

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE
LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

جامعة عبد الحميد ابن باديس مستغانم

Université Abdelhamid Ibn Badis Mostaganem

كلية العلوم والتكنولوجيا

Faculté des Sciences et de la Technologie

DEPARTEMENT DE GENIE ELECTRIQUE



N° d'ordre : M...../GE/2024

MEMOIRE DE FIN D'ETUDES
DE MASTER ACADEMIQUE

Filière : Génie Electrique

Spécialité : électrotechnique industrielle

Intitulé du sujet

Détection de défauts dans un système photovoltaïque par l'intelligence artificielle

Présenté par :

- BEKHEDDA ABDERRAHMANE
- BELMEKKI SOHEIL

Soutenu le 23 / 06 / 2024 devant jury composé de :

Président :	Mme .A. Abbad	Professeur	Université de Mostaganem
Examineur :	Mr. S. Henni	MCA	Université de Mostaganem
Encadreur :	Mr. M. Daoud	MCA	Université de Mostaganem
Co-encadreur :	Mr. M. Bentoumi	MCA	Université de Mostaganem

Année Universitaire 2023/2024

Remerciements

Au terme de ce modeste travail, Nous tiendrons à adresser nos vifs remerciements à:

Tout d'abord notre seigneur Dieu "ALLAH" de nous avoir donné la force et la volonté pour arriver jusque-là. A nos parents, nos frères et nos sœurs Qui nous ont fourni une aide décisive durant ces années en électrotechnique industrielle : sans leur soutien et encouragement nous ne serions jamais arrivées à ce point-là.

Nous remercions notre encadreur Mr Daoud Mohamed pour les efforts qu'il a déployés, pour nous aider, conseiller, encourager et corriger.

On remercie également les membres du jury qui nous ont honorés d'avoir accepté d'évaluer ce modeste travail.

Enfin, Nos remerciements vont à toute personne ayant contribué à l'élaboration de ce travail.

Merci à tous ceux qui nous ont profondément soutenus tout au long de cette année et à tous ceux qui nous ont permis de progresser dans la spécialité d'électrotechnique industrielle durant nos études.

Dédicaces

Je dédie ce travail :

A ma chère mère et à mon cher père,

A mes frères, et toute ma famille,

A mon cher ami Belmekki Soheil,

Tous mes amis,

A tous mes camarades de classe, promotion 2024.

Je ne peux pas terminer ma dédicace sans rendre hommage au « Dr Daoud Mohamed » simplement parce qu'il m'a donné une si grande partie de l'énergie nécessaire pour terminer ce travail.

BEKHEDDA ABDERRAHMANE

Dédicaces

Je dédie ce travail :

A ma chère mère et à mon cher père,

A mes frères, et toute ma famille,

A mon cher ami Bekhedda Abderrahmane,

Tous mes amis,

A tous mes camarades de classe, promotion 2024.

Je ne peux pas terminer ma dédicace sans rendre hommage au « Dr Daoud Mohamed » simplement parce qu'il m'a donné une si grande partie de l'énergie nécessaire pour terminer ce travail.

BELMEKKI SOHEIL

Résumé :

Les caractéristiques électriques (I-V) et (P-V) des panneaux solaires photovoltaïques ne sont pas linéaires et varient avec la température des cellules et le rayonnement solaire. La méthode de suivi du point de puissance maximale (MPPT) est utilisée pour maximiser la puissance de sortie d'un générateur photovoltaïque grâce au suivi continu du point de puissance maximale (MPP). De toutes les méthodes MPPT trouvées dans la littérature, la perturbation et l'observation (P&O) est la plus largement utilisée en raison de sa simplicité et de sa facilité de mise en œuvre, cependant, elle est perturbée par certains inconvénients tels qu'une réponse lente, et même un mauvais suivi peut se produire avec des conditions atmosphériques changeantes (notre exemple d'ombrage partiel). À cet égard, les effets négatifs associés à de tels défauts peuvent être considérablement réduits si des concepts d'intelligence artificielle (IA) sont utilisés. À l'aide d'un apprentissage automatique et profond, nous détecterons et localiserons l'ombrage partiel et le court-circuit.

Mots-clés:

Système PV, commande MPPT, intelligence artificielle, apprentissage automatique, apprentissage profond, réseaux de neurones, régression logistique, modélisation, simulation, caractéristiques, performance..

