الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية République Algérienne Démocratique et Populaire

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

UNIVERSITE AHMED DRAIA

-ADRAR-



جامعة أحمد در اية-أدر ار

Année/2021

Faculté des Sciences et de la Technologie Département des Sciences de la Matière

Mémoire de fin d'étude, en vue de l'obtention du diplôme de Master en

Physique

Option : Physique Energétique et Energies Renouvelables

Thème

Modélisation et simulation d'une cellule

Photovoltaïque organique par réseau neuronale

artificiel

Présenté Par :

Melle. Sarhani Rekia

et

Melle. Saddek Hafsa

Devant le jury composé de:

Dr. Ghaitaoui Touhami

Dr. Boudaoud Lahouaria

Mr : Omari Boumediene

Mr. Khaled koussa

EncadreurMCAUniv. AdrarEvaluateurMCAUniv. AdrarEvaluateurMAAUniv. AdrarCo-EncadreurARURER-MS Adrar

Année Universitaire 2020/2021

الجهورية الجزائرية الديمتراطية الشعبية République algérienne populaire et démocratique وزارة التعلم العالي والبحث العلمي Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique جامعة احمد دراية - ادرار UNIVERSITE AHMED DRAYA - ADRAR المكتبسة المركسزية BIBLIOTHÉQUE CENTRALE * 1. مصلحة البحث الببليوغرافي Service de recherche bibliographique الرقم......م م ام.ب.ب اج. الج. الم. 2021 NºB.C/S.R.B//U.A/2021 انا الأستاذ(ة): د. غيشاوي تحلي يحلي Photo coltaigue organique par reseau neuronale artificiel. orhani Rekia :(3): Sarhani Rekia Sciences et de la Technologie : 245 Saences de la Matière : : matière Physique énergetique et Energie Renouvelables: تاريخ تقييم / مناقشة: 20/20/ 106/20

أشهد ان الطلبة قد قاموا بالتعديلات والتصحيحات المطلوبة من طرف لجنة التقييم / المناقشة، وإن المطابقة بين النسخة الورقية والإلكترونية استوفت جميع شروطها. وبإمكانهم إيداع النسخ الورقية (02) والاليكترونية (PDF).

- امضاء المشرف:



Remercîments :

Nous remercions Dieu après des années d'étude et après la fatigue, Dieu nous a permis d'obtenir notre diplôme, et après avoir exprimé notre sincère gratitude et notre dévotion à Dieu Tout-Puissant, qui nous a aidés à achever ce travail, espérant de Dieu le succès dans la vie et dans le domaine de la connaissance et le succès pour ce qu'il aime et le satisfait. Nous tenons également à remercier sincèrement les encadreurs Dr. Ghaitaoui Touhami et Mr.Khaled Koussa (URER-MS Adrar), pour aides et leurs encouragements tout au long de la préparation de ce mémoire et tous ceux qui nous apportent soutien, assistance et soutien. Nous remercions également le jury estimé d'avoir bien voulu revoir nos travaux, Nos professeurs qui nous ont enrichis de connaissances et tous les membres du département de physique, qui s'efforcent de développer la science et la technologie afin de fournir un monde meilleur.

Dédicace:

Nous dédions ce travail à toutes personnes chères à notre cœur,

Nos très chers parents

Nos frères

Nos sœurs

Toutes nos amies

Toutes familles de science

Nous leurs disons merci.

Résumé

Les réseaux de neurones artificiels se sont révélés utiles pour modéliser les caractéristiques électriques des cellules photovoltaïques. Ils ont de nombreux avantages d'une telle approche ainsi que de la précision, de la robustesse et de la vitesse qui en résultent. Les réseaux de neurones ont été utilisés pour modéliser les caractéristiques des modules photovoltaïques traditionnels à base de silicium, et dans ce travail, nous avons étudié un modèle de cellule solaire en tandem organique de nouvelle génération. Les cellules photovoltaïques à base de silicium ont généralement été modélisées par des ensembles de paramètres de circuits simples; cependant, pour les cellules organiques, le processus est généralement imperméable. Pour cette raison, nous montrons que l'application de réseaux neuronaux artificiels (ANN) s'est avérée avantageuse pour la modélisation et nous avons utilisé la méthode de Levenberg – Marquardt pour extraction les paramètres internes d'une cellule photovoltaïque organique dans tous les cas étudiés nous avons comparé nos fonctions obtenues produites par la technique ANN avec les données expérimentales correspondantes obtenues sur le site Adrar Algérie.

Mots clés: Neurones artificiels ANN ; Cellules photovoltaïques ; Organique ; Voltage-courant ; Sahara Algérie. Méthode de Levenberg – Marquardt.

Abstract

Artificial neural networks have proven useful in modeling the electrical characteristics of photovoltaic cells. They have many advantages of such an approach as well as the resulting precision, robustness and speed. Neural networks have been used to model the characteristics of traditional silicon-based photovoltaic modules. And in this work we investigated a next-generation organic tandem solar cell model. Silicon-based photovoltaic cells have generally been modeled by sets of simple circuit parameters; however, for organic cells, the process is generally impermeable. For this reason, we show that the application of artificial neural networks (ANN) has been shown to be advantageous for modeling. And we used the Levenberg – Marquardt method to extract the internal parameters of an organic photovoltaic cell. In all the cases studied, we compared our functions obtained produced by the ANN technique with the corresponding experimental data obtained on the Adrar Algeria site.

<u>*Keywords*</u>: ANN artificial neurons; Photovoltaic cells; Organic ; Voltage-current; Sahara Algeria. Levenberg – Marquardt method.

الملخص:

أثبتت الشبكات العصبية الاصطناعية فائدتها في نمذجة الخصائص الكهربائية للخلايا الكهر وضوئية. لديهم العديد من المزايا لمثل هذا النهج بالإضافة إلى الدقة والمتانة والسرعة الناتجة. تم استخدام الشبكات العصبية لنمذجة خصائص الوحدات الكهر وضوئية التقليدية القائمة على السيليكون ، وفي هذا العمل قمنا بفحص الجيل التالي من نموذج الخلايا الشمسية الترادفية العضوية. تم تصميم الخلايا الكهر وضوئية القائمة على السيليكون بشكل عام بواسطة مجمو عات من معلمات الدائرة البسيطة ؛ ومع ذلك ، بالنسبة للخلايا الكهر وضوئية القائمة على السيليكون بشكل عام بواسطة مجمو عات من معلمات الدائرة البسيطة ؛ الاصطناعية (ANN) قد ثبت أنه مفيد للنمذجة. واستخدمنا طريقة لمتواعلة السبب ، نظهر أن تطبيق الشبكات العصبية لخلية عضوية ضوئية عضوية.في جميع الحالات التي تمت در استها ، قمنا بمقار نة وظائفنا التي تم الحصول عليها بواسطة تقنية لمما مع البيانات التجريبية المقابلة التي تم الحصول عليها على موقع أدر ار الجزائر. ANN مع البيانات التجريبية المقابلة التي تم الحصول عليها على موقع أدر ار الجزائر. الكلمات الرئيسية: الخلايا العصبية الاصطناعية معلى المولية ؛ على موقع أدر ار الجزائر.

Levenberg - Marquardt

Table des matières

Liste d	les figures	viii
Liste d	les tableaux	xi
Nomer	nclature	xii
Introdu	uction général	I
Chapit	rre I: Généralité sur l'énergie photovoltaique organique	1
I.1.	Introduction	2
I.2.	Contexte énergétique mondial	2
I.3.	Gisement solaire	3
I.4.	Histoire de photovoltaïque organique	4
I.5.	Filière et technologie de photovoltaïque	5
I.5.1	Filières silicium	5
i. ::	Monocristallin	6
iii	i. Silicium amorphe	6
I.5.2	2 Filières CIS et CdTe (les chalcogénures)	6
I.5.3	3 Cellules III-V multi-jonctions	6
I.5.4	Cellules solaires à colorant hybride (ou cellules Grätzel)	7
I.5.5	5 Filières organiques	7
I.6.	Cellule photovoltaïque organique	8
i. ;;	polymères π -conjugués	
17	Types de cellule photovoltaïque organique	11
i.	les cellules PVO monocouche	
ii.	. PVO bicouche	13
iv	7. Structure inverse	
V. vi	. Structure 1 andem	15
vi	ii. Structure de cellule anti-réflexion	
I.8.	Avantages et inconvénients des cellules PVO	17
i.	Les avantages	17
ii.	Les inconvénients	17
I.9.	Conclusion	18
Chapit	tre II: Modélisation des cellules photovoltaïque organique	19
II.1.	Introduction	20
II.2.	Principe de fonctionnement de cellule photovoltaïque organique :	20

II.2.	.1.	Absorption de la lumière incidente conduisant à la génération d'excitons	20
II.2.	.2.	Diffusion de l'exciton vers une interface donneur-accepteur	20
II.2.	.3.	Dissociation de l'exciton à travers cette interface	21
II.2.	.4.	Transport par transporteur	21
II.2.	.5.	Collecte des porteurs de charge	21
II.3.	Sche	éma équivalant de cellule photovoltaïque organique	22
II.4.	Cara	actéristique de la cellule photovoltaïque organique	23
II.4.	.1.	Puissance crête d'une cellule PV	23
II.4.	.2.	Caractéristique courant-tension I(V) :	23
II.4.	.3.	Courant de court-circuit ICC :	23
II.4.	.4.	Tension à circuit ouvert Vco	24
II.4.	.5.	Facteur de forme FF	25
II.4.	.6.	Rendement de conversion en puissance n	25
II.4.	.7.	Résistance série	26
II.4.	.8.	Résistance shunt	26
II.5.	Mod	lélisation de cellule PVO	27
II.5.	.1.	Modèle à une diode	27
II.5.	.2.	Modèle à double diode	28
II.5.	.3.	Modèle à trois diodes	29
II.6.	Mod	lules photovoltaïque Organique	30
II.6.	.1.	Association en série	30
II.6.	.2.	Association en parallèle	30
II.6.	.3.	Association hybride (en série et en parallèle)	31
II.7.	Influ	ience des déférents paramètres	32
II.7.	.1.	Influence de l'éclairement	32
II.7.	.2.	Influence de la température	32
II.8.	Con	clusion	33
Chapit	e M: E	xtraction des paramètres interne de cellule	34
III.1.	Intro	oduction	35
III.2.	Stru	cture du module Infinity-OPV tandem	35
III.3.	L	a méthode Levenberg-Marquardt	36
III.4.	Obte	ention des courbes I-V pour les conditions climatique	36
III.4	4.1.	Paramètres électriques pour la condition STC	39

III.4.2. Les caracteristique electriques en déférant conductions climatiques	40
III.4.3. Valeurs des caractéristiques pour les autres conditions	42
III.5. Extraction des paramètres internes par méthode de LM	43
i. Paramètres en conditions STC	43
ii. Pour les différentes conditions climatiques	44
III.6. Calcule des erreurs entre les valeurs réales et estimées par la méthode LM et compar avec des références	raison 47
i. Comparaison avec des références	48
III.7. Conclusion	48
Chapitre IV: Simulation et caractérisation de cellules de cellule PVO par RNA	49
IV.1. Introduction	50
IV.2. Le neurone biologique	50
IV.3. Les réseaux de neurones artificiels	50
IV.4. Comportement de réseau neuronal artificiel	51
IV.5. Structure et Modélisation mathématique du neurone de réseau neuronal artificiel	52
IV.6. Architecture des réseaux de neurones	54
IV.6.1 Réseaux de neurones multicouches	54
IV.6.2 Réseau avec connexions locales	54
IV.6.3 Réseau à connexions récurrentes	54
IV.6.4 Réseau à connexion complexe	54
IV.7. Méthodes de l'apprentissage	55
IV.8. Règles d'apprentissage	56
IV.9. Algorithme d'apprentissage par retro propagation	56
IV.10. Procédure de construction d'un réseau de neurones	58
IV.11. Mise en œuvre du réseau de neurone artificiel	59
IV.12. Cycle de séance d'apprentissage de réseau de neurone artificel	62
IV.13. Résultats de simulation	64
IV.14. Obtention des courbes I-V et P-V avec le modèle ANN	65
IV.15. Conclusion :	68
Conclusion générale	69
Références Bibliographiques	73
Annexe	77

Liste des figures

Chapitre I

Figure I.1 : Définition du nombre d'air masse (AM) et spectre d'émission du rayonnement solaire
homologué par la Société Américaine de Tests et Matériaux (ASTM G173-03) [21]4
Figure I.2 : Records en laboratoire d'efficacité de cellules photovoltaïques selon les
technologies. Source: NREL (National Renewable Energy Laboratory) 2019 [4]8
Figure I.3 : Présentation schématique des niveaux d'énergie dans différents types de matériaux
[5]
Figure I.4 : Diagramme de l'orbital moléculaire π . Evolution du diagramme des bandes en
fonction de la longueur de chaine [12]10
Figure I.5 : Structures des polymères conjugués les plus connus dans les cellules PVO [12]11
Figure I.6 : Exemples de petites molécules semi-conductrices [13]11
Figure I.7 : Structure de cellule PVO monocouche [13]12
Figure I.8 : structure de PVO bicouche [17]13
Figure I.9 : Structure PVO à hétérojonction (BHJ). [20]14
Figure I.10 : Schéma d'une structure conventionnelle de cellule photovoltaïque (à gauche) et
d'une structure inverse (à droite) [22]14
Figure I.11 : Illustration de structures de cellules photovoltaïques organiques : (a) hybride ; (b)
tandem; (c) cellules de type fenêtre ou window ; (d) surface anti-réflexion. [23]16

Chapitre II

Figure II.1:Conditions de dissociation de l'exciton (Eex> PI - AE)	21
Figure II.2 : Les quatre étapes de la conversion photovoltaïque organique	22
Figure II.3 : Schéma équivalent d'une cellule photovoltaïque organique [33]	22
Figure II.4 : Caractéristique courant-tension et paramètres physiques d'une cellule	
photovoltaïque [22].	23
Figure II.5 : Tension de circuit ouvert de cellule photovoltaïque organique	24
Figure II.6 : détermination graphique de résistance shunt et série [25]	26
Figure II.7 : Circuit équivalant de cellule PVO avec Modèle à simple diode	
Figure II.8 : Circuit équivalant de cellule PVO avec Modèle à deux diodes	
Figure II.9 : Circuit équivalant de cellule PVO avec Modèle à trois diodes [27]	29
Figure II.10 : Caractéristique résultante d'un groupement de ns cellules en série [35]	

Figure II.11 : Caractéristique résultante d'un groupement de ns cellules en série [35]	31
Figure II.12 : Montre la caractéristique résultante obtenue en associant, en série ns et en paral	llèle
np, des cellules identiques [35]	31
Figure II.13 : Influence de l'éclairement sur I(V) et P(V) [34].	32
Figure II.14 : L'influence de la température sur les caractéristiques I (V) et P(V) [34]	33

Chapitre III

Figure III.1 : Le schéma complet de 14 couches en tandem (en haut à gauche) ainsi que des
noms pour les différents matériaux impliqués (en haut à droite). Le contour de la page imprimée
est affiché (au milieu) avec une photo réelle d'un module (en bas à droite) [38]
Figure III.2 : Banc de la caractérisation expérimental du module PVO37
Figure III.3 : Exemple des données acquises par le traceur I-V Error! Bookmark not defined.
Figure III.4 : Le courbe I-V et P-V avec l'erreur entre les valeurs réal est estimée par méthode de
LM en conditions nominales
Figure III.5 : Le courbe I-V et P-V avec l'erreur entre les valeurs réal est estimée par méthode
LM pour G=1153.444W/m2 et T=19.7°C40
Figure III.6 : Courbe I-V et P-V avec l'erreur entre les valeurs réal est estimée par méthode LM
pour G=262.114W/m2 et T=44.7°C41
Figure III.7 : Courbe I-V et P-V avec l'erreur entre les valeurs réal est estimée par méthode
Pour G=785.273 W/m2 et T=19°C41
Figure III.8 : Les courbes des paramètres internes prendre pour applique méthode de LM pour
conditions STC
Figure III.9 : Les courbes des paramètres internes prendre pour applique méthode de LM pour
G=1153.444W/m2 et T=19.7°C
Figure III.10 : Les courbes des paramètres internes prendre pour applique méthode de LM
G=262.114W/m2 et T=44.7°C45

