avons aussi proposé une stratégie pour déterminer les paramètres de contrôle optimaux de l'évolution différentielle en l'utilisant à un ordre supérieur.

Un outil informatique appelé DEPV a été développé sous le langage de programmation Python et ses bibliothèques scientifiques. Son interface programmatique a été utilisée pour appliquer cette technique sur une cellule photovoltaïque très largement étudiée dans la littérature (R.T.C France 57mm) et deux modules photovoltaïques : le monocristallin Schutten Solar STM6-40/36 et polycristallin Photowatt-PWP 201. On a pu constater que l'évolution différentielle avec la fonction W Lambert est plus précises que les autres techniques évolutionnaires similaires de l'état de l'art. En raison de la nature stochastique de cette méthode, on a dû effectuer une analyse de stabilité et de cohérence qui a montré que l'évolution différentielle converge systématiquement vers le minimum global. De plus, la stratégie métaheuristique qu'on a proposé a permis de réduire considérablement le temps de calcul en retrouvant les paramètres de contrôle optimaux pour une convergence encore plus rapide nécessitant quelques dizaines d'itérations seulement.

Les circuits électriques à diodes parviennent à modéliser les cellules photovoltaïques grâce à leurs jonctions PN sur lesquelles se base tout le principe de conversion d'énergie solaire en énergie électrique. Cependant, les technologies émergentes en photovoltaïques commencent à explorer d'autres méthodes de conversion parfois même contournant le besoin d'une jonction PN. La modélisation par circuit à diode est bien évidemment inadéquate pour ce genre de cellules, elles nécessiteront des modèles plus spécialisés, tenant en compte le mécanisme principal de séparation des charges, des propriétés opto-électroniques des matériaux utilisés et de tout un ensemble de phénomènes physiques affectant le comportement électrique de la cellule. Les travaux de recherches futurs dans ce domaine devraient évaluer la viabilité des circuits à éléments localisés pour ces nouvelles technologies. L'application des techniques évolutionnaires dépend du fait que le nombre de paramètres à optimiser soit limité, puisque l'optimisation sur des espaces de recherche avec un nombre considérable de dimensions est toujours très coûteuse en temps et en capacité de calcul, ce qui rends la convergence vers le minimum global beaucoup plus difficile et moins garantie.



## Annexe A

# Évolution différentielle avec Python

Tout le code est disponible en ligne. Pour le télécharger, il suffit d'exécuter `git clone https://github.com/nightowl197/DEPV.git`.