Summary :

The electrical characteristics (I-V) and (P-V) of photovoltaic solar panels are not linear and vary with cell temperature and solar radiation. The maximum power point tracking (MPPT) method is used to maximize the output power of a photovoltaic array through continuous maximum power point tracking (MPP). Of all the MPPT methods found in the literature, Perturbation and Observation (P&O) is the most widely used due to its simplicity and ease of implementation, however, it is plagued by some drawbacks such as slow response, and even poor tracking can occur with changing atmospheric conditions (our example of partial shading). In this regard, the negative effects associated with such defects can be significantly reduced if artificial intelligence (AI) concepts are used. Using deep machine learning, we will detect and locate partial shading and short circuiting.

Keywords:

PV system, MPPT control, artificial intelligence, machine learning, deep learning, neural networks, logistic regression, modeling, simulation, characteristics, performance..

ملخص :

للألواح الشمسية الكهروضوئية ليست خطية وتختلف باختلاف درجة حرارة الخلية (P-V) و (I-V) الخصائص الكهربائية لزيادة طاقة الخرج للمصفوفة الكهروضوئية من (MPPT) والإشعاع الشمسي. يتم استخدام طريقة تتبع نقطة الطاقة القصوى الموجودة في الأدبيات، يعد الاضطراب MPPT من بين جميع طرق (MPP) خلال التتبع المستمر لنقطة الطاقة القصوى هو الأكثر استخدامًا على نطاق واسع نظرًا لبساطته وسهولة تنفيذه، ومع ذلك، فإنه يعاني من بعض العيوب (P&O) والمراقبة مثل الاستجابة البطيئة، وحتى التتبع السيئ يمكن أن يحدث مع التغيير الظروف الجوية (مثالنا للتظليل الجزئي). وفي هذا الصدد، يمكن تقليل الآثار السلبية المرتبطة بهذه العيوب بشكل كبير إذا تم استخدام مفاهيم الذكاء الاصطناعي. باستخدام التعلم الآلي العميق، سنكتشف ونحدد التظليل الجزئي وقصر الدائرة

الكلمات المفتاحية :

النظام الكهروضوئي، التحكم MPPT، الذكاء الاصطناعي، التعلم الآلي، التعلم العميق، الشبكات العصبية، الانحدار اللوجستي، النمذجة، المحاكاة، الخصائص، الأداء..

Table des matières

Introduction générale.....	1
I. Généralité sur les systèmes photovoltaïques	
I.1. Introduction:	3
I.2. Historique :	3
I.3. Sources d'énergie renouvelables :	3
I.4. Générateur PV :	3
I.4.1 Module PV :	3
I.4.2 String PV :	3
I.4.3 Champ PV :	4
I.5. Cellules PV :	4
I.5.1 Principe générale :	4
I.5.2 Principe de fonctionnement d'une cellule PV :	5
I.5.2.1 Absorption de la lumière par le matériau :	5
I.5.2.1.1 Rayonnement solaire :	6
I.5.2.1.2 Spectre solaire :	6
I.5.2.2 Transfert d'énergie des photons aux électrons :	7
I.5.2.3 Collecte des charges électriques :	7
I.5.3 Types des cellules PV :	8
I.5.3.1 Les cellules au silicium cristallin :	8
I.5.3.2 Les cellules en couche minces :	9
I.5.3.3 Les cellules organique :	9
I.5.4 Caractéristique électrique d'une cellule PV :	9
I.6. Description générale d'un étage d'adaptation :	10
I.6.1 Convertisseur DC-DC :	10
I.6.2 Principe de fonctionnement :	11
I.6.3 Fonctionnement du MPPT :	12
I.6.4 Principe de la recherche du MPPT :	13
I.6.5 Principe de l'algorithme P&O :	13
I.7. Le system PV connecté au réseau :	13