Chapitre IV

Figure IV.1 : Réseau neuronal biologique [42]	50
Figure IV.2 : Mise en correspondance neurone biologique et neurone artificiel [43]	51
Figure IV.3 : Le modèle d'un neurone artificiel	52
Figure IV.4 : Architecture d'un réseau à connexions multicouches (a) ; à connexions locales (b));
à connexions récurrentes (c) ; à connexions complexe ;à connexions complexe (d) [26]	55

Figure IV.5 : Le modèle d'un neurone artificiel
Figure IV.6 : Structure de notre réseau de neurone
Figure IV.7 : Organigramme pour le programme d'apprentissage
Figure IV.8: Erreurs de sortie du modèle PVO ANN pendant l'apprentissage64
Figure IV.9 : Erreurs quadratiques moyennes d'entraînement pour le modèle PVO (a). et
régression de sortie (Target(b))64
Figure IV.10 : Caractéristiques I-V et P-V de module PVO en STC avec les fonctions d'erreur.
Figure IV.11 : Caractéristiques I-V et P-V de module PVO avec les fonctions d'erreur pour
G=706W/m2 et T=16.7°C65
Figure IV.12 : Caractéristiques I-V et P-V de module PVO avec les fonctions d'erreur pour
G=773W/m2 et T=24.3°C66
Figure IV.13 : Caractéristiques I-V et P-V de module PVO avec les fonctions d'erreur pour
G=803W/m2 et T=22.4°C66
Figure IV.14 : Caractéristiques I-V et P-V de module PVO avec les fonctions d'erreur pour
G=8.8W/m2 et T=28.4°C67
Figure IV.15 : Caractéristiques I-V et P-V de module PVO avec les fonctions d'erreur pour
G=810W/m2 et T=21.4°C67
Figure IV.16 : Valeurs de puissances optimales avec erreur d'un module PVO68

Liste des tableaux

Chapitre I

Tableau I.1 : Historique de photovoltaïques organiques	[5]4

Chapitre III

Tableau III.1: Paramètres électrique du module PV 37
Tableau III.2 : Valeurs de G et de T pour les 36 courbes utilisées
Tableau III.3: Les valeurs des paramètres internes en condition STC par méthode de LM40
Tableau III.4: Les valeurs des paramètres électriques en différentes condition climatique par
méthode LM
Tableau III.5 : Tableau des valeurs des paramètres internes pour déférentes condition
climatique par méthode LM46
Tableau III.6: Valeurs des paramètres intrinsèques pour deux valeurs de température différentes
par méthode de LM47
Tableau III.7 : Erreurs relatives de trois modèles à (E = 1000 W / m2 et T=25°C) pour le module
PVO-Infinity

Chapitre IV

Tableau IV.1 : Fonctions de transfert a $D = f(n)$ [42].	53
Tableau IV.2 : Erreurs de Paramètres d'architecture qui présente les meilleures performant	nces .60

Nomenclature

- OPV : Cellule photovoltaïque organique
- CuPc : Phtalocyanine de cuivre
- Al : Aluminium
- Ca: Calcium
- ZnO : Oxyde de zinc
- TiO2 : Dioxyde de titane
- BC : Bande de conduction
- BV : Bande de valence
- C60 : Premier fullerène découvert, le C60, le carbone 60
- PI: Potentiel d'ionisation
- BI : Bande interdite
- Eg : Largeur de la bande interdite
- SC : Semi-conducteur
- LD : Longueur de diffusion
- AIE: Agence Internationale de l'Energie
- BHJ : Hétéro-jonction en volume (Bulk heterojunction)
- np: Nombre des cellules en parallèle,
- ns: Nombre des cellules en série.
- *Rs* : Résistance série
- *Rsh* : Résistances shunt
- *Voc* : Tension de circuit ouvert(V)
- ISC: Courant de court-circuit (short-cut) (A)
- Π : Rendement des cellules (%)
- FF : Facteur de forme
- T: Température (°C)
- θ : Angle de pénétration.
- S.T.C: Standard Test Conditions
- c : Vitesse de la lumière.
- λ : Longueur d'onde.
- S : Surface du photo-générateur (m^2) .

P_{mp} : Point Max de Puissance.

- G : Eclairement (W/m²).
- I : Courant fourni par la cellule (A)
- V : Tension au borne de la cellule (V)
- ANN ou RNA: Réseaux de neurones artificiels

LM : Levenberg – Marquardt

- Pj : Entrée du réseau de neurone.
- Wij : Vecteur des poids (pondérations).
- *b*: Biais du neurone (seuil d'activation).
- *n* : Niveau d'activation du neurone.
- f: Fonction de transfert (fonction d'activation).
- D : sortie du neurone.
- i : indice désignant le numéro de neurone dans une couche.
- j : indice désignant le numéro de l'entrée.
- R : nombre de stimulus (entrées).
- S : nombre de neurones d'une même couche.
- Wij(t): vecteur des poids à l'instant (t).
- *Wij*(t+1) : vecteur des poids à l'instant (t+1).
- $\Delta Wij(t)$: changement dans le vecteur des poids.
- p(t) : stimulus que l'on applique aux entrées au temps (t).
- Di(t) : la sortie que l'on obtient pour le neurone i au temps (t).
- di(t): la sortie que l'on désir obtenir pour le neurone i au temps (t).
- ei(t): L'erreur en sortie.

Introduction général

Introduction général

La fourniture d'énergie en quantité suffisante pour toute la population mondiale est essentielle, la production est donc en constante augmentation et la dépendance aux ressources fossiles contribue à la pollution atmosphérique et aux émissions de gaz à effet de serre (GES). Elle est également limitée et mise en œuvre avec la surexploitation et pour assurer l'énergie continuité et la sûreté et la sécurité des personnes [1]. L'énergie renouvelable est essentielle, de sorte que l'utilisation de ressources fossiles limitées doit être progressivement remplacée. Par conséquent, il est nécessaire de diversifier les sources d'énergie, en particulier les énergies renouvelables. C'est un objectif très urgent. Actuellement, près d'un tiers de la population mondiale n'a pas accès à l'électricité, tandis que 20% de la population mondiale des pays développés utilise 80% de la production mondiale d'énergie. L'augmentation extrêmement rapide de la demande des pays émergents met en évidence l'urgence de développer les énergies renouvelables [2, 3].

L'Agence internationale pour les énergies renouvelables (IRENA) estime que le nombre de personnes employées dans le secteur mondial des énergies renouvelables a atteint 11 millions en 2018, soit une augmentation de 7% par rapport à 2017. Parmi eux, l'industrie photovoltaïque compte le plus grand nombre d'employés, atteignant 3,3 million de personne [4].

D'un autre côté, ces dernières années, certains pays dans le monde ont également reconnu l'importance des énergies renouvelables et l'ont fortement plaidé, en particulier dans le domaine de l'énergie solaire [3]. Les recherches développent selon deux catégories de technologies sont à l'étude:

- visant principalement à très haut rendement, tout en coût d'optimisation: cellules multijonctions, utilisation de concentrateurs ...
- visant principalement à très faible coût, tout en optimisant le rendement: cellules solaires organiques, cellules solaires hybrides ... matériaux micro ou nano structurés. Notre centre d'intérêt traite de cette deuxième option.

L'énergie photovoltaïque a connu un développement formidable en l'espace de 50 ans. La recherche spatiale a permis de financer les recherches initiales. La compréhension des phénomènes physiques qui a découlée de ces recherches a permis à de nombreux matériaux d'être développés avec succès par la suite, et petit à petit, avec la baisse du coût des matières

utilisées et une meilleure maîtrise de la technologie, les panneaux photovoltaïques ont quitté l'espace pour être utilisés sur la Terre. Les politiques d'incitation gouvernementales ont permis l'essor de cette filière arrivée à maturité qui connaît depuis maintenant 20 ans des taux de croissance à deux chiffres.

Les matériaux utilisés dans un premier temps par ces cellules photovoltaïques étaient essentiellement inorganiques : aujourd'hui encore le matériau le plus couramment utilisé reste le silicium, malgré la concurrence toujours plus rude des tellurures de cadmium, des chalcogénures et autres Arséniure de Gallium [10].

Cependant dès le début des années 80, un nouveau type de matériau voit le jour : l'effet photovoltaïque peut en effet être obtenu à partir de molécules organiques [7].

Dans ce travail, nous nous sommes intéressés par des cellules photovoltaïques organiques, présente les cellules photovoltaïques organiques depuis modalisation l'étape bibliographique à l'exploitation des résultats obtenus expérimentalement et par l'utilisation de réseaux de neurones artificiels (RNA) pour modélisé et simule un module photovoltaïque organique flexible de type tandem dans une condition climatique saharienne (site d'Adrar) et extraction leur paramètres internes par méthode de Levenberg – Marquardt.

Dans le première chapitre, nous présenterons petite contexte d'énergie mondiale puis éclairerons sur l'énergie solaire, et les différentes technologies utilisées pour convertir l'énergie solaire en électricité, puis nous entrons dans les matériaux semi-conducteur organiques, donne quelques exemples des semi-conducteur organique les plus utilisant, les différentes types des cellules photovoltaïque organiques, enfin, les avantages et les inconvénients des cellules photovoltaïques.

Dans le deuxième chapitre nous présenterons le principe de fonctionnement et de caractérisation des cellules photovoltaïques et présenterons leur modélisation, puis à l'influence de différents paramètres sur l'influence de cellule photovoltaïque organique.

Dans le troisième chapitre nous extractions les paramètres internes des cellules photovoltaïque organique à l'aide de la méthode de Méthode de Levenberg – Marquardt où nous adapterons notre simulation sur le module à base d'une diode et en fin nous allons faire la comparaison avec les résultats expérimental.

Dans le quatrième chapitre, nous simulerons la cellule photovoltaïque organique à l'aide de l'intelligence artificielle (RNA) et définir leurs caractéristiques électriques en déférent condition climatiques.

En fin, une conclusion synthétise les résultats obtenus et donne un aperçu sur les perspectives qui peuvent être développées pour mieux comprendre ce sujet.

Chapitre I: Généralité sur l'énergie photovoltaïque organique

I.1. Introduction

La demande d'énergie en particulier les énergies renouvelables, a connu grand développement ces dernières années, telle que l'énergie solaire, qui est abondante, et qui est la source de toutes les énergies de l'univers.

La technologie photovoltaïque a évolué et a suscité un grand intérêt et de multiples améliorations au cours de son développement pour répondre au besoin et à la capacité du consommateur comme la technologie de photovoltaïque organique, qui est à la base de notre recherche.

Dans ce chapitre, nous présenterons un petit contexte sur l'énergie mondiale puis nous donnons un éclaircissement sur l'énergie solaire, et les différentes technologies utilisées pour convertir l'énergie solaire en électricité, puis sur les matériaux semi-conducteur organiques, donne quelques exemples sur les semi-conducteur organique les plus utilises, les différentes types des cellules photovoltaïque organiques, et enfin, les avantages et les inconvénients des cellules photovoltaïques organiques.

I.2. Contexte énergétique mondial

Le scénario de référence de l'Agence internationale de l'énergie (AIE) prévoit une augmentation des besoins mondiaux en énergie primaire de 55% entre 2005 et 2030, en raison notamment de la croissance exponentielle des pays émergents [1]. La fourniture d'énergie en quantité suffisante pour toute la population mondiale est essentielle, la production est donc en constante augmentation et la dépendance aux ressources fossiles contribue à la pollution atmosphérique et aux émissions de gaz à effet de serre (GES). Elle est également limitée et mise en œuvre avec la surexploitation et pour assurer la continuité et la sûreté et la sécurité des personnes. L'énergie renouvelable est essentielle, de sorte que l'utilisation de ressources fossiles limitées doit être progressivement remplacée. Par conséquent, il est nécessaire de diversifier les sources d'énergie, en particulier les énergies renouvelables. C'est un objectif très urgent. Actuellement, près d'un tiers de la population mondiale n'a pas accès à l'électricité, tandis que 20% de la population mondiale des pays développés utilise 80% de la production mondiale d'énergie. L'augmentation extrêmement rapide de la demande des pays émergents met en évidence l'urgence de développer les énergies renouvelables.Ces dernières années, certains pays: par exemple, l'Allemagne dans le monde ont également reconnu l'importance des énergies renouvelables : la production d'énergie renouvelable représentait environ 3,1% de la production totale d'électricité en 1990 et est passée à 17% à la fin de 2010, dont 36,5% était l'énergie éolienne; 33,5% était la production d'énergie à partir de la biomasse, 19,7% de l'énergie hydraulique, solaire PV 12%[2].

I.3. Gisement solaire

Le soleil émet un rayonnement électromagnétique compris dans une bande de longueur d'onde variant de 0.2 à 4 μm . Le spectre solaire hors atmosphère est comparable à celui d'un corps noir à une température d'environ 5800 K. À la surface de la Terre, le spectre solaire n'est plus le même, car il est pondéré par l'absorption des molécules présentes dans l'atmosphère (O₃, CO_2 , H₂O, ...) [3]. Le spectre du rayonnement extraterrestre correspond environ à l'émission d'un corps noir porté à 5800° K. Une courbe standard, compilée selon les données recueillies par les satellites, est désignée sous le nom d'AM0. Sa distribution en énergie est répartie en [6]:

– Ultraviolet UV 0.20 < l < 0.38 mm 6.4%

– Visible 0.38 < l < 0.78 mm 48.0%

- Infrarouge IR 0.78 < l < 10 mm 45.6%.

En traversant l'atmosphère, le rayonnement solaire subit une atténuation et une modification de son spectre. Ainsi la couche d'ozone absorbe la majeure partie du rayonnement ultra-violet, tandis que la vapeur d'eau absorbe le rayonnement infrarouge. Le rayonnement solaire au sol dépend donc de l'épaisseur de l'atmosphère traversée par les rayons lumineux et n'est donc pas homogène sur toute la surface de la Terre. Pour tenir compte de ces différences, on introduit un coefficient x appelé masse atmosphérique ou nombre d'air masse (AMx) dont l'expression est :

$$\frac{1}{\sin \theta - 1}$$
(I.1)

 θ : représente l'élévation du soleil sur l'horizon (90 ° au zénith) comme le montre la Figure (I.1). Ainsi lors que le Soleil est au zénith, on dit que l'on a les conditions AM1 car les rayons lumineux traversent une épaisseur d'atmosphère unité (7,8 km).



Figure I.1: Définition du nombre d'air masse (AM) et spectre d'émission du rayonnement solaire homologué par la Société Américaine de Tests et Matériaux (ASTM G173-03) [21]

I.4. Histoire de photovoltaïque organique

La recherche sur les cellules solaires organiques s'est développée au cours des trois dernières décennies, elle a généré un intérêt scientifique et économique déclenché par une augmentation rapide des rendements de conversion d'énergie. Cet objectif a été atteint grâce à l'introduction de nouveaux matériaux, à une meilleure ingénierie des matériaux et à des structures d'appareils plus sophistiquées. Le tableau I.1 donne un historique des événements qui ont conduit à l'invention des cellules solaires [5].

1839	- Le physicien français Edmond Becquerel découvre l'effet photovoltaïque
1883	- Fritts réalise des cellules solaires de grande surface à base de Se
1906	- Pochettino a étudié la photoconductivité de l'anthracène.
1958	 Kearns et Calvin ont travaillé avec des phtalocyanines de magnésium (MgPh), mesurant un photovoltaïque de 200 mV.
1964	 Delacote a observé un effet rectifiant lorsque les phtalocyanines de magnésium (CuPh) étaient placées entre deuxélectrodes métalliques.