---

```
1 import csv
2 import matplotlib.pyplot as plt
3 import numpy as np
4 import scipy.constants as constants
5 from scipy.special import lambertw
6
7
8 # Reads experimental IV data from a csv file
9 def read_csv(filename):
10     with open(filename) as csv_file:
11         csv_reader = csv.reader(csv_file, delimiter=",")
12         next(csv_reader) # Ignore the header
13         data = [(float(row[0]), float(row[1])) for row in csv_reader]
14         voltages, currents = np.array([row[0] for row in data]), np.array([row[1] for row in data])
15         return voltages, currents
16
17
18 class DE:
19
20     def __init__(self, bounds, ivdata, Ns, Np, temp, popsize=100, maxiter=200, mutf=0.7, crossr=0.8):
21         """
22         :param bounds: Dictionary of bounds in this form {'rp': [lower, upper], 'rs': [lower, upper] ...}
23         :param ivdata: [Voltages, Currents]
24         :param Ns: Number of cells in series
25         :param Np: Number of cells in parallel
26         :param temp: Temperature
27         :param popsize: Population size
28         :param maxiter: Maximum number of generations
29         :param mutf: Mutation Factor F
30         :param crossr: Crossover Rate CR
31         """
32         self.bounds = bounds #
33         self.popsize = popsize
34         self.maxiter = maxiter
35         self.mutf = mutf
36         self.crossr = crossr
37         self.dim = len(bounds) # Dimensions of the search space
38         self.populations = self.maxiter * [self.popsize * [None]] # Initial populations
39         self.fitnesses = self.maxiter * [self.popsize * [100]] # Initial fitnesses
40         self.ivdata = ivdata
41         self.Ns = Ns
42         self.Np = Np
43         self.final_res = (None, None) # Final result containing (vector, fitness)
44         self.temp = temp
45
46     # Main differential evolution algorithm
47     def solve(self):
48         vth = constants.Boltzmann * self.temp / constants.elementary_charge
49         # Initial uniform distribution
50         self.populations[0] = np.random.uniform([i[0] for i in self.bounds.values()],
51                                                 [j[1] for j in self.bounds.values()], size=(self.popsize,
52                                                 ↪ self.dim))
53
54         for gen in range(self.maxiter):
55             # Initial fitness
56             self.fitnesses[gen] = [DE.objf(vec, self.ivdata, vth, self.Ns, self.Np) for vec in
57             ↪ self.populations[gen]]
58
59             fittest_index = int(np.argmin(self.fitnesses[gen]))
60             fittest = self.populations[gen][fittest_index]
```

```

58
59     # Iterate over population
60     for i in range(self.popsi):
61         # Generate donor vector from 2 random vectors and the fittest
62         indices = [ind for ind in range(self.popsi) if ind != i and ind != fittest_index]
63         i1, i2 = np.random.choice(indices, 2, replace=False)
64
65         # DE mutation
66         mutant = fittest + self.mut * (self.populations[gen][i1] - self.populations[gen][i2])
67
68         # Crossover
69         crosspoints = np.random.rand(self.dim) <= self.crossr
70         if not any(crosspoints):
71             crosspoints[np.random.randint(0, self.dim)] = True
72         trial = np.where(crosspoints, mutant, self.populations[gen][i])
73
74         # Penalty
75         for j, key in enumerate(self.bounds.keys()):
76             lower, upper = self.bounds[key]
77             # Solution vectors need to be [rp, rs, a, i0, iph]
78             if not lower <= trial[j]:
79                 trial[j] = lower + np.random.rand() * (upper - lower)
80             if not upper >= trial[j]:
81                 trial[j] = upper - np.random.rand() * (upper - lower)
82
83         # Selection
84         trialf = self.objf(trial, self.ivdata, vth, self.Ns, self.Np)
85
86         if gen + 1 < self.maxiter:
87             if trialf < self.fitnesses[gen][i]:
88                 # Select for next generation
89                 self.populations[gen + 1][i] = trial
90                 self.fitnesses[gen + 1][i] = trialf
91             else:
92                 self.populations[gen + 1][i] = self.populations[gen][i]
93
94         # setting the final result
95         fittest_index = int(np.argmin(self.fitnesses[-1]))
96         result = self.populations[-1][fittest_index]
97         result_fitness = self.fitnesses[-1][fittest_index]
98         assert result_fitness == np.min(self.fitnesses[-1][fittest_index])
99         self.final_res = result, result_fitness
100
101     @staticmethod
102     def objf(vector, exp_data, vth, Ns, Np):
103         # If vector is none, max fitness
104         if vector is None:
105             return 100
106         voltages = exp_data[0]
107         ical = DE.i_from_v(vector, voltages, vth, Ns, Np)
108         delta = ical - exp_data[1] # compare currents for each voltage value
109         # Fitness penalty (J = 100) for unphysical values of Rs and Rp
110         if vector[0] < 0 or vector[1] < 0:
111             return 100
112         return np.sqrt(np.mean(delta ** 2))
113
114     @staticmethod
115     def i_from_v(vector, v, vth, Ns, Np):
116         # Takes a solution vector of 5/7 params and a voltage to calculate the current
117         if vector is not None:
118             if len(vector) != 5 and len(vector) != 7:
119                 print("V:{}".format(vector))
120                 print("Vector has {} parameters! needs 5 or 7.\n Exiting..".format(len(vector)))
121                 exit(0)
122
123         output_is_scalar = np.isscalar(v)
124
125         # For numerical stability: Gsh=1/Rsh, so Rsh=np.inf ==> Gsh=0
126         conductance_shunt = 1. / (vector[0] * (Ns / Np))
127         # Single diode
128         if len(vector) == 5:
129             resistance_shunt, resistance_series, n, saturation_current, photocurrent = vector
130
131             Gsh, Rs, a, V, I0, IL = np.broadcast_arrays(conductance_shunt, resistance_series * (Ns / Np),
132                                                         n * Ns * vth, v, saturation_current * Np,
133                                                         photocurrent * Np)
134
135         # Initialize output I (V might not be float64)