I.7.1	Convertisseur DC-AC :	14
I.7.1.1	Onduleur centrale :	15
I.7.1.2	Hacheur multiple string avec onduleur centrale :	15
I.7.1.3	Hacheur multiple string :	15
I.7.2.	Protection dans les systèmes PV :	16
I.8.	Conclusion :	16
II. Les Défaits dans les systèmes photovoltaïques		
II.1.	Introduction :	18
II.2.	Modélisation d'une cellule photovoltaïque :	Erreur ! Signet non défini.
II.2.1.	Photo-courant :	19
II.2.2.	Courant de saturation de la diode :	19
II.2.3.	Paramètres de performance d'une cellule PV :	20
II.2.3.1.	Tension de circuit ouvert :	20
II.2.3.2.	Courant de court-circuit :	20
II.2.3.3.	Puissance débitée :	21
II.2.3.4.	Facteur de forme :	21
II.2.3.5.	Rendement de conversion :	21
II.3.	Modélisation d'un générateur PV :	21
II.4.	Défauts dans le système PV :	22
II.5.	Les différents types de défauts :	22
II.5.1.	Défaut de mis match :	22
II.5.2.	Défaut d'ombrage :	22
II.5.3.	Défaut de température :	23
II.5.4.	Défaut de diode de by-pass :	23
II.5.5.	Défaut de diode anti-retour :	23
II.6.	Méthode de détection des défauts :	24
II.6.1	Méthodes électriques :	25
II.6.2	Méthodes non-électriques :	25
II.6.3.	Méthodes par l'intelligence artificielle :	25
II.7.	Conclusion :	25

III. L'intelligence artificielle et l'apprentissage

III.1.Introduction :	27
III.2. L'intelligence artificielle :	27
III.3. Machine Learning :	28
III.3.1 Définition :	28
III.3.2. Les différents types d'apprentissage :	29
III.3.2.1. L'apprentissage supervisé :	29
III.3.2.2. L'apprentissage non supervisé :	29
III.3.3. Algorithmes d'apprentissage automatique:	30
III.3.4. La régression logistique:	30
III.4. Deep Learning :	30
III.4.1. Définition :	30
III.4.2. Applications du Deep Learning :	30
III.4.3. Les réseaux de neurones:	31
III.4.3.1. Neurone Artificiel :	32
III.4.3.2. Structure des réseaux de neurones artificiels :	33
III.5. Comparaison entre Machine Learning et Deep Learning :	33
III.6. Types de classification des données :	34
III.7. Présentation des outils utilisés :	34
III.7.1. Visual Studio Code :	34
III.7.2. Python :	34
III.7.3. TensorFlow :	35
III.7.4. Keras :	35
III.8. Les mesure de performances :	35
III.9. Conclusion :	36

IV. Simulation et résultats

IV.1. Introduction :	38
IV.2. Description du système PV utilisé:	38
IV.3. Simulation:	39
IV.3.1. Le modèle par Simulink du système photovoltaïque :	39
IV.3.2. Caractéristiques électriques des modules photovoltaïques :	39

IV.3.3. Etude des trois paramètres de MPPT (I_{mpp} , V_{mpp} et P_{mpp}) par Simulink en fonction de temps :	40
IV.3.4. Influence de l'éclairement et la température sur les caractéristiques électriques de PV :	41
IV.3.5. Etude des défauts :	44
IV.3.5.1. Défaut de l'ombrage :	44
IV.3.5.2. défaut de diode by pass en court-circuit :	45
IV.4. Classification des défauts :	46
IV.4.1 Elaboration de base de données :	46
IV.4.2. Phase d'apprentissage :	47
IV.5. Le code du classificateur :	47
IV.5.1. Algorithmes de machine Learning (la Régression Logistique) :	47
IV.5.2. Algorithmes de Deep Learning (MLP) :	51
IV.5.2.1 Etude de la performance du classifieur MLP :	51
IV.6. Conclusion:.....	54
Conclusion générale :	55

Liste de figures et tableaux :

Chapitre I :	
Figure I-1 : Coupe en 3 dimensions d'une cellule PV typique	4
Figure I-2 : les trois mécanismes de transformation de l'énergie solaire en une énergie électrique	5
Figure I-3 : Analyse spectrale du rayonnement solaire	6
Figure I-4 : Rayonnement solaire globale sur un collecteur photovoltaïque	7
Figure I-5 : Comportement de La jonction PN	8
Figure I-6 : Cellules au Silicium Monocristallin	8
Figure I-7: Film photovoltaïque en silicium nanocristallin	9
Figure I-8 : Exemple d'une cellule organique	9
Figure I-9 : Caractéristique I-V d'une cellule PV	10
Figure I-10 : Étage d'adaptation entre un GPV et une charge	11
Figure I-11 : Le convertisseur BOOST	11
Figure I-12 : Diagramme BOOST en position 1 et diagramme BOOST en position 2 ..	12
Figure I-13 : Caractéristique I-V d'un champ PV en fonctionnement normal	12
Figure I-14 : Algorithme type de la méthode P&O	13
Figure I-15: Système PV connecté au réseau et ses composants	14
Figure I-16 : Différents étages du groupe convertisseurs de la chaîne de conversion photovoltaïque	14
Figure I-17 : Onduleur central (Central-plant inverter)	15
Figure I-18 : Hacheur multiple string avec un onduleur central	16
Figure I-19 : Onduleur multiple string	
Chapitre II :	
Figure II-1 : Circuit équivalent simple d'une cellule solaire idéale, à résistance série et shunt	18
Figure II-2 : Les caractéristiques I-V et P-V d'une cellule	20
Figure II-3 : Schéma bloc d'un groupe de modules PV avec la diode de bypass défailante	23
Figure II-4 : Schéma bloc d'un champ PV avec la diode anti-retour avec ses défauts ...	23
Figure II-5 : Classification des méthodes de détection des défauts	24