Tableau I.1	:	Historic	ue de	photovoltaïc	ques organic	jues [5].
-------------	---	----------	-------	--------------	--------------	-----------

1986	- Tang a publié le premier appareil PV à hétérojonction.
1991	- Hiramoto a réalisé le premier PV à hétérojonction en vrac colorant / colorant parco-
	sublimation
	Subminution.
1993	- Sariciftci a fabriqué le premier appareil à hétérojonction polymère / C60.
1994	- Yu a fabriqué le premier polymère en vrac / PV à hétérojonction C60.
1995	- Yu / Hall a fabriqué le premier PV à hétérojonction polymère / polymère en vrac.
1996	- Les cellules solaires hybrides à colorants atteignent un rendement de 11% (EPFL,
	Switzerland)
1998	- Cellules couches minces Cu(InGa)Se2 atteignent un rendement de 19% (NREL, US)
2000	- Peters / van Hal a utilisé des dyades / triades oligomères-C60 comme matière active
	dans les cellules photovoltaïques.
2001	- Schmidt-Mende a fabriqué une cellule solaire à cristaux liquides auto-organisée
	d'hexabenzocoronène et de pérvlène
	- Ramos a utilise des polymeres a double cable dans les cellules photovoltaiques.
2006	Première fois dans les tableaux d'efficacité des cellules solaires (version 28) avec une
2000	- Trennere fors dans les tableaux d'efficacité des centres solaires (version 26) avec une
	efficacité de 3%.
2020	Les derniers tebleaux d'afficacité des callules solaires (IPEN) afficacité maximale de
2020	- Les definiers tableaux d'efficache des centiles solaires (IKEN) efficache maximale de
	16% [4]

I.5. Filière et technologie de photovoltaïque

I.5.1 Filières silicium

Est la Première technologie photovoltaïque: Plus de 90% des capteurs vendus dans le monde sont principalement composés de silicium. Ce matériau semi-conducteur a l'avantage de pouvoir être produit à partir d'une ressource naturelle presque inépuisable: le quartz, composant des granites, des sables et des grès. Cette technologie est la plus ancienne et a toujours dominé le marché. Il faut dire qu'il présente de nombreux avantages, à commencer par sa robustesse, avec une durée de vie d'environ 30 ans, et ses performances avec les rendements les plus élevés du marché: de 20 à 27.6% [4].

i. Monocristallin

Un capteur photovoltaïque monocristallin est constitué d'un bloc de silicium pur, formé d'un monocristal. Ce procédé (35% du marché) est coûteux, mais permet d'obtenir les cellules qui ont le meilleur rendement du marché: 27.6% [4]. D'un point de vue esthétique, les cellules qui composent le panneau ont une couleur uniforme et ont la forme de petits carrés avec des angles de coupe.

ii. Poly cristallin ou multi cristallin

Un collecteur photovoltaïque poly cristallin est constitué de chutes de silicium monocristallin. Il est moins cher à fabriquer, mais son efficacité, autour de 22.6% [4], est un peu moins bonne que pour un capteur monocristallin. Ce sont les panneaux les moins chers du marché (dont ils représentent 56%).

iii. Silicium amorphe

Technologie similaire à celle des écrans plats, le silicium amorphe est constitué d'une succession de couches de silicium dopées et non dopées. Avec cette technique, les rendements restent faibles (environ 14%) [4]. La baisse des coûts de fabrication des cellules en silicium cristallin a supprimé ce type de capteur du marché et confiné aux calculatrices et autres niches de production.

I.5.2 Filières CIS et CdTe (les chalcogénures)

La recherche s'est également concentrée sur des matériaux autres que le silicium, qui est mieux adaptés à une utilisation en couches minces tout en offrant des rendements élevés. Deux secteurs ont progressivement émergé, l'un basé sur le tellurure de cadmium (CdTe), l'autre sur les alliages Cu (In, Ga) Se2 (Indium cuivre / sélénium gallium noté CIGS) appelés CIS. Des rendements records de 22.1% [5], [4], pour le CdTe et de près de 23.4% 4 pour le CIS ont été obtenus. Ces matériaux ont une absorbance optique plus élevée que celle du silicium cristallin, ce qui permet leur utilisation en faible épaisseur (de 1 à 2 μ m) [5].

I.5.3 Cellules III-V multi-jonctions

Il est parfois difficile de trouver un matériau qui absorbe tout le spectre solaire avec un coefficient d'absorption élevé. Les cellules multi-jonctions dites de «troisième génération» répondent à ce problème. En effet, il s'agit de l'empilement de différents composés III-V, chacun

optimisé pour absorber efficacement une partie du spectre solaire. L'empilement, obtenu par croissance épit axiale, permet donc de capter une grande partie du spectre solaire, et conduit à une seule cellule effectivement composée de plusieurs cellules en série. De part le domaine de spectre solaire dont les photons sont récoltés et la minimisation des pertes dues à la thermalisation, ces cellules permettent d'atteindre les records connus à ce jour en matière de conversion photovoltaïque. Des rendements de plus de 47% ont ainsi été obtenus sous lumière concentrée [4]. Le procédé de fabrication et les matériaux utilisés pour la fabrication de ces cellules entraînent un coût extrêmement élevé qui cantonne ces matériaux à des applications spatiales.

I.5.4 Cellules solaires à colorant hybride (ou cellules Grätzel)

Inspirée de la photosynthèse, l'équipe de Michael Grätzel de l'Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne (EPFL) a développé au début des années 90 des cellules solaires composées d'un électrolyte, d'un colorant et d'un semi-oxyde. -conducteur inorganique. Le meilleur rendement certifié rapporté est de 12% [7], [4]

I.5.5 Filières organiques

Observé depuis 30 ans dans les matériaux semi-conducteurs organiques, l'effet photovoltaïque a connu un grand boom au cours de la dernière décennie. Donnant initialement des valeurs d'efficacité de conversion très faibles (<10-5%), cette application particulière des semi-conducteurs organiques a commencé à attirer l'attention en 1986 lorsque l'équipe de Tang a montré que des rendements proches de 1% étaient atteignables [8], conformément aux prévisions de Merrit en 1978 [9]. La cellule, alors composée d'une bicouche de molécules évaporées sous vide, a atteint une efficacité de conversion de 0,95%. D'autres matériaux et structures (ils seront présentés au paragraphe I.6) ont depuis été développés spécifiquement pour cette application et testés, pour conduire à une valeur record de 16% [4], détenue par la société SOLARMER. Les matériaux utilisés sont un dérivé du fullerène appelé PCBM et un copolymère alterné [10].



Figure I.2 : Records en laboratoire d'efficacité de cellules photovoltaïques selon les technologies. Source: NREL (National Renewable Energy Laboratory) 2019 [4].

I.6. Cellule photovoltaïque organique

Une cellule OPV est un type de cellule solaire où la couche absorbante est constituée de semiconducteurs organiques (OSC) - généralement des polymères ou de petites molécules. Pour que les matériaux organiques deviennent conducteurs ou semi-conducteurs, un niveau élevé de conjugaison (alternance de liaisons simples et doubles) est nécessaire. La conjugaison de la molécule organique se traduit par la délocalisation des électrons associés aux doubles liaisons sur toute la longueur de la conjugaison. Ces électrons ont des énergies plus élevées que les autres électrons de la molécule et sont équivalents aux électrons de valence dans les matériaux semiconducteurs inorganiques.

I.6.1 Semi-conducteur photovoltaïque organique

Les matériaux trouvés dans la nature sont principalement classés comme isolants, semiconducteurs ou métaux. La différence entre ces matériaux provient des différences de remplissage des bandes de conduction et de valence figure I.3. **Métal:** Lorsqu'un photon interagit avec un électron dans un métal, il lui transfère complètement son énergie, l'électron est excité mais retourne directement à son état initial en transformant toute l'énergie en chaleur [5].

Isolant: Dans un isolant, la taille du gap nécessite qu'un photon doive recevoir une énergie minimale de 5 eV pour qu'il soit excité jusqu'à ce qu'il atteigne la bande de conduction. La longueur d'onde doit être d'au moins 250 nm. Ces matériaux n'absorbent donc pas beaucoup de rayonnement [5].

Semi-conducteur: pour un semi-conducteur, le GAP d'énergie entre la bande de valence et la bande de conduction est compris entre 0,5 et 2,0 eV. Il peut donc absorber une large tranche du spectre solaire. La présence d'un électron sur la bande de conduction et d'un trou sur la bande de valence peut être exploitée pour générer un courant. C'est cette propriété qui est utilisée dans les cellules photovoltaïques inorganiques [5].



Figure I.3 : Présentation schématique des niveaux d'énergie dans différents types de matériaux [5].

Cependant, dans les matériaux organiques, les électrons n'occupent pas de bande de valence mais font partie de ce que l'on appelle «l'orbitale moléculaire la plus occupée» (HOMO). Tout comme dans les semi-conducteurs inorganiques, il y a des niveaux d'énergie inoccupés à des énergies plus élevées. Dans les matériaux organiques, la première est appelée la plus basse orbitale moléculaire inoccupée (LUMO). Entre (HOMO) et (LUMO) de la OSC se trouve un écart d'énergie - souvent appelé la bande interdite matérielle [11].

La conduction électronique et le transport en général nécessitent au préalable la possibilité de création ou d'injection de porteurs de charges libres. Au niveau moléculaire, cela implique une ionisation facile, soit par éjection des électrons des plus hauts niveaux électroniques occupés de la molécule (HOMO pour Highest Occupied Molecular Orbitals), soit par capture d'électrons dans les plus bas niveaux électroniques inoccupés (LUMO pour Lowest Unoccupied Molecular Orbitals). Cette extraction ou injection est particulièrement aisée dans le cas des composés disposant d'un système d'électrons π délocalisés [11]. Ces composés se caractérisent par l'alternance régulière de simples et doubles liaisons permettant une délocalisation des électrons le long du squelette. On parle de phénomène de conjugaison. On peut classer les semi-conducteurs organiques en deux catégories : les molécules de faibles masses molaires appelées communément « petites » molécules conjuguées ou bien les polymères conjugués.

D'autre part figure I.3, sur l'ensemble du squelette de la molécule laisse naitre la notion de bande. Tout se passe comme si les porteurs appartenaient à une bande d'énergie et non pas à une seule orbitale moléculaire.



Figure I.4 : Diagramme de l'orbital moléculaire π . Evolution du diagramme des bandes en fonction de la longueur de chaine [12]

i. polymères π -conjugués

Un polymère est une macromolécule, obtenue en répétant une unité appelée monomère. En raison de leur masse moléculaire élevée, ils ne sont déposés que par liquide.

Techniquement, les polymères sont dissous sous forme d'encre et déposés pour obtenir des épaisseurs de l'ordre de 100-200 nm. En laboratoire, nous les déposons avec un spin coating et via notre partenaire Disasolar, nous avons accès à des dispositifs déposés par impression jet d'encre. La figure I.5 montre la structure de certains polymères couramment utilisés aujourd'hui.



Figure I.5 : Structures des polymères conjugués les plus connus dans les cellules PVO [12]

ii. Les petites molécules

De petites molécules peuvent être déposées par sublimation thermique sous vide, comme le C60, contrairement aux polymères. Certaines petites molécules peuvent également être déposées par liquide, comme le MPc, ALq3, BCBM ou le PTCDA. La figure I.6 montre la structure de petites molécules utilisées dans la construction de cellules solaires organiques [13].



Figure I.6 : Exemples de petites molécules semi-conductrices [13]

I.7. Types de cellule photovoltaïque organique

i. les cellules PVO monocouche

Les cellules OPV monocouche sont les plus simples des OPV. Ils sont constitués d'une couche de semi-conducteur organique entre deux conducteurs métalliques. Une couche typique d'oxyde d'indium et d'étain (ITO) avec une fonction de travail élevée et une couche métallique de faible fonction de travail telle que : Al, Mg ou Ca, est représentée sur la figure-I.7.

La différence des fonctions de travail entre les deux conducteurs crée un champ électrique dans la couche organique. Lorsqu'il absorbe la lumière, les électrons sont excités vers le LUMO et laissent des trous dans le HOMO formant des excitons. Le potentiel créé par les différentes fonctions de travail des conducteurs aide à séparer les paires d'excitons, attirant les électrons vers l'électrode positive et les trous vers l'électrode négative. Mais ils ont des problèmes [14]:

1. Faible efficacité de conversion de puissance (<0,1%).

2. Le champ entre les deux électrodes est rarement suffisant pour rompre les excitons. Les électrons se recombinent avec les trous avant d'atteindre les électrodes.

Une nouvelle classe d'accepteur non fullerène, Y6, utilisant un anneau central fusionné à noyau électro deficient de type échelle avec un noyau benzothiadiazole est rapportée.

Le photovoltaïque organique fabriqué à partir de «Y6» dans les architectures conventionnelles et inversées a montré chacun un rendement élevé de 15,7%, mesuré dans deux laboratoires distincts. Les structures de dispositifs inversés certifiées par Enli Tech Laboratory ont démontré une efficacité de 14,9%. Les dispositifs à base de «Y6» ont maintenu une efficacité de 13,6% avec une épaisseur de couche active de 300 nm. [15]



Figure I.7 : Structure de cellule PVO monocouche [13]

ii. PVO bicouche

Ce type est construit à partir de deux couches de semi-conducteur organique, le premier est donneur et le second est accepteur formé entre deux électrodes. L'ITO est l'anode et le métal est la cathode comme le montre dans la figure I.8, le donneur et l'accepteur sont de petites molécules. Cette structure est également appelée hétérojonction donneur-accepteur planaire.

Les différentes affinités entre les deux couches génèrent un potentiel qui peut briser les excitons. Il est bien connu que la dissociation des excitons est efficace à l'interface entre des matériaux ayant une affinité électronique EA et un potentiel d'ionisation IP différents. La couche avec une affinité électronique et un potentiel d'ionisation plus élevés est appelée l'accepteur, et l'autre couche est appelée le donneur en d'autres termes EA et IP de l'accepteur d'électrons doivent être plus élevés que ceux du donneur. Cette structure est également appelée hétérojonction donneur-accepteur planaire. [16].

Le principal problème avec ce type est que la longueur de diffusion des excitons dans les matériaux organiques (de l'ordre de 10 nm) est faible par rapport à l'épaisseur pratique pour absorber suffisamment de photons pour la conversion de puissance (100 nm). À une épaisseur aussi importante, seule une petite fraction des excitons peut atteindre l'interface d'hétérojonction



Figure I.8 : structure de PVO bicouche [17]

iii. PVO à hétérojonction (BHJ)

Ces cellules sont similaires aux cellules bicouches, mais les couches donneur et accepteur sont mélangées pour former une couche de mélange prise en sandwich entre les électrodes, comme le montre la figure I.9,b). Cette forme a été inventée dans les années 1990 [18]. La jonction est formée en mélangeant les matériaux donneur et accepteur dans une solution puis en formant la couche active par d'enduction centrifuge du mélange sur le substrat. Le film résultant représente un réseau nanométrique de donneurs et d'accepteurs. La séparation de phase dans le film est d'environ 10-20 nm, ce qui est comparable à la longueur de diffusion de l'exciton [19].



Figure I.9 : Structure PVO à hétérojonction (BHJ). [20]

iv. Structure inverse

Les cellules photovoltaïques à architecture classique intégrant une couche active sous forme d'hétérojonction en volume (comme par exemple le P3HT:PCBM) sont composées par une succession de couches : substrat de verre (ou PET)/ ITO/ PEDOT:PSS/ P3HT:PCBM/ Al [21] (Figure I.10).



Figure I.10 : Schéma d'une structure conventionnelle de cellule photovoltaïque (à gauche) et d'une structure inverse (à droite) [22]

v. Structure Tandem

Les cellules organiques tandems sont des structures complexes de cellules photovoltaïques organiques dans lesquelles deux sous-cellules ayant des largeurs de gaps différents sont empilées et connectées en série (dans la plupart des cas) [23]. La première sous-cellule absorbe la portion de plus haute énergie du spectre solaire, tout en restant imperméable aux photons de basses énergies, lesquels sont transmis et absorbés par la seconde sous-cellule. Ces procédés d'absorption sélective mènent à un rendement global plus élevé dû à l'absorption sur une portion plus large du spectre solaire. Plusieurs realisations de cellules organiques tandems ont déjà été démontrées et un rendement supérieur à 15 % a été prédit par les études théoriques. Un exemple de cellule organique tandem est donné sur (la figure I.11,b), dans le cas d'un empilement de deux sous-cellules : (1) verre/ITO/PEDOT:PSS/couche-active/ZnO et (2) ZnO/PEDOT modifié/coucheactive/électrode-Al.

vi. Structure de cellule de type fenêtre (windows)

Les fenêtres photovoltaïques intégrées aux bâtiments, ou BIPV (Building-integrated photovoltaics), évoluent lentement, les panneaux solaires servant désormais de murs, de bardeaux et d'autres parties des bâtiments [24]. Les fenêtres posent un plus grand défi que les toits ou les murs en raison de la nécessité de voir à travers eux, comme indiqué montre en figureI.11,c, Jusqu'à présent, il y a très peu d'exemples de gratte-ciel avec des fenêtres solaires; le site le plus visible est la Willis Tower (anciennement Sears Tower) de Chicago, où Pythagoras Solar a installé un petit prototype en 2011 [23]. Plusieurs technologies ont émergé pour les fenêtres à énergie solaire, mais aucune n'a encore décollé de manière significative.