```

```

136     current = np.full_like(V, np.nan, dtype=np.float64) # noqa: E741, N806
137
138     # Determine indices where 0 < Rs requires implicit model solution
139     idx_p = 0. < Rs
140
141     # Determine indices where 0 = Rs allows explicit model solution
142     idx_z = 0. == Rs
143
144     # Explicit solutions where Rs=0
145     if np.any(idx_z):
146         current[idx_z] = IL[idx_z] - I0[idx_z] * np.expm1(V[idx_z] / a[idx_z]) - \
147             Gsh[idx_z] * V[idx_z]
148
149     # possibility of overflow
150     if np.any(idx_p):
151         # LambertW argument
152         argW = Rs[idx_p] * I0[idx_p] / (a[idx_p] * (Rs[idx_p] * Gsh[idx_p] + 1.)) * \
153             np.exp((Rs[idx_p] * (IL[idx_p] + I0[idx_p]) + V[idx_p]) /
154                 (a[idx_p] * (Rs[idx_p] * Gsh[idx_p] + 1.)))
155
156         # lambertw typically returns complex value with zero imaginary part
157         # may overflow to np.inf
158         lambertwterm = lambertw(argW).real
159
160         # Jain and Kapoor, 2004
161         current[idx_p] = (IL[idx_p] + I0[idx_p] - V[idx_p] * Gsh[idx_p]) / \
162             (Rs[idx_p] * Gsh[idx_p] + 1.) - (a[idx_p] / Rs[idx_p]) * lambertwterm
163
164     if output_is_scalar:
165         return current.item()
166     else:
167         return current
168
169 # Double diode
170 if len(vector) == 7:
171     resistance_shunt, resistance_series, n1, n2, saturation_current1, saturation_current2, photocurrent =
172         ↪ vector
173     Gsh, Rs, a1, a2, V, I01, I02, IL = np.broadcast_arrays(conductance_shunt, resistance_series,
174         n1 * Ns * vth, n2 * Ns * vth, v,
175         saturation_current1 * Np, saturation_current2
176         ↪ * Np,
177         photocurrent * Np)
178
179     # Initialize output I (V might not be float64)
180     current = np.full_like(V, np.nan, dtype=np.float64)
181
182     # Determine indices where 0 < Rs requires implicit model solution
183     idx_p = 0. < Rs
184
185     # Determine indices where 0 = Rs allows explicit model solution
186     idx_z = 0. == Rs
187
188     # Explicit solutions where Rs=0
189     if np.any(idx_z):
190         current[idx_z] = IL[idx_z] - I01[idx_z] * np.expm1(V[idx_z] / a1[idx_z]) - \
191             I02[idx_z] * np.expm1(V[idx_z] / a2[idx_z]) - \
192             Gsh[idx_z] * V[idx_z]
193
194     # Only compute using LambertW if there are cases with Rs>0
195     # Does NOT handle possibility of overflow, github issue 298
196     if np.any(idx_p):
197         # LambertW arguments, cannot be float128, may overflow to np.inf
198         argw1 = (Rs[idx_p] * (I01[idx_p] + I02[idx_p]) / (a1[idx_p] * (Gsh[idx_p] * Rs[idx_p] + 1))) * \
199             np.exp((Rs[idx_p] * (IL[idx_p] + I01[idx_p] + I02[idx_p]) + V[idx_p]) /
200                 (a1[idx_p] * (Gsh[idx_p] * Rs[idx_p] + 1)))
201         argw2 = (Rs[idx_p] * (I01[idx_p] + I02[idx_p]) / (a2[idx_p] * (Gsh[idx_p] * Rs[idx_p] + 1))) * \
202             np.exp((Rs[idx_p] * (IL[idx_p] + I01[idx_p] + I02[idx_p]) + V[idx_p]) /
203                 (a2[idx_p] * (Gsh[idx_p] * Rs[idx_p] + 1)))
204         # lambertw typically returns complex value with zero imaginary part
205         # may overflow to np.inf
206         lambertwterm1 = lambertw(argw1).real
207         lambertwterm2 = lambertw(argw2).real
208
209     # Eqn. 2 in Jain and Kapoor, 2004
210     # I = -V/(Rs + Rsh) - (a/Rs)*lambertwterm + Rsh*(IL + I0)/(Rs + Rsh)
211     # Recast in terms of Gsh=1/Rsh for better numerical stability.
212     # Eqn. 2 in Jain and Kapoor, 2004
213     # I = -V/(Rs + Rsh) - (a/Rs)*lambertwterm + Rsh*(IL + I0)/(Rs + Rsh)