Chapitre III :	
Figure III-1: Les relations entre l'intelligence artificielle, l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond	27
Figure III-2: Types d'apprentissage en apprentissage par machine	28
Figure III-3: Schéma d'apprentissage supervisé "supervised learning"	29
Figure III-4 : L'apprentissage non supervisé	29
Figure III-5 : Schéma générale d'un réseau de neurone	32
Figure III-6 : Neurone artificiel	32
Figure III-7: Schéma simplifié d'un perceptron multicouche	33
Figure III-8 : Logo VsCode	34
Figure III-9 : Logo Python	34
Figure III-10 : Logo TensorFlow	35
Figure III-11: Logo Keras	35
Figure III-12: Matrice de confusion	36
Chapitre IV :	
Figure IV-1 : Système PV utilisé	38
Figure IV-2 : Fiche signalétique du module PV	38
Figure IV-3 : Modèle Simulink avec MPPT du système PV	39
Figure IV-4 : Allure du courant en fonction de la tension à ($T=25^{\circ}\text{C}$ $G=1000\text{W}/\text{m}^2$) ...	40
Figure IV-5 : Allure du la puissance en fonction de la tension à ($T=25^{\circ}\text{C}$ $G=1000\text{W}/\text{m}^2$)	40
Figure IV-6 : Evolution de I_{mpp} en fonction de temps	41
Figure IV-7: Evolution de V_{mpp} en fonction de temps	41
Figure IV-8 : Evolution de P_{mpp} en fonction de temps	41
Figure IV-9 : Caractéristique $I(V)$ pour différents niveaux de l'éclairement ($T=25^{\circ}\text{C}$)	42
Figure IV-10 : Caractéristique $P(V)$ pour différents niveaux de l'éclairement ($T=25^{\circ}\text{C}$)	42
Figure IV-11 : Caractéristique $I(V)$ pour différentes températures ($G=1000\text{W}/\text{m}^2$)	43
Figure IV-12 : Caractéristique $P(V)$ pour différentes températures ($G=1000\text{W}/\text{m}^2$)	43
Figure IV-13 : Caractéristiques $(I-V)$ d'un générateur photovoltaïque sous l'effet d'ombrage	44
Figure IV-14 : Caractéristiques $(P-V)$ d'un générateur photovoltaïque sous l'effet d'ombrage	44

Figure IV-15: Caractéristiques (I-V) d'un générateur photovoltaïque sous l'effet des diodes by-passes	45
Figure IV-16 : Caractéristiques (P-V) d'un générateur photovoltaïque sous l'effet des diodes by-passes	46
Figure IV-17 : Résultat Obtenu 1 de la matrice de confusion	47
Figure IV-18 : Résultat obtenu 1 de l'exactitude globale et de chaque classe	48
Figure IV-19 : Résultat obtenu 1 de la Prédiction	49
Figure IV-20 : Résultat Obtenu 2 de la matrice de confusion	51
Figure IV-21 : Résultat Obtenu 2 de l'exactitude globale et de chaque classe	52
Figure IV-22 : Résultat Obtenu 3 de la matrice de confusion	52
Figure IV-23 : Résultat Obtenu 3 de l'exactitude globale et de chaque classe	52
Figure IV-24: Résultat obtenu 2 de la Prédiction	53
Tableau IV-1 : Les paramètres électriques du module PV A10Green Technology A10J-M60-220 dans des conditions d'essai standard	39
Tableau IV-2: Tableau des cas sains et défectueux	47
Tableau IV-3: Tableau globale du Résultats Obtenus 1	48
Tableau IV-4: Tableau des résultats de la prédiction	50
Tableau IV-5: Synthèse du test MLP	53