Cependant, il existe déjà plusieurs méthodes pour développer ce type de structure pour les cellules photovoltaïques organiques, y compris une méthode de pulvérisation de minuscules cellules solaires organiques sur les fenêtres dans un revêtement transparent (transparent) qui laisse entre 40 et 80% de la surface la lumière du soleil, et absorbe le reste[26]. Parmi les équipes de recherche les plus avancées dans ce domaine des applications photovoltaïques organiques, on peut citer l'équipe de « A. Colsmann du Karlsruher Institut für Technologie – Lichttechnisches Institut (KIT-LTI) »en Allemagne [27]. Nous invitons le lecteur à se référer à ce livre pour plus d'informations sur ce type de structure des cellules photovoltaïques.

vii. Structure de cellule anti-réflexion

Le principe des structures photovoltaïques à réflexion multiple est de texturer la surface ou la couche active pour améliorer l'absorption de la couche active en multipliant les réflexions de la lumière incidente afin de doubler les performances photovoltaïques [29]. La simple modification géométrique des polymères peut augmenter considérablement l'efficacité de la conversion photovoltaïque en une seule étape. La flexion des substrats porteurs de cellules solaires de manière à améliorer le rendement de conversion photovoltaïque se produit pour trois raisons: premièrement, les structures plissées conduisent au piégeage de la lumière à des angles élevés et à l'absorption de plus de photons de la lumière solaire incidente. Des couches absorbantes plus minces peuvent donc être exploitées, ce qui réduirait notre besoin de mobilité des porteurs de charge des polymères photo-actifs. Deuxièmement, lorsque la cellule est repliée, elle occupe moins de surface et chaque photo-courant intercepté augmente la zone éclairée. Troisièmement, et peut-être le plus important, les structures plissées permettent aux cellules solaires en tandem ou aux cellules solaires à fentes optiques multiples d'effectuer des connexions optiques et électriques en série et en parallèle. Ces effets se combinent pour améliorer les performances photovoltaïques [24]



Figure I.11 : Illustration de structures de cellules photovoltaïques organiques : (a) hybride ; (b) tandem; (c) cellules de type fenêtre ou window ; (d) surface anti-réflexion. [23]

I.8. Avantages et inconvénients des cellules PVO

i.Les avantages

L'avantage de ces cellules vient également du fait que, contrairement aux cellules en matériaux inorganiques, elles offrent l'avantage de pouvoir être déposé sur de grandes surfaces, à grande vitesse, par les techniques d'impression classiques.

Ils ouvrent également la voie à des applications légères, portables et flexibles.

Grâce à des coûts de fabrication et de matière plus faibles, ces cellules devraient globalement être beaucoup moins chères que leurs concurrentes.

Auto-assemblage : en effet, le génie chimique peut mettre au point des molécules qui s'auto-assemblent. La preuve de cela est qu'en 2001, Shmidt - Mende réalisèrent une cellule solaire auto-assemblée à base de cristaux liquides de hexabenzocoronène et pérylène [31].

Essor de l'électricité organique: les avancées scientifiques et technologiques réalisées dans ce domaine peuvent présenter un avantage majeur pour la filière du photovoltaïque organique qui se base essentiellement sur les études et les recherches autour de matières semi-conducteur organiques.

Solubilité : étant donné que les matériaux organiques sont solubles, on peut donc les obtenir sous forme liquide (encres, peintures) et donc les imprimer sur des matériaux divers.

Transparence : il est possible de créer des cellules transparentes, qui ouvrent de nombreuses possibilités.

Utilisation multicouche : plusieurs couches transparentes peuvent être superposées, ce qui augmentera l'efficacité des cellules.

Plusieurs procédures de fabrication: de couches minces à base de polymères [32]

Dissociation éxcitonique plus efficace : dans les réseaux interpénétrés, tout le volume organique déposé est susceptible de collaborer à la conversion photovoltaïque du fait que tout exciton généré se trouve proche d'une zone de séparation, et ceci quel que soit la direction prise durant sa diffusion.

ii.Les inconvénients

Les cellules photovoltaïques organiques ont actuellement des durées de vie considérées comme plus courtes que celles des cellules inorganiques : Capable de produire de l'électricité pendant dix ans, au moins sans baisse de rendement significative, afin d'obtenir des dispositifs concurrentiels au silicium [12]
Instabilité dans le temps : une cellule photovoltaïque organique doit être capable de Produire de l'électricité pendant dix ans, au moins sans baisse de rendement significative, afin d''obtenir des dispositifs concurrentiels au silicium [32].

Des rendements de conversion faible.

Mobilité réduite: la mobilité des porteurs de charge est très faible dans les matériaux organiques plutôt que dans les matériaux inorganiques.

Vieillissement intrinsèque des matériaux : c'est le vieillissement du matériau hors exposition à l'eau et à l'oxygène, mais sous éclairement. La dégradation est appelée photolyse.

Vieillissement extrinsèque des matériaux: O2 et H2O peuvent réagir avec les matériaux organiques et les métaux des électrodes. Le principal mécanisme de vieillissement est la photooxydation [27].

Vieillissement de la cellule: Ce vieillissement prend en compte la dégradation des interfaces suite à la mise en contact de matériaux différents (couche active-électrode par exemple) avec pour conséquence la diffusion d'impuretés de part et d'autre de l'interface. Ces dégradations sont en général accélérées en présence de l'eau, de l'oxygène et sous illumination. Une autre cause provient du fonctionnement même du dispositif par le biais de la dissipation thermique dans la cellule solaire (due à l'exposition au soleil et au passage du courant dans la cellule solaire) [32].

I.9. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une généralité sur la cellule photovoltaïque organique. Où nous avons d'abord voulu rappeler le contexte énergétique global et exposé une petite définition sur le gisement solaire, ainsi que l'histoire de l'énergie photovoltaïque, les propriétés structurelles et électroniques des semi-conducteurs et différents types de cellules photovoltaïques organiques. Nous terminons ce chapitre en présentant les avantages et les inconvénients des cellules solaires organiques.

Dans le chapitre suivant nous modéliserons les cellules photovoltaïques organiques.

Chapitre II: Modélisation des cellules photovoltaïque organique

II.1. Introduction

La cellule photovoltaïque organique est constituée de matériaux organiques. Ils sont capables de convertir l'énergie fournie par le soleil en une charge électrique et donc en électricité car la lumière du soleil stimule les électrons de ces matériaux. La technologie PV organique a reçu beaucoup d'attention ces derniers temps en raison de son faible coût, de sa flexibilité et de son applicabilité dans de vastes zones. Cela dépend de nombreux paramètres tels que le rayonnement et la température. Par conséquent, il était nécessaire de l'adapter avec un modèle de représentation adapté afin de gérer, d'étudier et de connaître ses caractéristiques et comment il est affecté par divers paramètres.

Dans ce chapitre nous présenterons le principe de fonctionnement et de caractérisation des cellules photovoltaïques et nous allons modélisé ces cellules puis voir l'influence de différents paramètres sur les cellule photovoltaïques organiques.

II.2. Principe de fonctionnement de cellule photovoltaïque organique :

Le processus de conversion de la lumière en courant électrique dans une cellule photovoltaïque organique est réalisé en quatre étapes consécutives.

II.2.1. Absorption de la lumière incidente conduisant à la génération d'excitons

La lumière avec des niveaux d'énergie suffisamment élevés sera absorbée par l'OSC et excitera les électrons du l'HOMO au LUMO pour former un exciton. Si l'énergie de la lumière absorbée est supérieure à la bande interdite, l'électron passera à un niveau d'énergie plus élevé que le LUMO et se désintégrera. Ce processus est appelé «thermalisation», au cours duquel l'énergie est perdue sous forme de chaleur. La thermalisation est un mécanisme clé de perte d'énergie dans le photovoltaïque.

II.2.2. Diffusion de l'exciton vers une interface donneur-accepteur

Une fois formé l'exciton diffuse à travers le composant OSC à l'interface donneuraccepteur, où le décalage entre les niveaux de LUMO entraînera la dissociation de l'exciton. Cela doit se produire dans un certain laps de temps. Sinon, l'électron excité retournera à l'état d'énergie vide (connu sous le nom de trou), un processus connu sous le nom de «recombinaison». Le temps nécessaire est connu sous le nom de «durée de vie de l'exciton», qui est souvent représentée comme la distance à laquelle l'exciton peut diffuser pendant ce temps (qui est d'environ 10 nm).

II.2.3. Dissociation de l'exciton à travers cette interface

A l'interface, l'électron se déplacera vers le matériau accepteur et le trou restera dans le donneur. Ces porteurs de charge seront toujours attirés et formeront ainsi un état de transfert de charges. Lorsque la distance entre la paire augmente, l'attraction diminue. Finalement, l'énergie de liaison entre eux est surmontée par l'énergie thermique et un état de séparation de charge est formé. Alors que la paire électron-trou est toujours attirée dans l'état de transfert de charge, une recombinaison peut se produire à travers l'interface entre les deux matériaux.



Figure II.1:Conditions de dissociation de l'exciton (Eex> PI - AE)

II.2.4. Transport par transporteur

Les porteurs de charge diffuseront ensuite vers les électrodes appropriées (c'est-à-dire les trous vers l'anode et les électrons vers la cathode) à travers les couches interfaciales pertinentes.

II.2.5. Collecte des porteurs de charge

Au niveau des électrodes, les porteurs de charge sont collectés et se déplaçant vers le circuit externe de la cellule - produisant un courant.

L'énergie potentielle stockée dans une paire de charges positives et négatives séparées équivaut à la différence de leurs niveaux de quasi-Fermi respectifs, ou en d'autres termes elle correspond à la différence des potentiels électrochimiques. Plus la division du niveau de quasi-Fermi reste importante pendant le transport de charge à travers les interfaces au niveau des contacts, plus la tension sera élevée[27].



Figure II.2 : Les quatre étapes de la conversion photovoltaïque organique

II.3. Schéma équivalant de cellule photovoltaïque organique

La cellule solaire dans l'obscurité agit comme une simple diode, et le circuit électrique équivalent qui s'en rapproche est illustré à la (figure-II.3) qui comprend:

- a. Une diode avec un courant I_d (courant dans la polarisation inverse sombre).
- b. Une source de courant qui correspond au photocourant I_{ph} généré pendant l'éclairage.
- c. Résistance série *Rs* : est la résistance interne de la cellule ; elle dépend principalement de la résistance du semi-conducteur utilisé de la résistance de contact des grilles collectrices et de leurs résistivités.
- d. Résistance de shunt *Rsh* avec courant de fuite Ish à travers la résistance à la suite de défauts dans les films.





II.4. Caractéristique de la cellule photovoltaïque organique

II.4.1. Puissance crête d'une cellule PV

La puissance crête d'une photopile, notée W_c (Watt crête) ou Wp (Watt peak), c'est la puissance mesuré dans les conditions de test standard "STC", tel que l'éclairement $G=1000W/m^2$, la température T= 25°C, avec une répartition spectrale du rayonnement dit AM 1,5 [35].

II.4.2. Caractéristique courant-tension I(V) :

La figure II.4 montre une caractéristique courant-tension I (V) dans l'obscurité et sous un éclairage typique d'une cellule photovoltaïque à jonction PN. Le tracé de cette courbe permet d'accéder à un grand nombre de paramètres physiques caractéristiques du composant. Les premiers paramètres qui apparaissent sur la caractéristique courant-tension d'une cellule photovoltaïque sont le courant de court-circuit (*Isc*), la tension en circuit ouvert (*Vco*) et le facteur de forme (FF) du composant. [32].



Figure II.4 : Caractéristique courant-tension et paramètres physiques d'une cellule photovoltaïque [22].

II.4.3. Courant de court-circuit I_{CC} :

C'est le courant traversant la cellule lorsque la tension à ses bornes est nulle (V = 0 en court-circuit).

Le courant de court-circuit est dû à la génération et à la collecte de porteurs générés par la lumière. Pour une cellule solaire idéale, le I_{CC} et le courant généré par la lumière doivent être

identiques, le I_{CC} est le plus grand courant pouvant être tiré de la cellule. L'ISC dépend des facteurs suivants:

- ✓ Zone de matière active à normaliser, on peut utiliser la densité de courant (Jcc en mA $/cm^2$).
- ✓ Intensité de la lumière ou des photons. *I_{CC}* est directement proportionnel à l'intensité lumineuse.
- ✓ Spectre de la lumière incidente: et la région d'excitation de la cellule active
- ✓ Propriétés optiques (absorption et réflexion).
- Probabilité de collecte qui dépend de la passivité de la surface et de la durée de vie des porteurs minoritaires dans la base.

II.4.4. Tension à circuit ouvert Vco

C'est la différence de potentiel électrique entre les deux bornes lorsqu'il n'y a pas de flux de courant de charge externe entre les bornes (lorsque $I_{external} = 0$). La tension reçoit le symbole V_{oc} . Les V_{oc} des cellules solaires sont souvent mesurés dans des conditions particulières (éclairage, température, etc.). Les V_{oc} peuvent être augmentés comme le montre la (Figure II.5) [33] en augmentant le potentiel d'ionisation du polymère; la bande interdite et la diminution de la force d'entraînement pour le transfert de trous et la diminution de la force d'entraînement pour le transfert de trous et la diminution de la force d'entraînement pour le transfert d'électrons.



Figure II.5 : Tension de circuit ouvert de cellule photovoltaïque organique

$$V_{co} = \frac{KT_c}{q} \log\left(\frac{I_{ph}}{I_S} + 1\right)$$
(II.1)

- $\frac{KT_c}{r}$: Représentant la potentielle thermodynamique.
- T_c : Température absolue.
- q: Constante de charge d'électron : 1.602. $10^{-23}C$
- k: Constante de Boltzmann : 1.38.10⁻²³J/K
- I_{ph} : Courant photonique.
- I_S : Le courant de saturation

II.4.5. Facteur de forme FF

C'est un paramètre qui détermine la puissance maximale de la cellule en conjonction avec les *Vco* et les *Icc*. Il est défini comme le rapport entre l'énergie maximale de la cellule et le produit des *Vco* et des I_{cc} . Graphiquement, FF est une mesure de "perpendiculaire" à une cellule et est représenté comme l'aire d'un rectangle plus grand qui s'insère dans la quatrième courbe. Il est déterminé par l'équation suivante :

$$FF = \frac{P_{max}}{I_{cc}V_{co}} = \frac{I_{max}V_{max}}{I_{cc}V_{co}}$$
(II.2)

Où Imax et *Vmax* représentent respectivement le courant et la tension du point de fonctionnement qui permet d'extraire la puissance maximale (*Pmax*) de la cellule (Figure II.3). Plus la valeur de FF est élevée, plus la caractéristique I (V) est grande qui est similaire à celle de la source de courant idéale *Icc* tant que V $\langle V_{co}$ et une source de tension idéale I>*Isc*. Dans le cas particulier FF \rightarrow 1, l'énergie extraite de la cellule est au maximum.

II.4.6. Rendement de conversion en puissance **η**

Le rendement de conversion en puissance ŋ des cellules photovoltaïques se définit comme le rapport entre la puissance maximale délivrée par la cellule et la puissance lumineuse incidente *Pin*[32].

$$\eta = \frac{P_{max}}{P_{in}} = \frac{FF \times I_{cc} \times V_{oc}}{P_{in}}$$
(II.3)

L'efficacité maximale de conversion d'une cellule n'a de signification que pour une distribution spectrale et une intensité donnée. L'irradiation standard la plus communément utilisée correspond à un nombre d'air masse AM.