```

```

212         # Recast in terms of Gsh=1/Rsh for better numerical stability.
213         current[idx_p] = (IL[idx_p] + I01[idx_p] + I02[idx_p] - (V[idx_p] * Gsh[idx_p])) / \
214             (Gsh[idx_p] * Rs[idx_p] + 1) - (a1[idx_p] / (2 * Rs[idx_p])) * lambertwterm1 - \
215             (a2[idx_p] / (2 * Rs[idx_p])) * lambertwterm2
216
217     if output_is_scalar:
218         return current.item()
219     else:
220         return current
221
222     # PLOTTING
223     # Plots a given vector solution
224     def plot_solution(self, vector):
225         vth = constants.Boltzmann * self.temp / constants.elementary_charge
226         # Plot experimental points
227         f, gr = plt.subplots()
228         voltages, currents = self.ivdata
229         xlim, ylim = max(voltages), max(currents)
230         gr.plot(voltages, currents, 'go', label="Données expérimentales")
231
232         # Calculate given solution adding 20% voltage axis length
233         v = np.linspace(0, xlim + (.2 * xlim), 100)
234         calc_current = DE.i_from_v(vector, v, vth, self.Ns, self.Np)
235
236         # print("Solution:")
237         # d = [print(str(i) + "\n") for i in zip(v, calc_current)]
238
239         # Plotting (evil muuuuhahahahaa)
240         if self.dim == 7:
241             gr.title.set_text("Caractéristique IV (double diode)")
242         else:
243             gr.title.set_text("Caractéristique IV (simple diode)")
244         gr.plot(v, calc_current, label="Évolution Différentielle")
245         gr.set_xlabel("Voltage V(V)")
246         gr.set_ylabel("Courant I(A)")
247         gr.grid()
248         gr.legend()
249         gr.set_xlim((0, xlim + (.2 * xlim)))
250         gr.set_ylim((0, ylim + (.2 * ylim)))
251         plt.show()
252         return f, gr
253
254     def plot_fit_hist(self):
255         assert self.maxiter == len(self.fitnesses)
256         averages = [np.average(generation) for generation in self.fitnesses]
257         # print("FITNESS HISTORY:")
258         # [print(average) for average in averages]
259         f, gr = plt.subplots()
260         if self.dim == 7:
261             gr.title.set_text("Average population fitness (double diode)")
262         else:
263             gr.title.set_text("Average population fitness (simple diode)")
264         gr.plot(averages, 'b')
265         gr.grid()
266         gr.set_xlabel("Generation")
267         gr.set_ylabel("RMSE")
268         gr.set_xlim((0, self.maxiter - 1))
269         plt.show()
270         return f, gr
271
272     # Plots the best solution vector
273     def plot_result(self, print_params=False):
274         # plots the best solution
275         vth = constants.Boltzmann * self.temp / constants.elementary_charge
276         result, result_fitness = self.final_res
277         graph = self.plot_solution(result)
278         if print_params:
279             if self.dim == 5:
280                 print("Rsh = {} \nRs = {} \na = {} \nI0 = {} \nIpv = {}".format(*result))
281             elif self.dim == 7:
282                 print("Rsh = {} \nRs = {} \na1 = {} \na2 = {} \nI01 = {} \nI02 = {} \nIpv = {}".format(*result))
283             else:
284                 raise ValueError("Search space dimensionality must be either 5 for single or 7 for double
285                                     ↪ diodes")
286             print("Root Mean Squared Error:\t{0:.5E}".format(result_fitness))
287         return graph

```

## Annexe B

### Code de la stratégie métaheuristique

---

```
1 from objects import DE, read_csv
2 import numpy as np
3 import matplotlib.pyplot as plt
4
5 # Example data
6 b = {'rp': [2, 100],
7      'rs': [0, 1],
8      'a': [1, 2],
9      'i0': [1e-07, 1e-04],
10     'ipv': [0, 10]}
11 expdata = read_csv("data/RTC33D1000W.csv")
12 T = 33 + 275.15
13
14 iternum = 50
15 popsize = 20
16 F = 0.8
17 CR = 0.8
18
19 populations = np.full((iternum, popsize, 2), None, dtype=np.float64)
20 fitnesses = np.full((iternum, popsize), 100, dtype=np.float64)
21 fitness_hist = []
22 avg_fit_hist = []
23
24
25 def get_final_res(vec):
26     de_obj = DE(b, expdata, 1, 1, T, popsize=50, maxiter=50,
27               mutf=vec[0], crossr=vec[1])
28     de_obj.solve()
29     return de_obj.final_res[1]
30
31
32 # initial population
33 populations[0] = np.random.uniform([0, 0], [1, 1], size=(popsize, 2))
34 fitnesses[0] = [get_final_res(vec) for vec in populations[0]]
35
36
37 for gen in range(iternum):
38     print(gen)
39
40     fittest_index = np.argmin(fitnesses[gen])
41     fittest = populations[gen, fittest_index]
42
43     fitness_hist.append(fitnesses[gen, fittest_index])
44     avg_fit_hist.append(np.average(fitnesses[gen]))
45
46     # iterate over pop
47     for i in range(popsize):
48         # Generate donor vector from 2 random vectors and the fittest
49         indices = [ind for ind in range(popsize) if ind != i and ind != fittest_index]
50         i1, i2 = np.random.choice(indices, 2, replace=False)
51
52         # mutation
53         mutant = fittest + F * (populations[gen, i1] - populations[gen, i2])
54         # crossover
55         crosspoints = np.random.rand(2) <= CR
56         if not any(crosspoints):
57             crosspoints[np.random.randint(0, 2)] = True
58         trial = np.where(crosspoints, mutant, populations[gen, i])
59
60         # penalty
```



```

61     if trial[0] <= 0 or trial[0] > 1:
62         trial[0] = np.random.uniform(low=0.5, high=1)
63     if trial[1] <= 0 or trial[1] > 1:
64         trial[1] = np.random.uniform(low=0.5, high=1)
65
66     # selection
67     f = get_final_res(trial)
68
69     if gen + 1 < iternum:
70         if f < fitnesses[gen, i]:
71             populations[gen + 1, i] = trial
72             fitnesses[gen + 1, i] = f
73         else:
74             populations[gen + 1, i] = populations[gen, i]
75             fitnesses[gen + 1, i] = fitnesses[gen, i]
76
77
78 # final res
79 fittest_index = np.argmin(fitnesses[-1])
80 result = populations[-1][fittest_index]
81 result_fitness = fitnesses[-1][fittest_index]
82
83 print(result)
84 print(result_fitness)
85
86 plt.plot(avg_fit_hist, 'b')
87 plt.xlabel("Generation")
88 plt.ylabel("RMSE")
89 plt.ylim([0, 0.1])
90 plt.xlim([0, 50])
91 plt.show()