Liste des acronymes :

PV: Panneau Photovoltaïque

GPV: Générateur Photovoltaïque

DC: Courant Continu (Direct Current)

AC: Courant Alternatif (Alternative Current)

MPPT: (Maximum Power Point Tracking)

IA : Intelligence artificielle

ML : Machine learning (Apprentissage automatique)

DL : Deep learning (Apprentissage profond)

MLP : Multi-Layer Perceptron

STC : Standard Test Conditions

Imp: le courant de puissance maximale

Vmp : la tension de puissance maximale

FF: Facteur de forme

Vco: Tension du circuit-ouvert [V]

Icc : Courant de court-circuit [A]

Rsh: Rp: Resistance shunt (parallèle) [ohm]

Rs: Resistance série [ohm]

k: Constante de Boltzmann = $1,38 \cdot 10^{-23}$ [J/K]

q: Charge de l'électron = $1,602 \cdot 10^{-19}$ [Coulomb]

n: Facteur de qualité de la diode

Iph: Photo –courant, ou courant photo-généré par l'éclairement(A)

I0 : Courant de saturation de la diode (A)

Vt: La tension thermique (V)

Max : maximum

Min : minimum

V : tension (volt)

I : le courant (A) fourni par la cellule PV

P : la puissance

η : Le rendement

G : éclairement (W /m²)

Z: impédance

R : résistance

T : la température

P_{max}: la puissance maximale

R : résistance

I_{irr} : le courant d'irradiation

Introduction générale :

La production énergétique représente un défi majeur pour l'avenir, étant donné l'augmentation continue des besoins industriels en énergie et la demande croissante des pays en développement pour soutenir leur développement. Actuellement, une grande partie de l'énergie mondiale provient de sources fossiles, entraînant des émissions de gaz à effet de serre et aggravant la pollution. De plus, une surconsommation des ressources naturelles menace leur épuisement, ce qui est particulièrement préoccupant pour notre pays [1][2].

L'énergie solaire photovoltaïque est en forte expansion à l'échelle mondiale ces dernières années. Elle est reconnue comme une technologie abordable, durable, universellement accessible, renouvelable, propre et gratuite, ne nécessitant pas de nouveaux réseaux électriques coûteux. Ces avantages ont motivé de nombreuses initiatives pour son développement [3].

L'Algérie, dotée d'un fort taux d'irradiation solaire en raison de sa vaste superficie désertique, dispose d'un immense potentiel pour exploiter l'énergie solaire. Cependant, il est crucial d'établir une politique sérieuse pour exploiter efficacement ces ressources énergétiques. Un premier pas dans cette direction a été fait en 2009 avec la signature d'un décret par le chef de l'État allouant 0,5% des recettes fiscales pétrolières au développement des énergies renouvelables [4].

Les générateurs photovoltaïques peuvent présenter des défauts et des anomalies susceptibles de réduire leur performance énergétique. Afin de remédier à ces problèmes, il est essentiel de mettre en place un système de détection et de localisation des défauts efficace.

Ce mémoire se concentre spécifiquement sur la détection et l'identification des défauts des systèmes photovoltaïques, en particulier en utilisant un réseau de neurones côté générateur PV. Le premier chapitre introduira les concepts généraux des générateurs PV, tandis que le deuxième chapitre discutera des différents types de défauts affectant leur fonctionnement, avec leur modélisation. Le troisième chapitre présentera l'apprentissage automatique et profond basé sur la régression logistique et MLP, et le dernier chapitre détaillera les simulations et les résultats obtenus. En conclusion, une synthèse générale des observations sera présentée.

Chapitre I :
Généralité sur les systèmes photovoltaïques

I.1. Introduction:

L'énergie photovoltaïque, produite à partir du rayonnement solaire, est l'énergie la plus prometteuse des énergies renouvelables. L'énergie solaire est convertie en une énergie électrique au moyen des panneaux solaires constitués de plusieurs cellules photovoltaïques. La cellule photovoltaïque est le principal élément de la conversion directe de l'énergie lumineuse du soleil en énergie électrique. Elle est fabriquée à base du matériau semi-conducteur. Dans ce chapitre, nous allons rappeler les notions de bases de l'effet photovoltaïque en mettant l'accent sur la cellule PV en tant qu'élément de base du générateur PV. Nous abordons les différentes associations des cellules PV pour la formation d'un générateur PV. Nous étudions aussi les caractéristiques électriques d'une cellule PV tout en évoquant l'effet de quelques paramètres météorologiques sur ces caractéristiques.