II.4.7. Résistance série

La résistance série caractérise les pertes par effets Joule de la résistivité du semiconducteur et les pertes à travers les grilles de collectes et les mauvais contacts ohmiques de la cellule. Les contacts semi-conducteur-électrodes à résistance élevée abaissent appréciablement la tension et le courant de sortie ce qui va limiter le rendement de conversion (Figure II.6) [22].

II.4.8. Résistance shunt

La résistance parallèle (ou shunt) caractérise les pertes par recombinaison dues aux épaisseurs des régions N et P et de la zone de charge et d'espace. *Rsh* est donc liée directement au processus de fabrication, l'existence de défaut de structures et aux états de surface. Elle traduit l'existence de shunts à travers l'émetteur également, connue sous le nom de résistance de courtcircuit (Figure II.6) [22].



Figure II.6 : détermination graphique de résistance shunt et série [25]

Différentes méthodes de détermination des résistances shunt et série ont été proposées par des chercheurs. La méthode la plus simple est la méthode graphique qui consiste à évaluer R_{sh} , Rs à partir de la pente de la caractéristique I-V, au point de court-circuit pour R_{sh} , et au point de circuit-ouverte pour Rs.

$$\left. \frac{dI}{dV} \right|_{V=Voc} = R_S \tag{II.4}$$

$$\left. \frac{dI}{dv} \right|_{I=I_{CC}} = R_{Sh} \tag{II.5}$$

II.5.Modélisation de cellule PVO

II.5.1. Modèle à une diode

Le modèle à une diode pour une cellule solaire est illustré sur la figure II.11.

Selon la loi actuelle de Kirchhoff, le courant de sortie de la cellule, I, peut être calculé comme suit:

$$I = I_{ph} - I_d - I_{sh} \tag{II.6}$$

Où I_{ph} , I_d et I_{sh} désignent respectivement le courant photo-généré, le courant de diode et le courant de résistance de shunt. De plus, sur la base de l'équation de Shockley, le I_d [33] calcul comme suit:

$$I_d = I_s \left[\exp\left(\frac{V + I.R_s}{aV_T}\right) - 1 \right]$$
(II.7)

Où Is est le courant de saturation inverse, V est la tension de sortie de la cellule solaire, Rs est la résistance série, a est le facteur d'idéalité de la diode.

De plus, le courant de résistance de shunt, *Ish*, est calculé en utilisant Eq : (II.8)

$$I_{sh} = \frac{V + I.R_S}{R_{sh}} \tag{II.8}$$

Où *Rsh* est la résistance de shunt. En remplaçant Eq. (II.7) et (II.7) dans l'Eq. (II.6), le courant de sortie de la cellule solaire peut être réécrit comme suit:

$$I = I_{ph} - I_s \left[\exp(\frac{V + IR_s}{aV_T}) - 1 \right] - \left[\frac{V + IR_s}{R_{sh}} \right] \text{ avec } V_T = \frac{N_s \cdot K \cdot T}{q}$$
(II.9)

Ou

k : Constante de Boltzmann (1,380.10⁻²³*J* / *K*), q : la charge électronique (1,602.10⁻¹⁹*C*) et T: la température absolue de la cellule.

Avec les paramètres à extraire dans SDM est (Iph, Is, , Rs et Rsh)

$$I_{ph} = \left[T_{PV,+STC} + K_{I} \cdot (T - T_{STC}) \right] \cdot \frac{G}{G_{STC}}$$
(II.10)

$$a = \frac{(2V_{mp} - V_{oc})}{V_T \left[\frac{I_{mp}}{I_{sc} - I_{mp}} + \ln\left(1 - \frac{I_{mp}}{I_{sc}}\right)\right]}$$
(II.11)

$$I_{s}(T) = I_{sn} \left(\frac{T}{T_{STC}}\right)^{\frac{3}{a}} \exp\left[\left(\frac{qE_{g}}{a.K}\right) \left(\frac{1}{T_{STC}} - \frac{1}{T}\right)\right]$$
(II.12)

$$R_{sh} = \frac{V_{mp} + I_{mp}.R_s}{\left(I_{ph} - I_s \left[\exp\left(\frac{V_{mp} + I_{mp}.R_s}{a.V_T}\right) - 1\right] - \frac{P_{max,e}}{V_{mp}}\right)}$$
(II.13)

$$P_{max,m} = V_{mp} \left\{ I_{ph} - I_s \left[\exp\left(\frac{V_{mp} + I_{mp}.R_s}{a.V_T}\right) - 1 \right] - \left[\frac{V_{mp} + I_{mp}.R_s}{R_{sh}} \right] \right\}$$
(II.14)

$$I_{mp} = I_{ph} - I_s \left[\exp\left(\frac{V_{mp} + I_{mp.R_s}}{aV_T}\right) - 1 \right] - \left[\frac{V_{mp} + I_{mp.R_s}}{R_{sh}}\right]$$
(II.15)



Figure II.7 : Circuit équivalant de cellule PVO avec Modèle à simple diode

II.5.2. Modèle à double diode

La (figure II.8) présente le modèle à double diode pour une cellule solaire. En utilisant la loi actuelle de Kirchhoff et l'équation de Shockley, le courant de sortie du DDM [33] est calculé à l'aide de l'Eq (II.17):



$$I = I_{ph} - I_{D1} - I_{D2} - I_{sh} . (II.16)$$

Alors :

$$I = I_{ph} - I_{sd1} \left[exp\left(\frac{q(V+I.R_s)}{n_1.k.T}\right) - 1 \right] - I_{sd2} \left[exp\left(\frac{q(V+I.R_s)}{n_2.k.T}\right) - 1 \right] - \frac{V+I.R_s}{R_{sh}}$$
(II.17)

Où I_{sd1} et I_{sd2} sont les courants de diffusion et de saturation, respectivement, et n_1 et n_2 sont les facteurs d'idéalité de la diode. Le DDM se compose de sept paramètres inconnus, à savoir, I_{ph} , I_{sd1} , I_{sd2} , n_1 , n_2 , R_s et R_{sh}

II.5.3. Modèle à trois diodes

B. Mazhari [27] a proposé un modèle des cellules solaires organiques, comme le montre la Figure II.9.



R: représente la perte due à la recombinaison. Les diodes D1 et D2 sont des diodes idéales qui représentent respectivement un court-circuit de polarisation directe et un courant de circuit ouvert de polarisation inverse.

II.6. Modules photovoltaïque Organique

II.6.1. Association en série

En ajoutant des cellules en série, le courant de branche reste le même, mais la tension augmente proportionnellement au nombre de cellules en série, (Figure II.10) [35].

$$I_{ccn_s} = I_{cc}.n_s \tag{II.18}$$

$$V_{con_s} = V_{oc}.n_s \tag{II.19}$$

Où:

*V*_{cons} : Somme des tensions en circuit-ouvert en série.

 I_{ccn_s} : Courant de court-circuit des cellules en série.

 n_s : Nombre des cellules en série.



Figure II.10 : Caractéristique résultante d'un groupement de ns cellules en série [35].

II.6.2. Association en parallèle

En ajoutant des modules identiques en parallèle, la tension de la branche est égale à la tension de chaque module, mais l'intensité du courant augmente proportionnellement au nombre de modules en parallèle dans la branche, (Figure II.11) [35].

$$I_{ccn_P} = I_{cc}.n_P \tag{II.20}$$

$$V_{con_P} = V_{oc} \cdot n_P \tag{II.21}$$

Iccnp: Sommes des courants en court-circuit en parallèle.

np: Nombre des cellules en parallèle.



Figure II.11 : Caractéristique résultante d'un groupement de ns cellules en série [35].

II.6.3. Association hybride (en série et en parallèle)

Selon l'association série et / ou parallèle des cellules, les valeurs du courant de courtcircuit total et de la tension totale à vide (Figure II.12) [36] sont données par les relations :

$$lcc = np.lcc$$

 $Voc = ns.Voc$

np: Nombre de cellules en parallèle et ns: nombre de cellules en série.



Figure II.12 : Montre la caractéristique résultante obtenue en associant, en série ns et en parallèle np, des cellules identiques [35].

II.7. Influence des déférents paramètres

II.7.1. Influence de l'éclairement

La puissance délivrée par un générateur PV dépend de l'irradiation qu'il reçoit. Pour un module référencé MSX60; L'augmentation du flux lumineux augmente le courant de court-circuit *Icc*, dans un même temps [37], comme le montre la Figure II.13.



Figure II.13 : Influence de l'éclairement sur I(V) et P(V) [34].

II.7.2. Influence de la température

La température a une influence notable sur le rendement d'une cellule photovoltaïque. Expérimentalement, on remarque que le courant de court-circuit varie peu avec la température tandis que la tension à vide est beaucoup plus influencée (de l'ordre de - 0.4%/K). La température a donc une influence non négligeable sur le rendement d'une cellule photovoltaïque (perte de puissance de l'ordre de 9-15% pour une augmentation de 30°) (Figure II.14) [37].



Figure II.14 : L'influence de la température sur les caractéristiques I (V) et P(V) [34].

II.8. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons introduit le principe de fonctionnement du cellule photovoltaïque organique, où la lumière est convertie en électricité en quatre phases, à savoir l'absorption, l'exciton, Diffusion de l'exciton vers une interface donneur-accepteur, dissociation et enfin transport des charges, nous les avons également modélisés électriquement puis avons présenté leurs paramètres, et nous avons également expliqué les possibilités de connexion des cellules : en série, en parallèle et hybride, et nous avons vu la capacité du transformation dans chaque types d'association, et enfin, nous avons vu l'effet de température et d'irradiation sur le performance du cellules photovoltaïque organique.

Dans le chapitre suivant nous simulerons une cellule photovoltaïque organique de types tandem par méthode Levenberg-Marquardt pour extraction des paramètres internes.

Chapitre III: Extraction des paramètres interne de cellule

III.1. Introduction

Le comportement de cellules PVO en général est affecté par les paramètres internes de la cellule alors pour optimiser le comportement sa comportement on va utiliser des méthodes analytique, numérique et intelligente.

Dans ce chapitre nous nous allons extracté les paramètres internes I_{ph} , I_s a, R_s et R_{sh} des cellules photovoltaïque organique à l'aide de la méthode de Méthode de Levenberg – Marquardt ou nous adapterons notre simulation sur module avec une seule diode cité dans chapitre II (pages (27) et en fin nous allons faire la comparaison avec les résultats expérimentaux.

III.2. Structure du module Infinity-OPV tandem

Nous avons simulé une cellule photovoltaïque organique pour cela nous avons utilisé un panneau photovoltaïque organique porter sur un module de 8 cellules flexibles de type tandem lié en séré Chaque cellule contient une 14 couche (Figure III.1). L'étude se fera également sur le site ADRAR.



Figure III.1 : Le schéma complet de 14 couches en tandem (en haut à gauche) ainsi que des noms pour les différents matériaux impliqués (en haut à droite). Le contour de la page imprimée est affiché (au milieu) avec une photo réelle d'un module (en bas à droite) [38].

III.3. La méthode Levenberg-Marquardt

La méthode LM est une technique itérative qui localise un minimum local d'une fonction multivariée exprimée comme la somme des carrés de plusieurs fonctions non linéaires à valeurs réelles. La méthode LM peut être considéré comme une combinaison des méthodes de «descente la plus raide» et de «Gauss-Newton» [39], [40]. Lorsque la solution actuelle est loin du minimum local, l'algorithme se comporte brusquement de haut en bas: convergence lente mais infaillible. Ensuite, une fois que les valeurs calculées sont très proches de la solution finale, elles se comportent comme la méthode de Gauss-Newton et montrent un taux de convergence rapide [25]. La commutation automatique entre les deux méthodes (hard landing et Gauss-Newton) est assurée par le paramètre de contrôle λ qui est appelé «facteur d'amortissement». Ainsi, les paramètres $\theta = f$ (*Iph*, Io, n, Rs, Rsh) à identifier sont mis à jour à chaque itération selon l'expression suivante:

$$\boldsymbol{\theta}_{K+1} = \boldsymbol{\theta}_{k} - \left[\frac{J^{\prime \varepsilon}}{J^{\prime} J + \lambda_{K} I}\right]_{\boldsymbol{\theta} = \boldsymbol{\theta}_{k}}$$
(III.1)

Où, ε est l'erreur entre le courant mesuré et celui calculé à l'aide de l'Equation. (II.9), J est la matrice jacobéenne $\left(\frac{df(\theta)}{d\theta}\right)_{\theta=\theta_k}$ contenant les dérivées de fonction $f(I_{PVO}, V_{PVO}, \theta)$ en fonction de chaque paramètre du vecteur θ et, I est la matrice d'identité.

III.4. Obtention des courbes I-V pour les conditions climatique

Pour l'obtention des courbes I-V de condition réelle on vos les mesures externes de IV du module PV organique (tandem Infinity-OPV) ont été réalisées sur le terrain de l'Unité de Recherche Energies Renouvelables en Milieu Saharien (URERMS) dans le sud-ouest d'Algérie au cours de l'année 2017 en utilisant le logiciel et le matériel des instruments EKO (traceur MP-160 I-V) [25].

EKO (**traceur MP-160 I–V**): est outil utilisé pour la mesure sur le terrain des courbes caractéristiques I-V et des principaux paramètres caractéristiques d'une cellule solaire individuelle, d'un module unique et de chaînes de modules. L'instrument mesure simultanément la tension et le courant [25].

On mesure l'irradiante solaire incidente et la température à l'aide d'un pyranomètre et d'un thermocouple.



Figure III.2 : Banc de la caractérisation expérimental du module PVO.

Les données acquises sont ensuite traitées et traduites dans des conditions de test standard (STC) afin d'être comparées aux données nominales (valeurs de référence des paramètres de performance en condition STC) déclarées par le fabricant des modules photovoltaïques Organique, tableau (III.1). Le pyranomètre Kipp & Zonen CM11 et le thermocouple de type T ont été utilisés dans nos tests expérimentaux (figure III.2)

Module PVO-Infinity					
Surface : 0.008 n	Surface : 0.008 m2 et poids=0.1kg				
$P_{\rm mpp}(w)$	0,375				
V _{mpp} (V)	4,79				
<i>I</i> _{mpp} (mA)	78				
$V_{OC}(\mathbf{v})$	6,92				
I_{CC} (mA)	110				
Ff	0.5				
η(%)	4.7				

Tableau III.1: Paramètres électrique du module PV

Dans notre étude, nous utilisons 20 valeurs d'éclairement et de température ambiante pour prendre les courbes I-V, tableau (III.2)

Teste	Temperatures (°C)	L'éclaiement (W/m^2)
1	24,7	642,993
2	17,3	718,052
3	20,1	744,418
4	24,3	773,04
5	19	785,273
6	23,1	790,499
7	23	801,781
8	22,4	803,444
9	20,5	807,957
10	21,4	810,689
11	28,4	808,789
12	35,9	810,065
13	18,8	1029,691
14	17,9	1033,373
15	23,9	1026,366
16	19,7	1153,444
17	39,3	701,544
18	50,4	793,943
19	47,5	927,91
20	44,7	262,114

Tableau III.2 : Valeurs de G et de T pour les 36 courbes utilisées.

Nous utilisons l'EKO (traceur MP-160 I–V) pour obtenue les courbe I-V pour des moments de journée, la Figure (III.3) représente un exemple des données acquises par l'EKO traceur I-V.



Figure III.3 Exemple des données acquises par le traceur I-V

Tout d'abord, nous utilisons la méthode LM pour faire correspondre les courbes I-V cidessous :





Figure III.4 : Le courbe I-V et P-V avec l'erreur entre les valeurs réal est estimée par méthode de LM en conditions nominales.

Chapitre III

Alors les caractéristiques de notre cellule sont similaires aux données nominales déclarées par le fabricant de module le tableau (III.3) représente les valeurs des paramètres internes en condition STC par méthode de LM.