```

---

## Annexe C

### Code de l'analyse de cohérence

---

```
1 from objects import DE, read_csv
2 import numpy as np
3 import matplotlib.pyplot as plt
4
5
6 b = {'rp': [2, 100],
7      'rs': [0, 1],
8      'a': [1, 2],
9      'i0': [1e-07, 1e-04],
10     'ipv': [0, 10]
11     }
12
13 T = 45 + 275.15
14 history = np.full(30, None, dtype=np.float64)
15 rs_hist = np.full(30, None, dtype=np.float64)
16 a_hist = np.full(30, None, dtype=np.float64)
17 i0_hist = np.full(30, None, dtype=np.float64)
18
19
20 for i in range(30):
21     algo = DE(b, [*read_csv("data/PWP")], 36, 1, T)
22     algo.solve()
23     history[i] = algo.final_res[1]
24     rs_hist[i] = algo.final_res[0][1]
25     a_hist[i] = algo.final_res[0][2]
26     i0_hist[i] = algo.final_res[0][3]
27
28 plt.scatter(range(1, 31), history)
29 plt.xlabel("Essais")
30 plt.ylabel("Valeur fitness")
31 plt.grid()
32 plt.ticklabel_format(style='sci', axis='y', scilimits=(0,0))
33 plt.show()
34
35 plt.scatter(range(1, 31), rs_hist)
36 plt.ylabel(r"$R_s$")
37 plt.ylim([0, 0.1])
38 plt.grid()
39 plt.ticklabel_format(style='sci', axis='y', scilimits=(0,0))
40 plt.show()
41
42 plt.scatter(range(1, 31), a_hist)
43 plt.ylabel(r"$a$")
44 plt.ylim([1, 2])
45 plt.grid()
46 plt.ticklabel_format(style='sci', axis='y', scilimits=(0,0))
47 plt.show()
48
49 plt.scatter(range(1, 31), i0_hist)
50 plt.ylabel(r"$I_0$")
51 plt.grid()
52 plt.ticklabel_format(style='sci', axis='y', scilimits=(0,0))
53 plt.show()
54
55 print(np.mean(history))
56 print(np.mean(rs_hist))
57 print(np.mean(a_hist))
58 print(np.mean(i0_hist))
59
60 print("----")
```

---

```

61 print(np.std(history))
62 print(np.std(rs_hist))
63 print(np.std(a_hist))
64 print(np.std(i0_hist))