I.2. Historique :

Les systèmes photovoltaïques sont utilisés depuis plusieurs années. Les applications ont commencé avec le programme spatial pour la transmission radio des satellites. Elles se sont poursuivies par des balises en mer et l'équipement des sites isolés dans tous les pays du monde, en utilisant les batteries pour stocker l'énergie électrique pendant les heures hors soleil [2][5].

I.3. Sources d'énergie renouvelables :

On distingue plusieurs types de sources d'énergies renouvelables : l'énergie hydroélectrique, l'énergie géothermique, l'énergie éolienne, l'énergie de la biomasse et l'énergie photovoltaïque. Excepté l'énergie géothermique qui provient de la chaleur des profondeurs de la terre, ces sources d'énergie proviennent directement ou indirectement du soleil. Elles sont donc disponibles indéfiniment tant que celui-ci brillera. L'énergie photovoltaïque est la plus jeune des énergies renouvelables, elle a l'avantage d'être non polluante, souple et fiable [6].

I.4. Générateur PV :

Le générateur photovoltaïque est l'unité de production d'énergie électrique sous forme de courant continu. Le composant élémentaire de cette unité qui convertit l'énergie solaire en l'énergie électrique est la cellule photovoltaïque.

I.4.1. Module PV :

La tension et le courant, donc la puissance, d'une cellule ne sont pas adaptées aux applications courantes, il est donc nécessaire de les associer. De plus, les cellules photovoltaïques sont fragiles et sensibles à l'environnement extérieur, elles sont donc munies d'une protection mécanique (l'encapsulation). Pour toutes ces raisons, les cellules sont assemblées en modules photovoltaïques.

I.4.2. String PV :

Un string PV, appelé également chaîne PV, est un ensemble de modules connectés en série afin de générer la tension de sortie spécifiée.

I.4.3. Champ PV :

Afin d'obtenir des puissances de quelques kW, sous une tension convenable, il est nécessaire de regrouper les modules en série et en parallèle. Ce groupement forme un champ photovoltaïque [1] [7].

I.5. Cellules PV :

I.5.1. Principe général :

La formation d'une jonction réalisée par le dopage du silicium représente le principe de base de la cellule solaire. La création d'une barrière de potentiel dans le semi-conducteur permet de séparer les électrons et les trous qui sont générés par l'absorption de la lumière dans le matériau.

Lors de la formation de la jonction, les électrons diffusent vers la zone p et les trous vers la zone n (alignement du niveau de Fermi), afin de tendre vers un équilibre thermodynamique. Le dipôle, créé aux bords de la jonction, entraîne la formation d'un champ électrique qui s'oppose à l'équilibre à tout déplacement de charges. La polarisation de la jonction en direct permet alors de diminuer la hauteur de la barrière de potentiel et donc l'intensité de champ électrique permettant le passage de porteurs de charges. A l'opposé, une polarisation inverse augmentera la hauteur de la barrière.

La relation courant-tension pour une diode idéale à l'obscurité est donnée par la relation:

$$I = I_0 \left[e^{\frac{qV}{nkT}} - 1 \right] \quad (\text{I.1})$$

Avec :

I_0 : courant de saturation de la diode

n : facteur d'idéalité de la diode

k : constante de Boltzmann

q : charge électrique (en coulomb)

T : température en Kelvin

L'équilibre thermodynamique est modifié lorsque des porteurs de charge sont injectés par polarisation ou par illumination. L'introduction des quasi-niveaux de Fermi E_{Fn} et E_{Fp} permettent d'exprimer simplement le régime quasi-équilibre [8][9].

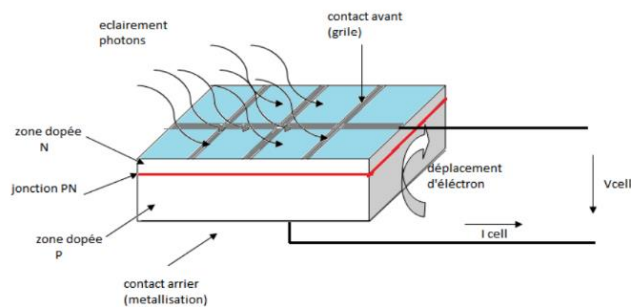


Figure I-1: Coupe en 3 dimensions d'une cellule PV typique [10].