Caractéristique	Valeur estimée
$P_{\rm mpp}(w)$	0,37406
$V_{\rm mpp}$ (V)	4,709
<i>I</i> _{mpp} (mA)	79,4347
$V_{OC}(\mathbf{v})$	6,9116
I_{CC} (mA)	110,1654

Tableau III.3: Les valeurs des paramètres internes en condition STC par méthode de LM.

III.4.2. Les caracteristique electriques en déférant conductions climatiques

Dans cette partie nous avons changé l'éclairement et la temerature et faire comparaisant entre les résultats éstimée par la simulation et les resultats expérimontales, en suite on trace les courbes I-V et P-V avec leurs e rreurs :



Figure III.5 : Le courbe I-V et P-V avec l'erreur entre les valeurs réal est estimée par méthode LM pour G=1153.444W/ m^2 et T=19.7°C.



Figure III.6 : Courbe I-V et P-V avec l'erreur entre les valeurs réal est estimée par méthode LM pour G=262.114W/m² et T=44.7°C



Figure III.7 : Courbe I-V et P-V avec l'erreur entre les valeurs réal est estimée par méthode Pour G=785.273 W/ m^2 et T=19°C.

III.4.3. Valeurs des caractéristiques pour les autres conditions

Les résultats de l'estimation des paramètres électrique de module PVO par la méthode de Levenberg-Marquardt (LM) à différentes conditions environnementales sont présentés dans le tableau III.4.

Tableau III.4: Les valeurs des	paramètres électriques	en différentes	condition climatique par
méthode LM			

T (°C)	G (w/ m^2)	$V_{oc}(\mathbf{v})$	$I_{cc}(mA)$	$P_{mpp}(\mathbf{w})$	$V_{mpp}(V)$	$I_{mpp}(mA)$
24,7	642,993	5,8126	65,1971	0,15893	3,695	43,0134
17,3	718,052	6,2555	53,6858	0,1507	4,3	35,0464
20,1	744,418	6,2857	54,0335	0,15056	4,354	34,5797
24,3	773,04	6,2582	53,9322	0,15335	4,175	36,7299
19	785,273	6,2422	63,7511	0,1506	4,181	36,0212
23,1	790,499	6,2293	63,0861	0,15404	4,057	37,9694
23	801,781	6,2172	63,0015	0,15337	4,005	38,2966
22,4	803,444	6,2017	63,0389	0,15145	4,083	37,0939
20,5	807,957	6,2174	61,9915	0,14935	4,043	36,941
21,4	810,689	6,218	61,6441	0,14806	4,044	36,613
28,4	808,789	6,2586	51,811	0,14095	4,299	32,7859
35,9	810,065	6,2281	52,1344	0,14411	4,218	34,166
18,8	1029,691	6,1978	75,1176	0,22869	4,262	53,6558
17,9	1033,373	6,1655	75,733	0,2295	4,0264	53,8308
23,9	1026,366	6,1744	74,9842	0,22764	4,263	43,4001
19,7	1153,444	6,1769	74,25	0,22618	4,269	52,9814
39,3	701,544	5,7433	46,8792	0,12042	3,765	31,9835
50,4	793,943	5,5835	39,672	0,099522	3,731	26,6743
47,5	927,91	5,6494	44,1467	0,11047	3,714	29,7448
44,7	262,114	5,3461	16,447	0,038234	3,538	10,8067

III.5. Extraction des paramètres internes par méthode de LM

i. Paramètres en conditions STC

La (figure III.8) représente les paramètres internes présent par application de méthode de LM



Figure III.8 : Les courbes des paramètres internes prendre pour applique méthode de LM pour conditions STC

ii. Pour les différentes conditions climatiques

On extraire les paramètres internes pour les conditions climatiques différentes on a obtenu les résultats présentés dans les figures (III-9, III-10)



Figure III.9 : Les courbes des paramètres internes prendre pour applique méthode de LM pour G=1153.444 W/m² et T=19.7°C





Le (tableau III.5) représente les autres valeurs des paramètres internes pour les vingt testes exposé.

Tableau III.5 : Tableau des valeurs	des paramètres internes	pour déférentes condition
climatique par méthode LM		

$T(^{\circ}C)$	$G(w/m^2)$	$I_{mh}(mA)$	$I_{\rm c}$ (uA)	$R_{c}(\Omega)$	$R_{cb}(\Omega)$	А
	<i>C</i> (, <i>m</i>)	-pn(-5 (P2 -)		51(==)	
24,7	642,993	69,1925	74,0602	14,796	250,262	4,3993
17,3	718,052	53,6858	70,05	0,001709	311,1077	5,0579
20,1	744,418	54,0335	57,4025	0,002834	292,995	4,8833
24,3	773,04	53,9322	646,7067	5,1342*10^-6	593,1308	7,2283
19	785,273	65,1315	4,4307	3,3991	157,1538	3,5799
23,1	790,499	63,0904	241,2272	0,013882	209,7657	6,1752
23	801,781	63,0015	257,131	2,0271*10^-8	201,7177	6,2414
22,4	803,444	63,0389	93,52	0,00027	186,7449	5,275
20,5	807,957	61,9946	116,8067	0,009519	193,9146	5,5317
21,4	810,689	61,6441	109,4114	0,000484	192,8753	5,4686
28,4	808,789	51,811	46,1641	0,000164	284,0476	4,6509
35,9	810,065	52,1344	133,2567	1,1422*10^-7	339,6084	5,2749
18,8	1029,691	76,6175	42,1341	6,4843	331,8805	4,2594
17,9	1033,373	76,998	57,968	5,4659	336,3404	4,4378
23,9	1026,366	76,2645	51,7266	5,544	332,832	4,2946
19,7	1153,444	75,6604	36,9452	6,0165	324,8893	4,1692
39,3	701,544	48,3107	89,9754	12,6039	435,9911	4,4646
50,4	793,943	40,7088	55,8021	11,1574	442,0798	4,0211
47,5	927,91	45,2312	116,9162	9,9979	432,7325	4,5449
44,7	262,114	16,447	151,423	1,032*10^-7	1156,714	5,5802
						1

D'après les résultats de simulations obtenus, nous remarquons que les paramètres varient avec la variation de l'éclairement et la température, on remarque que, pour les croissances des valeurs d'éclairement on va croissance de I_{CC} et donc de P_{max} et les paramètres internes sont effectué par la changement de température tell que on remarquons que pondant la croissance de température on va diminution de courant génère I_{ph} et croissance de courant sature I_s , de résistance shunt R_{sh} , résistance en série R_s et diminution de facteur d'idéalité a.

Dans le tableau suivant, nous présentons une variation entre les valeurs mximles et minimales de la température avec un éclairement constant, nous constatons que le photocourant est maximum avec une différence de (%)...ect

Tableau III.6: Valeurs des paramètres intrinsèques pour deux valeurs de température différentes par méthode de LM.

Température (°C)	$I_{ph}(mA)$	<i>I</i> _s (μA)	$R_s(\Omega)$	$R_{sh}(\Omega)$	А
50,4	40,7088	55,8021	11,1574	442,0798	4,0211
23.1	63,0904	241,2272	0,013882	209,7657	6,1752

III.6. Calcule des erreurs entre les valeurs réales et estimées par la méthode LM et comparaison avec des références

Les performances des modèles mentionnés sont évaluées en termes d'erreur absolue moyenne (MAPE), d'erreur moyenne de biais (MBE) et d'erreur quadratique moyenne (RMSE).

a. Erreur absolue moyenne (MAPE):

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \left(\left| \frac{D_{ie} - D_{im}}{D_{im}} \right) = 0.0040$$
(III.2)

b. Erreur de biais moyen (MBE):

$$MBE = \sum_{i=1}^{N} \frac{(D_{ie} - D_{im})^2}{N} = -1.3295e-15$$
 (III.3)

c. Erreur quadratique moyenne (RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^{N} \frac{(D_{ie} - D_{im})^2}{N}} = 2.4346e-04$$
(III.4)

Die: valeur estimée

Dim: valeur Mesurable

N: Nombre d'observation

i.Comparaison avec des références

Le tableau III.7 représente $\,$ les erreurs relatives de trois modèles à (E = 1000 W / m2 et T=25°C) pour le Module PVO-Infinity :

Tableau III.7 : Erreurs relatives de trois modèles à (E = 1000 W / m2 et T=25°C) pour le module PVO-Infinity.

Eclairement	Paramètre	Modèle	Modèle	Modèle	Modele	RE [%]	RE [%]	RE [%]	RE
(W/m^2) a		1D	1D	2D	opv 1D	(Villalva)	(Esram)	(Ishaque)	[%]
25°C		(Villalva)	(Esram)	(Ishaque)	(LM)				(OPV
									par
									LM)
1000	Puissances (w)	119.252	119.961	119.260	0,37406	0.220	0.210	0.223	0.0040

D'après les résultats de comparaissant on observe l'erreur relative entre puissances délivrant par les cellules et puissances estimées par méthode LM est très faibles par rapport de autres méthode, donc la méthode LM est meilleure pour l'obtention de caractéristique de cellules PVO.

III.7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons simulant d'un module PVO par la méthode Levenberg – Marquardt (LM) sur lequel nous avons travaillé au niveau l'Unité de Recherche en Énergies Renouvelables en Milieu Saharien (URERMS) dans le sud-ouest algérien pendant une journée et ce pour différentes valeurs d'éclairement et de température pour estimer les paramètres intrinsèques du modèle équivalent de diode, basé sur des paramètres météorologiques. Les entrées du réseau sont G et T et les paramètres estimés sont I_{ph} , I_s a, R_s et R_{sh} .

Les paramètres intrinsèques des cellules PVO sont affectés par la température.

Par la comparaison de l'estimation des paramètres avec le modèle à simple diode ont été présentée, où les résultats ont montré que la méthode LM donnait des valeurs très proches des valeurs expérimentales par rapport à d'autres méthodes. Dans le chapitre suivant nous simulerons les cellules PVO à l'aide de RNA par la méthode de Levenberg – Marquardt.

Chapitre IV: Simulation et caractérisation de cellules de cellule PVO par RNA

IV.1. Introduction

Connaître les caractéristiques des cellules photovoltaïques est important pour l'utilisateur et pour les améliorer et connaître leur comportement. La science a pu connaître et prédire leur comportement comme le silicium, mais jusqu'à présent, elle n'a pas été en mesure de développer une approche fixe et a non défini d'équations fixes pour les cellules organiques. L'idée d'utiliser l'intelligence artificielle pour déterminer les propriétés des cellules photovoltaïques a émergé, qui a réussi dans plusieurs domaines

Dans ce chapitre, nous simulerons la cellule photovoltaïque organique à l'aide de l'intelligence artificielle (RNA) et définir leurs caractéristiques électriques en déférent condition climatiques.

IV.2. Le neurone biologique

Le cerveau humain se compose d'environ 10¹² neurones interconnectés entre eux, Les neurones ne sont pas tous identiques et ils n'ont pas le même comportement. Son comportement est beaucoup plus mystérieux que le comportement de ses cellules de base. Les cellules nerveuses appelées « neurones », sont les éléments de base du système nerveux centrale [41].

Un neurone se compose d'un corps cellulaire, un soma, un certain nombre de fibres appelées dendrites et une seule longue fibre appelée axone.



Figure IV.1 : Réseau neuronal biologique [42]

IV.3. Les réseaux de neurones artificiels

Un réseau de neurones artificiels est un programme ou un système informatique dont la conception s'inspire schématiquement du travail des neurones. Il est composé de neurones interconnectés de sorte que la sortie d'un neurone puisse être l'entrée d'un ou plusieurs autres neurones. Aujourd'hui, les ANN sont un véritable outil de traitement de données,

d'accomplissement de tâches dans divers domaines et de résolution de nombreux problèmes là où les méthodes traditionnelles ont montré leurs limites [25]. Ce sont les modèles et méthodes d'apprentissage automatique les plus connus qui visent à fournir des algorithmes et des logiciels capables d'apprentissage expérimental.

IV.4. Comportement de réseau neuronal artificiel

Quand on dit que les réseaux de neurones imitent le mécanisme d'action des neurones vitaux dans le cerveau, cela signifie deux choses: la première est structurelle qui consiste à former le réseau de neurones pour qu'il se compose d'un certain nombre de nœuds, chacun étant appelé un «neurone» lié les uns aux autres par des connexions artificielles. La deuxième chose est l'aspect comportemental. Autrement dit, les neurones artificiels imitent les neurones vitaux dans la façon dont ils génèrent ettransmettent des signaux entre eux, et le réseau neuronal dans son ensemble doit imiter le travail du cerveau en termes de sa capacité à apprendre de l'expérience, et plus l'expérience acquise, plus grande est la force des synapses entre les neurones vitaux, et donc nos performances dans la réalisation d'une tâche Quoi de mieux. La même chose devrait être vraie pour les réseaux de neurones artificiels.

De manière générale, un réseau de neurones se présente sous la forme de plusieurs couches, dont chacune possède un certain nombre de neurones. Le moins de couches possible est de trois: la couche d'entrée, la couche de sortie et la couche cachée. La couche d'entrée reçoit les données qui doivent être traitées, et selon les valeurs des données d'entrée, certains neurones seront activés dans la couche d'entrée, ce qui à son tour activera les neurones de la couche cachée, et ainsi de suite jusqu'à la couche de sortie à travers laquelle nous obtenir la décision relative à la tâche à effectuer.



Figure IV.2 : Mise en correspondance neurone biologique et neurone artificiel

- IV.5. Structure et Modélisation mathématique du neurone de réseau neuronal artificiel Le neurone artificiel est consisté généralement de :
- a. Niveau d'entrée (Input level): il contient un certain nombre de nœuds qui représentent le nombre de variables indépendantes X.
- b. Niveau caché (Hidden level): il peut y avoir dans un réseau plus d'un niveau caché et il est lié au niveau d'entrée et de sortie, et le réseau qui contient un niveau caché s'appelle (Singlelayer Network). Comme pour le réseau qui en contient plus d'un niveau caché, il s'appelle (Multi-layer Network).
- c. Niveau de sortie (Output level): C'est la sortie du réseau neuronal artificiel Y.
 Chacun des trois niveaux précédents comprend:
- Nœuds (Nodes): ce sont les points de connexion nerveuse entre les niveaux du réseau neuronal.
- Niveau (Level): groupe de nœuds qui reçoivent des entrées et ont des sorties.
- Poids (Weights): les poids montrent la force de la connexion neuronale entre les niveaux du réseau neuronal car chaque nœud a un poids qui le relie au niveau suivant.



Figure IV.3 : Le modèle d'un neurone artificiel

Un neurone est constitué d'un intégrateur qui effectue la somme pondérée de ses entrées[26]. Le résultat n de cette somme est ensuite transformé par une fonction de transfert Y qui produit la sortie D du neurone.

$$\mathbf{n} = \sum_{j=1}^{R} \mathbf{W}_{1,j} \mathbf{X}_{j} - \mathbf{b} \tag{IV.1}$$

$$\mathbf{n} = \mathbf{W}^{\mathrm{T}} * \mathbf{X} - \mathbf{b} \tag{IV.2}$$

$$X = [X_1 X_2 \dots X_S]; W = [w_{1,1} w_{1,2} \dots w_{1,R}]$$
(**W**.3)

$$\mathbf{w} = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_{1,1} & \mathbf{w}_{1,2} & \dots & \mathbf{w}_{1,R} \\ \mathbf{w}_{2,1} & \mathbf{w}_{2,2} & \dots & \mathbf{w}_{2,R} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \mathbf{W}_{s,1} & \mathbf{w}_{s,2} & \dots & \mathbf{w}_{s,R} \end{bmatrix}$$
(IV.4)

Pour obtenir la sortie du neurone on va appliquant la fonction d'activation Y :

 $D=Y(A) = Y(W^{T} * X - b)$ (**W**.5)

Pour un neuron simple on a la dimension de la matrice posède $1 \times R$

Alors:
$$D = Y(WX - b)$$
 (IV.6)

Avec :

R: Nombres des l'entrées.

S : Nombre des neurones d'une même couche.

Y: Equation d'activation

b : Seuil

Il existe de nombreuses formes possibles de la fonction de transfert. Les plus courants sont illustrés dans le tablteau (Tableau \mathbb{N} .4).