```

---

```

1 from objects import DE, read_csv
2 import datetime
3 import numpy as np
4 import matplotlib.pyplot as plt
5
6 rmse_history = np.full(30, None, dtype=np.float64)
7 temp_history = np.full(30, None, dtype=np.float64)
8
9 for i in range(30):
10     print(i)
11     begin_time = datetime.datetime.now()
12     b = {'rp': [2, 100],
13          'rs': [0, 1],
14          'a': [1, 2],
15          'i0': [1e-7, 1e-5],
16          'ipv': [0, 5]
17          }
18     T = 45 + 275.15
19     algo = DE(b, [*read_csv("data/PWP")], 36, 1, T, mutf=0.55, crossr=0.94, maxiter=25)
20     algo.solve()
21
22     rmse_history[i] = algo.final_res[1]
23     temp_history[i] = (datetime.datetime.now() - begin_time).total_seconds()
24
25 plt.scatter(range(1, 31), rmse_history)
26 plt.xlabel("Essais")
27 plt.xlim([0, 30])
28 plt.ylabel("RMSE")
29 plt.grid()
30 plt.ticklabel_format(style='sci', axis='y', scilimits=(0, 0))
31 plt.show()
32
33 plt.scatter(range(1, 31), temp_history)
34 plt.xlabel("Essais")
35 plt.xlim([0, 30])
36 plt.ylim([0, 5])
37 plt.ylabel("seconds")
38 plt.grid()
39 plt.ticklabel_format(style='sci', axis='y', scilimits=(0, 0))
40 plt.show()
41
42 print(np.mean(temp_history))
43
44 print(np.std(rmse_history))

```

---

## Annexe D

### Données expérimentales

TABLEAU D.1 – Cellule R.T.C France 57 mm

<i>Voltage</i> V	<i>Current</i> A
−0.2057	0.764
−0.1291	0.762
−0.0588	0.7605
0.0057	0.7605
0.0646	0.76
0.1185	0.759
0.1678	0.757
0.2132	0.757
0.2545	0.7555
0.2924	0.754
0.3269	0.7505
0.3585	0.7465
0.3873	0.7385
0.4137	0.728
0.4373	0.7065
0.459	0.6755
0.4784	0.632
0.496	0.573
0.5119	0.499
0.5265	0.413
0.5398	0.3165
0.5521	0.212
0.5633	0.1035
0.5736	−0.01
0.5833	−0.123
0.59	−0.21

TABLEAU D.2 – Module Schutten Solar STM6-40/36

<i>Voltage</i> V	<i>Current</i> A
0.118	1.663
2.237	1.661
5.434	1.653
7.26	1.65
9.68	1.645
11.59	1.64
12.6	1.636
13.37	1.629
14.09	1.619
14.88	1.597
15.59	1.581
16.4	1.542
16.71	1.524
16.98	1.5
17.13	1.485
17.32	1.465
17.91	1.388
19.08	1.118

TABLEAU D.3 – Module Photowatt-PWP 201

<i>Voltage</i>	<i>Current</i>
V	A
0.1248	1.0315
1.8093	1.03
3.3511	1.026
4.7622	1.022
6.0538	1.018
7.2364	1.0155
8.3189	1.014
9.3097	1.01
10.2163	1.0035
11.0449	0.988
11.8018	0.963
12.4929	0.9255
13.1231	0.8725
13.6983	0.8075
14.2221	0.7265
14.6995	0.6345
15.1346	0.5345
15.5311	0.4275
15.8929	0.3185
16.2229	0.2085
16.5241	0.101
16.7987	−0.008
17.0499	−0.111
17.2793	−0.209
17.4885	−0.303