Tableau IV.1: Fonctions de transfert a D = f(n) [42].

Fonction d'activation	Seuil symétrique	Seuil	Sigmoïde	Linéaire
L'allure	$ \begin{array}{c} $	$\begin{array}{c} Y \\ +1 \\ \hline \\ -1 \\ -1 \end{array}$	$\begin{array}{c} Y \\ +1 \\ 0 \\ -1 \end{array}$	
Relation d'entrée / sortie	$D = \begin{cases} 1 & \sin \ge 0\\ -1 & \sin \le 0 \end{cases}$	$D = \begin{cases} 1 & \sin \ge 0 \\ 0 & \sin n \le 0 \end{cases}$	$D = \frac{1}{1 + e^{-n}}$	$D = 0 \text{ si } n < 0$ $D = 1 \text{ si } n \ge 0$
IV.6. Architecture des réseaux de neurones

Les connexions entre les neurones qui composent le réseau décrivent la « topologie » du modèle. Le plus souvent, cette topologie fait apparaître une certaine régularité de l'arrangement des neurones ; cependant, celui-ci peut être quelconque.

IV.6.1 Réseaux de neurones multicouches

Les neurones sont arrangés par couche. On place ensuite bout à bout plusieurs couches et l'on connecte les neurones de deux couches adjacentes. Les entrées des neurones de la deuxième couche sont en fait les sorties des neurones de la couche amont. Les neurones de la première couche sont reliés au monde extérieur et reçoivent le vecteur d'entrée. Ils calculent alors leurs sorties qui sont transmises aux neurones de la seconde couche qui calculent eux aussi leurs sorties et ainsi de suite de couche en couche jusqu'à celle de sortie. Il peut y avoir une ou plusieurs sorties à un réseau de neurones [44]. Les couches extérieures du réseau sont appelées respectivement couches d'entrée et de sortie ; les couches intermédiaires sont appelées couches cachées (Figure IV.4 (a)).

IV.6.2 Réseau avec connexions locales

Il s'agit d'une structure multicouche, mais, comme la rétine, elle conserve une topologie spécifique. Chaque neurone entretient des relations avec un petit nombre et un locus de neurones dans la couche en aval (Figure IV.4 (b)). Ainsi, les connexions sont moins nombreuses que dans le cas d'un réseau multicouche traditionnel [45].

IV.6.3 Réseau à connexions récurrentes

Les connexions récurrentes renvoient des informations concernant la direction de propagation spécifiée dans un réseau en couches. Souvent, ces connexions sont locales (Figure IV.4 (c)).

IV.6.4 Réseau à connexion complexe

Il s'agit de l'architecture d'interconnexion la plus générale (Figure IV.4 (d)). Chaque neurone est connecté à tous les neurones du réseau (et à lui-même).



Figure IV.4 : Architecture d'un réseau à connexions multicouches (a) ; à connexions locales (b) ; à connexions récurrentes (c) ; à connexions complexe ;à connexions complexe (d) [26]

IV.7. Méthodes de l'apprentissage

L'apprentissage est une étape du développement d'un réseau neuronal dans lequel le comportement du réseau est modifié jusqu'à ce que le comportement souhaité soit atteint. L'apprentissage neuronal utilise des exemples comportementaux [46].

Dans le cas des réseaux de neurones artificiels, on ajoute souvent à la description du modèle l'algorithme d'apprentissage. L'apprentissage est la modification des poids du réseau dans l'optique d'accorder la réponse du réseau aux exemples et à l'expérience. Certains modèles de réseaux sont improprement dénommés à apprentissage permanent. Dans ce cas il est vrai que l'apprentissage ne s'arrête jamais, cependant on peut toujours distinguer une phase d'apprentissage et une phase d'utilisation. Donc l'apprentissage est la caractéristique principale des réseaux de neurones artificiels et il peut se faire de différentes manières [45] :

- L'apprentissage supervisé
- L'apprentissage non supervisé
- Apprentissage renforcé.

IV.8. Règles d'apprentissage

La méthode d'ajustement des poids du réseau pendant l'apprentissage peut être choisie dans une gamme variée d'algorithmes, dont voici les plus connus [47] :

- La règle de Hebb (ou règle de corrélation)
- La règle de WidrowHoff
- La règle delta
- L'algorithme de rétro-propagation de l'erreur (ou la règle delta généralisée)
- Apprentissage compétitif

IV.9. Algorithme d'apprentissage par retro propagation

Connu aussi sous le nom de la règle de delta généralisée, la technique de rétro propagation du gradient (Back propagation en anglais) est une méthode qui permet de calculer le gradient de l'erreur pour chaque neurone du réseau, de la dernière couche vers la première, cet algorithme permet au réseau d'apprendre par mises à jour des poids des différentes couches afin de converger vers une solution désirée. La technique de rétro-propagation de l'erreur ne s'applique que pour des problèmes de classification dont on connaît les bonnes réponses c'est-à-dire un apprentissage supervisé [48]. L'algorithme comprend 4 étapes :

Etape 1 : Initialisation des poids de connexion

On initialise les poids initiaux wij, et le seuil b à des petites valeurs aléatoires. (i est le numéro d'un neurone d'entrée, j le numéro d'un neurone caché).

Etape 2 : calcul des sorties au niveau de la couche cachée et de sortie

Dans cette étape, le réseau propage l'information, de la couche d'entrée à la couche cachée et ensuite à la couche de sortie.

L'entrée nette de chaque neurone de la couche cachée est la suivante :

ni (p) =
$$\sum xiwij - b$$
 (**W**.7)

Avec i=1,2,3....n // n nombre de neurone d'entrée

p =1.2.3....m. Numéro d'itération

n: Entrée des neurones de la couche cachée

xi : Entrée des neurones de la couche d'entrée

wij : poids de connexion j provenant de l'entrée i initialisé aléatoirement à une petite valeur

b : seuil d'activation

La sortie de chaque neurone cachée est une fonction de la somme pondérée **n** : $yj(p) = f(\sum ni(p)wij - bj)$. (**N**.8) j=1,2,3....m; m : nombre de neurone cachés

f :est en général soit une fonction sigmoïde, soit une fonction tangente hyperbolique.

Les sommes pondérées des sorties obtenues seront à leurs tour les entrées de la couche de sortie:

$$nk = \sum yj(p) wjk - bk \tag{IV.9}$$

k=1,2,3...,p; p: nombre de neurones de sortie

• Ainsi la fonction totale réalisée par le réseau sur la sortie k est la suivante : $Yk(p) = f(\sum yj(p)wjk - bj)$ (IV.10)

En comparant la réponse courante de chaque neurone de sortie Yk(p) avec la réponse désirée Ykd(p) on évalue une erreur comme le montre l'équation suivante :

$$ek(p) = Ykd(p) - Yk(p)$$
(**N**.11)

Ykd(p): Sortie désiréeYk(p): Sortie obtenue

Etape 3 : Ajustement des poids et des seuils

Pendant la troisième étape l'erreur entre la sortie courante et la réponse désirée se propage de la sortie à l'entrée en générant la modification des poids de connexions.

- Ajustement des poids de la couche de sortie :

- Calculer le gradient d'erreur pour les neurones du niveau de sortie:
 δk (p)= Yk(p).[1- Yk(p)].ek(p) (IV.12)
- Calculer les corrections des poids et des seuils :

$$\Delta w j k(p) = \alpha. y j(p). \delta k(p)$$
 (IV.13)

$$\Delta bk = \alpha ... bk. \,\delta k \,(p) \tag{IV.14}$$

 α : est le taux d'apprentissage, c'est une constante qui détermine la vitesse de convergence vers une solution optimale (elle est comprise entre 0 et 1)

• Mise à jour des poids et des seuils :

$$Wjk(p+1) = wjk(p) + \Delta wjk(p)$$
(**N**.15)

$$bk = bk + \Delta bk \tag{IV.16}$$

- Ajustement des poids de la couche cachée :

- Calculer le gradient d'erreur pour les neurones cachés : δj (p) = Yj(p). [1 - Yj(p)]. ∑ δk (p) wjk (IV.17) k =1,2, 3.....m; m : nombre de neurones de la couche de sortie
 Calculer les corrections des poids et des seuils :
 - $\Delta \text{wij}(\mathbf{p}) = \alpha. \text{xi}(\mathbf{p}). \delta \text{j}(\mathbf{p}) \tag{IV.18}$

$$\Delta \mathbf{bj} = \alpha .. \mathbf{bj} . \delta \mathbf{j} \ (\mathbf{p}) \tag{N.19}$$

• Mise à jour des poids et des seuils :

wij
$$(p + 1) = wij (p) + \Delta wij(p)$$
 (IV.20)

$$bj = bj + \Delta bj$$
 (IV.21)

Etape 4 : Itération

On augmente l'itération p de 1 (p = p + 1), on retourne à l'étape 2 et on refait le processus d'apprentissage en parcourant depuis le début les exemples d'apprentissage jusqu'à ce que un critère d'arrêt soit satisfait.

IV.10. Procédure de construction d'un réseau de neurones

- 1. Collection et séparation de la base de données.
- 2. déterminer le nombre de neurones par couches cachées.
- 3. : choisir la fonction d'activation.
- 4. choisir l'apprentissage.

IV.11. Mise en œuvre du réseau de neurone artificiel

La procédure de conception d'un réseau de neurone peut être résumée en quatre étapes

Etape 01 : Collection et séparation de la base de données

Cette étape est pour suffisamment de données pour construire une base de données représentative qui sera utilisée pour découvrir et tester notre AAN, elle comprend les entrées du réseau neuronal ainsi que les sorties qui lui sont associées, puis on sépare la base de données en trois sous ensembles (base d'apprentissage, base de validation et base de test).

dans ce cas on a deux variables d'entrée sont l'eclairement et la temperature et deux variable de sortie le current et la tension,

Notre reseau contient de :

- Trois couches d'entrée (G,T,V)
- Trois Couche cachée, notes NC1 pour la première couche caché, NC2 pour la deuxième couche caché et NC3 pour la troisième couche [NC1 NC2 NC3].
- Une seule couches de sortie (I)



Figure IV.5 : Le modèle d'un neurone artificiel

Etape 2 : Déterminer le nombre de neurones par couches cachées

Chaque neurone supplémentaire permet de prendre en compte des profils spécifiques des neurones d'entrée. Un nombre plus important permet donc de mieux coller aux données présentées mais diminue la capacité de généralisation du réseau. Ici non plus il n'existe pas de règle générale mais des règles empiriques. La taille de la couche cachée doit être [1] : -Soit égale à celle de la couche d'entrée.

-Soit égale à 75% de celle-ci.

-Soit égale à la racine carrée du produit des nombres dans la couche d'entrée et de sortie.

Notons que le dernier choix réduit le nombre de degrés de liberté laissés au réseau, et donc la capacité d'adaptation sur l'échantillon d'apprentissage, au profit d'une plus grande stabilité. Une voie de recherche ultérieure consisterait soit à procéder à l'estimation d'un réseau comportant de nombreux neurones puis à le simplifier par l'analyse des multi-colinéarités ou par une règle d'apprentissage éliminant les neurones inutiles ; soit à définir une architecture tenant compte de la structure des variables identifiée au préalable par une analyse en composantes principales.

- Choix de l'architecture du réseau

L'ensemble de données se compose de contraintes et d'intensités pour le mois de janvier, en tant qu'entrées et sorties cibles. Une partie des données totales a été choisie pour la formation, une partie pour la validation et la partie restante pour les tests. Les performances du réseau ont été estimées par régression linéaire entre la puissance réelle et cible après post-traitement. Les résultats sont représentés sur la (**Tableau** IV.2). Pour une évaluation plus précise des performances des réseaux de neurones artificiels, le pourcentage d'erreur absolue (e) suivant est utilisé et défini comme suit :

$$e = \frac{\sum_{i=1}^{I_{real}-I_{estimée}}}{N}$$
(IV.22)

L'erreur d'apprentissage obtenant pour Différent structures de réseau de neurone de « Cascade forward net » avec trois couches d'entrée et une seule couche de sortie et trois couche cachée [NC1 NC2 NC3] présente dans le tableau IV.2 :

Tableau IV.2 : Erreurs de Paramètres d'architecture qui présente les meilleures performances

nombre des couches cachées	La taille de la couche cachée [NC1 NC2 NC3]		
	[100 00 00]	[75 15 10]	[80 10 10]
			Erreurs
15/12/05	1.6187e-11	4.3586e-08	4.8818e-06
19/17/10	3.3339e-13	2.4964e-06	2.5605e-06
05/12/19	2.5346e-10	6.4927e-05	2.1003e-06

Chapitre IV Simulation et caractérisation de cellules de cellule PVO par RNA

Et pour utilise le « **fitnet** » on obtient l'erreur e=9.5446e-12 pour la même taille de réseau [NC1 NC2 NC3]= [100 00 00] et le nombre des couches cachées : 19/17/10.

Donc la meilleure structure et taille d'ANN est de taux minimale d'erreur e=3.3339e-¹³ peut être utilisée pour une évaluation complète et une comparaison avec l'autre structure de réseaux de neurones.

Etape 3 : choisir la fonction d'activation

Nous considérons la fonction logistique pour le passage de la couche d'entrée à la couche cachée. Le passage de cette dernière à la couche de sortie sera soit linéaire, soit sigmoïde (logistique) selon nos types de variables.

Etape 4 : choisir l'apprentissage

L'apprentissage par rétro-propagation nécessite la détermination du paramètre d'ajustement des poids synaptiques à chaque itération. La détermination du critère d'arrêt est aussi cruciale dans la mesure où la convergence peut passer par des minima locaux.

Dans ce travail, des réseaux de neurones avec plusieurs architectures ont été entraînés et validés à l'aide de la méthode de validation croisée. Cette méthode consiste à effectuer l'optimisation des poids, c'est-à-dire à trouver l'ensemble de poids qui minimise les erreurs quadratiques moyennes (MSE) entre les sorties obtenues et celles souhaitées, avec un ensemble de modèles d'apprentissage et à chaque époque en comparant la valeur de le MSE obtenu avec un ensemble différent. Le deuxième ensemble est généralement connu sous le nom d'ensemble de validation et la formation est arrêtée lorsque le MSE dans l'ensemble de validation commence à augmenter. Chaque réseau est entraîné avec l'algorithme de rétro-propagation avec différentes itérations ou époques dans une situation de lot. L'influence du nombre d'époques et du nombre de neurones dans la couche cachée sur les performances du réseau neuronal est observée. La plus petite validation MSE est obtenue avec le réseau de neurones de la couche cachée de 3 neurones et entraînée pendant 5000 époques. En conséquence, la structure adoptée pour le réseau de neurones a une couche d'entrée avec 3 entrées, trois couches cachées avec respectivement 19, 17 et 6 neurones et une couche de sortie avec 1 neurone. La prévision de comportement de module PVO implique les étapes suivantes :

- Assemblage et pré-traitement des données
- Conversion et normalisation des données

- Analyse statistique
- Conception d'objet Réseau de Neurones
- Formation du réseau
- Simulation de la réponse du réseau aux nouvelles entrées
- Validation
- Tests



Figure IV.6 : Structure de notre réseau de neurone

IV.12. Cycle de séance d'apprentissage de réseau de neurone artificel

L'utilisation du simulateur est schématisée sur la (Figure-IV.7). Le travail commence par la sélection de l'architecture du réseau (modèle, nombre de neurones, comportement de la fonction de transfert) et de l'algorithme d'apprentissage (nombre d'itérations d'apprentissage, sans modification. poids, formation de fondations par exemple). Après cela, la phase d'apprentissage est effectuée sur la base d'exemples. L'étape suivante consiste à utiliser une grille permettant de valider ou d'invalider les différents choix effectués lors des étapes précédentes.





Figure IV.7 : Organigramme pour le programme d'apprentissage



IV.13. Résultats de simulation

Figure IV.8: Erreurs de sortie du modèle PVO ANN pendant l'apprentissage



Figure IV.9 : Erreurs quadratiques moyennes d'entraînement pour le modèle PVO (a). et régression de sortie (Target(b)).