## Bibliographie

- [1] D. M. Chapin, C. S. Fuller, and G. L. Pearson, "A new silicon p-n junction photocell for converting solar radiation into electrical power [3]," 1954.
- [2] "Renewable Energy Market Update," tech. rep., IEA, 2020.
- [3] L. Fraas and L. Partain, *Solar Cells and their Applications : Second Edition*. 2010.
- [4] S. M. Sze, *Semiconductor Devices : Physics and Technology*. 2006.
- [5] S. R. Wenham, M. A. Green, M. E. Watt, R. P. Corkish, and A. B. Sproul, *Applied photovoltaics, third edition*. 2013.
- [6] W. Shockley and H. J. Queisser, "Detailed balance limit of efficiency of p-n junction solar cells," *Journal of Applied Physics*, 1961.
- [7] J. P. Ram, H. Manghani, D. S. Pillai, T. S. Babu, M. Miyatake, and N. Rajasekar, "Analysis on solar PV emulators : A review," 2018.
- [8] K. L. Kennerud, "Analysis of Performance Degradation in CDS Solar Cells," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1969.
- [9] W. J. Jamil, H. Abdul Rahman, S. Shaari, and Z. Salam, "Performance degradation of photovoltaic power system : Review on mitigation methods," 2017.
- [10] R. Storn and K. Price, "Differential evolution - A simple and efficient adaptive scheme for global optimization over continuous spaces," tech. rep., 1995.
- [11] P. K. Nayak, S. Mahesh, H. J. Snaith, and D. Cahen, "Photovoltaic solar cell technologies : analysing the state of the art," *Nature Reviews Materials*, 2019.
- [12] K. L. Chopra, P. D. Paulson, and V. Dutta, "Thin-film solar cells : an overview," *Progress in Photovoltaics : Research and Applications*, 2004.
- [13] C. Roger, *Developpement de cellules photovoltaïques à base de CIGS sur substrats métalliques*. PhD thesis, Université de Grenoble, 2013.
- [14] W. Shockley, "The Theory of p-n Junctions in Semiconductors and p-n Junction Transistors," *Bell System Technical Journal*, 1949.
- [15] H. Huang, "Ferroelectric photovoltaics," *Nature photonics* 4, pp. 134–135, 2010.
- [16] M. G. Villalva, J. R. Gazoli, and E. R. Filho, "Comprehensive approach to modeling and simulation of photovoltaic arrays," *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2009.
- [17] V. J. Chin, Z. Salam, and K. Ishaque, "Cell modelling and model parameters estimation techniques for photovoltaic simulator application : A review," 2015.
- [18] C. Carrero, J. Amador, and S. Arnaltes, "A single procedure for helping PV designers to select silicon PV modules and evaluate the loss resistances," *Renewable Energy*, 2007.
- [19] H.-L. Tsai, C.-S. Tu, and Y.-J. Su, "Development of Generalized Photovoltaic Model Using MATLAB/SIMULINK," *Lecture Notes in Engineering and Computer Science*, vol. 2173, no. 1, pp. 846–851, 2008.
- [20] G. Ciulla, V. Lo Brano, V. Di Dio, and G. Cipriani, "A comparison of different one-diode models for the representation of I-V characteristic of a PV cell," 2014.

- [21] T. Easwarakhanthan, J. Bottin, I. Bouhouch, and C. Boutrit, "Nonlinear Minimization Algorithm for Determining the Solar Cell Parameters with Microcomputers," *International Journal of Solar Energy*, 1986.
- [22] K. M. El-Naggar, M. R. AlRashidi, M. F. AlHajri, and A. K. Al-Othman, "Simulated Annealing algorithm for photovoltaic parameters identification," *Solar Energy*, 2012.
- [23] W. T. Da Costa, J. F. Fardin, D. S. Simonetti, and L. D. V. Neto, "Identification of photovoltaic model parameters by differential evolution," in *Proceedings of the IEEE International Conference on Industrial Technology*, 2010.
- [24] M. Balzani and A. Reatti, "Neural network based model of a PV array for the optimum performance of PV system," in *2005 PhD Research in Microelectronics and Electronics - Proceedings of the Conference*, 2005.
- [25] L. Zhang and Y. F. Bai, "Genetic algorithm-trained radial basis function neural networks for modelling photovoltaic panels," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2005.
- [26] E. Karatepe, M. Boztepe, and M. Colak, "Neural network based solar cell model," *Energy Conversion and Management*, 2006.
- [27] M. T. Elhagry, A. A. Elkousy, M. B. Saleh, T. F. Elshatter, and E. M. Abou-Elzahab, "Fuzzy modeling of photovoltaic panel equivalent circuit," in *Midwest Symposium on Circuits and Systems*, 1997.
- [28] T. Bendib, F. Djeflal, D. Arar, and M. Meguellati, "Fuzzy-logic-based approach for organic solar cell parameters extraction," in *Lecture Notes in Engineering and Computer Science*, 2013.
- [29] M. AbdulHadi, A. M. Al-Ibrahim, and G. S. Virk, "Neuro-fuzzy-based solar cell model," *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2004.
- [30] J. A. Jervase, H. Bourdoucen, and A. Al-Lawati, "Solar cell parameter extraction using genetic algorithms," *Measurement Science and Technology*, 2001.
- [31] N. Moldovan, R. Picos, and E. Garcia-Moreno, "Parameter extraction of a solar cell compact model using genetic algorithms," in *Proceedings of the 2009 Spanish Conference on Electron Devices, CDE'09*, 2009.
- [32] M. S. Ismail, M. Moghavvemi, and T. M. Mahlia, "Characterization of PV panel and global optimization of its model parameters using genetic algorithm," *Energy Conversion and Management*, 2013.
- [33] M. Ye, X. Wang, and Y. Xu, "Parameter extraction of solar cells using particle swarm optimization," *Journal of Applied Physics*, 2009.
- [34] J. J. Soon and K. S. Low, "Photovoltaic model identification using particle swarm optimization with inverse barrier constraint," *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2012.
- [35] K. Ishaque, Z. Salam, S. Mekhilef, and A. Shamsudin, "Parameter extraction of solar photovoltaic modules using penalty-based differential evolution," *Applied Energy*, 2012.
- [36] W. Gong and Z. Cai, "Parameter extraction of solar cell models using repaired adaptive differential evolution," *Solar Energy*, 2013.
- [37] T. Ikegami, T. Maezono, F. Nakanishi, Y. Yamagata, and K. Ebihara, "Estimation of equivalent circuit parameters of PV module and its application to optimal operation of PV system," *Solar Energy Materials and Solar Cells*, 2001.
- [38] V. J. Chin and Z. Salam, "A New Three-point-based Approach for the Parameter Extraction of Photovoltaic Cells," *Applied Energy*, 2019.
- [39] K. Price, R. M. Storn, and J. A. Lampinen, *Differential evolution : a practical approach to global optimization*. Springer Science & Business Media, 2005.
- [40] M. Shur, T. A. Fjeldly, and B. J. Moon, "Approximate Analytical Solution of Generalized Diode Equation," *IEEE Transactions on Electron Devices*, 1991.

- [41] M. T. Abuelma'Atti, "Improved approximate analytical solution for generalised diode equation," *Electronics Letters*, 1992.
- [42] S. K. Datta, K. Mukhopadhyay, S. Bandopadhyay, and H. Saha, "An improved technique for the determination of solar cell parameters," *Solid State Electronics*, 1992.
- [43] A. Jain and A. Kapoor, "Exact analytical solutions of the parameters of real solar cells using Lambert W-function," *Solar Energy Materials and Solar Cells*, 2004.
- [44] S. xian Lun, S. Wang, G. hong Yang, and T. ting Guo, "A new explicit double-diode modeling method based on Lambert W-function for photovoltaic arrays," *Solar Energy*, 2015.
- [45] R. M. Corless, G. H. Gonnet, D. E. Hare, D. J. Jeffrey, and D. E. Knuth, "On the Lambert W function," *Advances in Computational Mathematics*, 1996.
- [46] D. Zaharie, "Critical values for the control parameters of differential evolution algorithms," in *MENDEL 2002, 8th Int. Conf. on Soft Computing*, pp. 62–67, 2002.
- [47] R. Salomon, "Re-evaluating genetic algorithm performance under coordinate rotation of benchmark functions. A survey of some theoretical and practical aspects of genetic algorithms," *Bio-Systems*, 1996.
- [48] N. Chakraborti, K. Misra, P. Bhatt, N. Barman, and R. Prasad, "Tight-binding calculations of Si-H clusters using genetic algorithms and related techniques : Studies using differential evolution," *Journal of Phase Equilibria*, 2001.
- [49] N. F. A. Hamid, N. A. Rahim, and J. Selvaraj, "Solar cell parameters identification using hybrid Nelder-Mead and modified particle swarm optimization," *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, 2016.
- [50] D. Oliva, E. Cuevas, and G. Pajares, "Parameter identification of solar cells using artificial bee colony optimization," *Energy*, 2014.
- [51] A. R. Jordehi, "Time varying acceleration coefficients particle swarm optimisation (TVACPSO) : A new optimisation algorithm for estimating parameters of PV cells and modules," *Energy Conversion and Management*, 2016.
- [52] A. R. Jordehi, "Gravitational search algorithm with linearly decreasing gravitational constant for parameter estimation of photovoltaic cells," in *2017 IEEE Congress on Evolutionary Computation, CEC 2017 - Proceedings*, 2017.
- [53] D. Oliva, A. A. Ewees, M. A. El Aziz, A. E. Hassanien, and M. P. Cisneros, "A chaotic improved artificial bee colony for parameter estimation of photovoltaic cells," *Energies*, 2017.
- [54] D. Oliva, M. Abd El Aziz, and A. Ella Hassanien, "Parameter estimation of photovoltaic cells using an improved chaotic whale optimization algorithm," *Applied Energy*, 2017.
- [55] A. Rezaee Jordehi, "Enhanced leader particle swarm optimisation (ELPSO) : An efficient algorithm for parameter estimation of photovoltaic (PV) cells and modules," *Solar Energy*, 2018.
- [56] X. Gao, Y. Cui, J. Hu, G. Xu, Z. Wang, J. Qu, and H. Wang, "Parameter extraction of solar cell models using improved shuffled complex evolution algorithm," *Energy Conversion and Management*, 2018.
- [57] L. Wu, Z. Chen, C. Long, S. Cheng, P. Lin, Y. Chen, and H. Chen, "Parameter extraction of photovoltaic models from measured I-V characteristics curves using a hybrid trust-region reflective algorithm," *Applied Energy*, 2018.