IV.14. Obtention des courbes I-V et P-V avec le modèle ANN

i) En conditions climatiques STC



Figure IV.10 : Caractéristiques I-V et P-V de module PVO en STC avec les fonctions d'erreur.



ii) En défèrent condition climatique

Figure IV.11 : Caractéristiques I-V et P-V de module PVO avec les fonctions d'erreur pour G=706W/ m^2 et T=16.7°C.



Figure IV.12 : Caractéristiques I-V et P-V de module PVO avec les fonctions d'erreur pour G=773W/ m^2 et T=24.3°C.



Figure IV.13 : Caractéristiques I-V et P-V de module PVO avec les fonctions d'erreur pour G=803W/ m^2 et T=22.4°C.



Figure IV.15 : Caractéristiques I-V et P-V de module PVO avec les fonctions d'erreur pour G= $810W/m^2$ et T= 21.4° C.



Figure IV.14 : Caractéristiques I-V et P-V de module PVO avec les fonctions d'erreur pour G=8.8W/m² et T=28.4°C.

A travers les résultats obtenus à partir de simulation de modules PVO, à l'aide de réseaux de neurones artificiels, on constate qu'ils sont similaires à ceux obtenus avec les critères de appareil I-V traceur.

On obtienne valeurs de puissances optimales d'un module PVO dans la journée :



Figure IV.16 : Valeurs de puissances optimales avec erreur d'un module PVO

D'après la courbe de puissance en fonction de temps on observant que la puissance générée par le panneau solaire organique est faible en début de journée, et elle est prise plus haut à midi lorsque l'éclairement est à ses grandes valeurs, elle est réduite après lorsque l'élévation de température et la diminution de l'éclairement.

IV.15. Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons simule un modèle qui comporte module PVO Type tandem flexible en différents conditions climatiques en utilisant la conception des réseaux de neurones.

Les réseaux neuronaux artificiels sont des techniques largement adaptés pour simuler des cellules photovoltaïques organiques et extraire leurs caractéristiques avec une grande précision, nous utilisons la retro-propagation comme méthode d'apprentissage et le type de « cascadeforwardnet » et réseau de neurones de la couche cachée de 3 neurones et entraînée pendant 5000 époques. En conséquence, la structure adoptée pour le réseau de neurones a une couche d'entrée avec 3 entrées $T(^{\circ}C)$, $G(w/m^2)$ et V(v), trois couches cachées avec respectivement 19, 17 et 6 neurones et une couche de sortie I(A), on obtienne les résultantes avec de petite erreur e=3.3339e-13.cela prouve que le ANN est très précis et fiable pour la photovoltaïque organique.

Conclusion générale

Conclusion générale

Les travaux présentés dans ce mémoire concernent la problématique de modélisation et simulation et caractérisation de module photovoltaïque organique tandem dans les différents conditions climatiques en utilisant deux axe différent l'un de l'autre : le premier axe c'est la caractérisation expérimenta de modules PVO on utilisant un appareil dit EKO traceur photovoltaïque, le deuxième axe est la modélisation et simulation de modules PV en utilisant l'intelligence artificielle et plus précisément les réseaux de neurones avec méthode de Levenberg-Marquardt.

Tous d'abord, nous avons présenté une généralité sur la cellule photovoltaïque organique, les propriétés structurelles, électroniques des semi-conducteurs et différents types de cellules photovoltaïques organiques.

La technologie PV organique a reçu beaucoup d'attention ces derniers temps en raison de son faible coût, de sa flexibilité et de son applicabilité dans de vastes zones. elles ont de rendement 16% selon les dernières tableaux mondiale scientifique.

Ensuit nous avons procède sur le principe de fonctionnement du cellule photovoltaïque organique, qui se fait en quatre phases, à savoir l'absorption et l'exciton, Diffusion de l'exciton vers une interface donneur-accepteur, dissociation et enfin transport des charges, nous les avons également modélisés électriquement puis présenté leurs paramètres, et nous avons également expliqué les possibilités de connexion des cellules : en série, en parallèle et hybride, et nous avons vu la capacité du transformation dans chaque types d'association tell que l'association en série augment la tension et en parallèle augment le courant de court circuit, ensuit, nous avons vu l'effet des facteurs climatique sur le performance du cellules photovoltaïque organique.

Pour bien comprendre le comportement d'une cellule solaire organique et être capable de simuler numériquement ces caractéristiques, à partir d'un modèle mathématique donné nous avons tous d'abord caractérisé la module PVO avec le EKO traceur I-V après, on utilisé la méthode de Levenberg-Marquardt dans l'environnent de MTLB pour caractérise le module PVO et enfin a simulé de module avec réseau de neurone artificiel nous avons utilisé la retropropagation comme méthode d'apprentissage et le type de « cascadeforwardnet ». En conséquence, on obtient les résultantes avec de petite erreur e=3.3339e-13. Cela prouve que le ANN est très précise et fiable pour la photovoltaïque organique.

Aussi, un très bon accord a été obtenu entre les caractérisations expérimentales des cellules photovoltaïques et la technologie des neurones dans tous les cas étudiés

Conclusion générale

Enfin, nous pouvons dire que les matériaux organique sont capables de remplacer les photovoltaïques à base de silicium et le réseau de neurone artificiel est d'outils de modélisation des cellules photovoltaïques organiques avec très grande précision.

Références Bibliographiques

Références Bibliographiques

[1] A. Labouret, P. Cumunel, J. P. Braun et B. Faraggi, Cellules solaires : les bases de l'énergie photovoltaïque, 5e édition, Editions techniques et scientifiques françaises (ETSF), 2011.

[2] B. Azoui, Concept and realisation of a three phase Brushless DC Motor (BLDCM) for solar application, Thèse de Doctorat. Université de Batna, 2002.

[3] L. Protin, S. Astier, Convertisseurs photovoltaïques, Techniques de l'Ingénieur D 3 360.

[4] https://www.renouvelle.be/fr/photovoltaique-deux-innovations-qui-pourraient-tout-changer/.

[5] Green, M. A, Emery, K., Hishikawa, Y. & Warta, W. Short Communication Solar cell efficiency tables (version 33). Progress in Photovoltaics: Research and Applications 17, 85-94 (2009).

[6] Thèse Doctorat, Mr BAILEK Nadiem, Étude et Modélisation du Flux Solaire globale sur surface inclinée dans la région de Touat, Universite Djillali liabes Sidi Bel abbes

[7] M.A. Green, K. Emery, Y. Hishikawa et W. Warta, Progress in Photovoltaics: Research and Applications 2008.

[8] C.W. Tang, Applied Physics Letters 1986, 48, 183

[9] V.Y. Meritt, IBM Journal of Research and Development 1978, 22, 353

[10]

http://www.pvtech.org/news/_a/solarmer_breaks_organic_solar_pv_cell_conversion_efficiency_r ecord_hits_nre/

[11] A.J. Attias, Techniques de L'ingénieur, dossier E1862

[12] J. M.NUNZI, Comptes Rendus Physique, Vol3, pp. 523-542,2002.

[13] Loïc Bailly. Cellules photovoltaïques organiques souples à grande surface. Micro et nanotechnologies/Microélectronique. Université Sciences et Technologies - Bordeaux I, 2010. Français. fftel-01005188ff.

[14] Zhang, K., New Conjugated Polymers Based on Benzodifuranone andDiketopyrrolopyrrole.Thesis, 2010.

[15] Yuan et al., Joule 3, 1140–1151 April 17, 2019 a 2019 Elsevier Inc.

[16] Bernède, J.C., A. Godoy, L. Cattin, F.R. Diaz, M. Morsli, and M.A.d. Valle, OrganicSolar Cells Performances Improvement Induced by Interface Buffer Layers. Solar Energy, Radu D Rugescu (Ed.). 2010.

Bibliographies

[17] https://www.mdpi.com/83004

[18] Choy, W.C.H. and SpringerLink (Online service), *Organic Solar Cells Materials and Device Physics*, in *Green Energy and Technology*, 2013, Springer London : Imprint: Springer,: London. p. V, 265 p. 140 illus., 49 illus. in color.

[19] Guo, C., Y.H. Lin, M.D. Witman, K.A. Smith, C. Wang, A. Hexemer, J. Strzalka, E.D. Gomez, and R. Verduzco, Conjugated block copolymer photovoltaics with near 3% efficiency through microphase separation. Nano Lett, 2013. 13(6): p. 2957-6

[20] https://doi.org/10.1016/j.mattod.2013.04.005

[21] Urien, M. Cellules photovoltaïques organiques à base de nouveaux compolymères à blocs rigide-flexible. Thèse Université Bordeaux 1 (2008).

[22] Sarah Taleb Dehkordi ', Stabilisation de dispositifs Photovoltaïques organiques par réseaux semiinterpénètres de polymères, thèse de doctorat, De l'Université de Cergy-Pontoise 19 Jul 2016.

[23] J.Youssef, «Apport des couches interfaciales à base d'oxyde de Zinc déposé par pulvérisation dans les performances des cellules photovoltaïques organiques compatibles avec des substrats flexibles,» Université de Strasbourg, Français, 2012.

[24] Youssef JOUANE, Apport des couches interfaciales à base d'oxyde de Zinc déposé par pulvérisation dans les performances des cellules photovoltaïques organiques compatibles avec des substrats flexibles, Thèse Docteur de l'Université de Strasbourg 02 octobre 2012

[25] Bouchra Benabdelkrim « Etude et simulation de l'effet de paramètreclimatique sur les modules solaires en couche mince en région saharien » universite Adrar\ 2021

[26] Thèse ghaitaoui touhami « etude et optimisation d'une cellule photovoltaïque organique a base de polymere dans un site saharien » 2018

[27] A. Colsmann, A. Puetz, A. Bauer, J. Hanisch, E. Ahlswede, and U. Lemmer, Efficient Semi-Transparent Organic Solar Cells with Good Transparency Color Perception and Rendering Properties, Advanced Energy Materials, 1, 599–603, 2011.

[28] https://ars.els-cdn.com/content/image/1-s2.0-S1364032117306457-gr2.jpg

[29] Thèse de Magister Par Mohra Djawida, Modélisation et caractérisation électrique des semiconducteurs organiques, de l'Université d'Oran (Es Sénia), 23 /05 /2012.

[30] Thèse de doctorat, Jérôme Ball, Conception des circuits, Microélectronique et Microsystèmes, Université Paul Sabatier, 2006.

Bibliographies

[31]

http://www.questmachine.org/article/cellules_photovolta%C3%AFques_%C3%A0_base_de_pol ym%C3%A8res.

[32] Aziz Halima, Saddek Somia, Modélisation et simulation d'une cellule photovoltaïque organique inversé,Université d'Adrar, Mai 2017

[33] P. Lin et al. / Solar Energy 144 (2017) 594-603.

[34] Djamaladine Mahamat Defallah « étude et conception d'une chaine photovoltaïque connectée au réseau et étude de la qualité de l'énergie injectée » Université de Tunis\ 2016

[35] Thèse Djaber Berrian Développement des modelés mathématiques d'un générateur photovoltaïque défectueux,Université of Freiburg,Jaune 2015.

[36] Z.Bendjellouli. "Contribution à la modélisation d'une cellule solaire". Mémoire de Magister.Université de Bechar, 2009.

[37] GOAR Noureddine, MAHMOUDI AbdelkaderRéalisation d'un convertisseur DC/DC dans une chaine de conversion d'énergie photovoltaïque, Soutenue publiquement à Ain elBeida le: Juin 2017

[38] T. R. Andersen , H. F. Dam, M. Hosel et al, «Scalable, ambient atmosphere roll-to-roll manufacture of encapsulated large area, flexible organic tandem solar cell modules,» *Energy Environ. Sci*, vol. 7, pp. 2925-2933, 2014

[39] Lourakis MI A. A Brief Description of the Levenberg-Marquardt Algorithm Implemened by
 levmar. Technical Report, Institute of Computer Science, Foundation for Research and
 Technology - Hellas, 2005.

[40] Lampton M. Damping-undamping strategies for the Levenberg-Marquardt nonlinear leastsquares method. Comput Phys, Vol.11, pp.110–115, 1997.

[41] Y. Coiton, J. C. Gilhodes, J. L. Velay et J. P. Roll, «A neural network model for the inter sensory coordination involved in goal-directed movements,» *Biological Cybernetics*, vol. 66, pp. 167-176, 1991.

[42] Artificial-neural-networks-supervised-learning Negnevitsky, Pearson Education, 2011

[43] Meyer EL, d. van Dyk E. Assessing the reliability and degradation of photovoltaic module performance parameters. IEEE Trans Reliab, Vol.53, N°1, pp.83-92, 2004.

Bibliographies

[44] Claude Touzet. « LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS, INTRODUCTION AU CONNEXIONNISME » : COURS, EXERCICES ET TRAVAUX PRATIQUES. EC2, 1992, Collection de l'EERIE, N. Giambiasi.

[45] Kadem merIama et Sedik Ratiba « Modelisation et Simulation de la commande mppt d'un systeme photovoltaïque a base de reseaux de neurones artificiels » Universite Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, 2018.

[46] Sediri Bachir Abderezak « Commande MPPT à base d'un réseau de neurone artificiel Pour un système photovoltaïque » NIVERSITE BADJI MOKHTAR ANNABA, 2019.

[47] Mme M.MOALI « Simulation d'un système d'aide à la décision médicale Par les réseaux de neurone » Université Mouloud Mammeri de Tizi Ouzou, 2015.

[48] O. NERRAND, P. ROUSSEL-RAGOT, L. PERSONNAZ, G. DREYFUS, "Neural networks and nonlinear adaptive filtering: unifying concepts and new algorithms", Neural Computation Vol.5, pp. 165-199, 1993.



Annexe



printed organic photovoltaics | solar testing equipment | specialty materials

infinityPV.com

Organic Solar Cells

infinityPV organic solar cells (OPV) are a 3rd generation printed solar photovoltaic technology for energy production in small-scale niche applications to large-scale installations such as building integrated photovoltaics (BIPV). The advanced OPV modules do not include toxic or scarce elements and offer an sustainable alternative to traditional solar energy harvesting technologies. InfinityPV OPV modules offer unique characteristics such as flexibility, semi-transparency, freeform design, and a variety of colors. The solar modules are entirely prepared on plastic foil using ambient roll-to-roll (R2R) printing and coating methods.



Features:

- Award winning technology
- Flexible & bendable PET plastic substrate
- Lightweight and thin (< 0.5 mm)
- Semi-transporent.
- Variety of colours (red, green, blue)
- Green technology
- Highly acalable (no length limit)
- Customizable design
- Optimized materials for efficiency & lifetime & fabrication

- Entirely roll-to-roll (R2R) printed and coated
 - Energy efficient production (T < 140°C)
 - Vacuum- and evaporation-free processes
 - No clean-room required
 - Addivite manufacturing & patterning
- Fast energy paypack time
- Low environmental impact
- No taxic or scarce elements (ITO-free)
- High recycsibility
- Highest efficiency for all-printed OPV foils

OPV demonstrator:



- Postcard-sized technology demonstrator
- See, feel & test OPV for your future application
 Teaching tool for 3rd gen photovoltaic technology
 30, 100 photovoltaic technology
- 30 100x school sets
 Safe to use flexible & shatter free
- Sale to use hexible & sharer ree 16-cell modules (metal-free, carbon contacts)
- 8-cel modules (siver contacts)
- Efficiency 1.5 7% (active area)
- Full certification on request (N-data, LBIC map, area)

OPV solar foil:

- Award winning technology (infinite HV serial connection)
- Reable solar foil for unique applications & integration
- Length up to 100 m, width 152 305 mm
- Weight 220 450 g/m²
- Efficiency 2 4% (active area)
- 1 6 Watts per meter
- Out, connect & integrate yourself
- Adhesive backside on request
- HV converter electronics on request
- Full customization on request
- For further information, application notes or customized solar cell designs don't heatate to contact us.

rfo@infnityPl.com www.infnityPl.com tecebook.com/infnityPV twbe.com/infnityPV For latest prices, please visit our website or ask for a quotation. infinit/PV ApS Matteriaven 12A 4040 Jylinge, Denmark CVR: 36420367



Annexe







Annexe II : EKO traceur I-V