I.5.2. Principe de fonctionnement d'une cellule PV :

Une cellule PV est un dispositif qui permet de transformer l'énergie solaire en énergie électrique. Cette transformation basée sur les trois mécanismes suivants

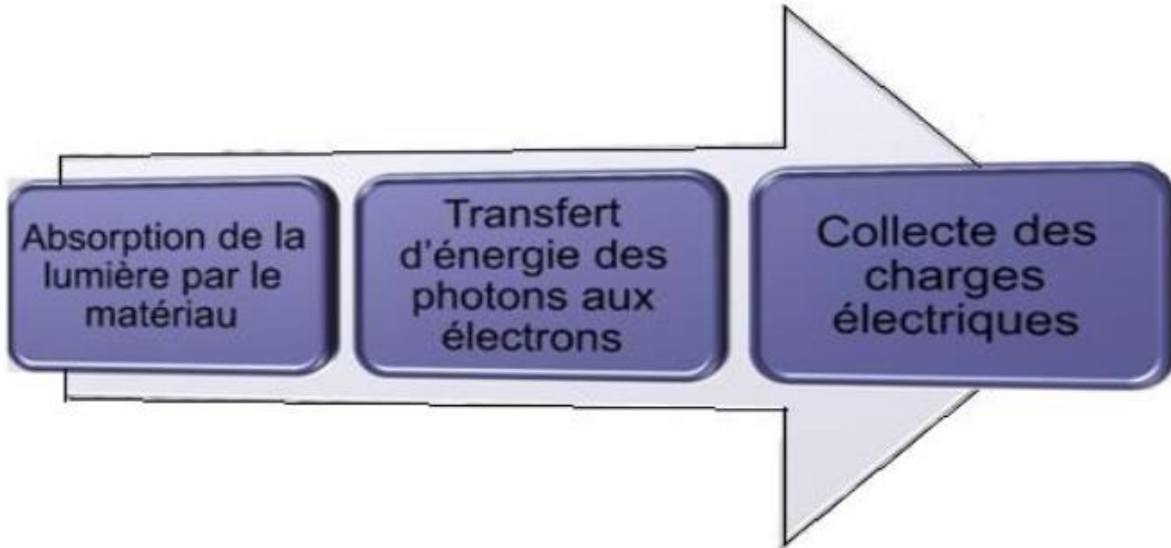


Figure I-2: les trois mécanismes de transformation de l'énergie solaire en une énergie électrique [11]

I.5.2.1. Absorption de la lumière par le matériau :

Le rayonnement solaire est constitué de photons transportant chacun une énergie qui répond, elle-même, à la relation suivante :

$$E_{ph} = h \times \frac{c}{\lambda} \quad (\text{I.2})$$

Où E_{ph} représente la quantité d'énergie, λ la longueur d'onde, h la constante de Planck et c la vitesse de la lumière [12].

Les photons incidents sont absorbés par le silicium en fonction de leur longueur d'onde. Les photons de basse longueur d'onde est donc plus énergétiques (Ultra-violet) seront absorbés dans les premiers micromètres de la cellule tandis que les photons de plus grande longueur d'onde (Infra-rouge) peuvent atteindre la face arrière et être réfléchis par cette dernière. La largeur de la bande interdite E_g est un paramètre important car il détermine le seuil d'absorption. En effet, le photon interagit avec l'électron uniquement s'il peut fournir une énergie supérieur à la bande interdite E_g [9].

I.5.2.1.1. Spectre solaire :

Le spectre solaire est la répartition spectrale en fonction de la longueur d'onde (λ) ou de la fréquence (ν). La longueur d'onde du rayonnement électromagnétique émis par le soleil varie entre 0,22 et 10 microns. (Figure I-3) représente l'évolution de la distribution du spectre d'énergie. L'énergie associée à ce rayonnement solaire se décompose comme suit :

- 6,4% dans la bande des ultraviolets ($0,20 < \mu < 0,38 \mu\text{m}$)
- 48% dans la bande visible ($0,38 < \mu < 0,78 \mu\text{m}$)
- 45,6% dans la bande des infrarouges ($0,78 < \mu < 10 \mu\text{m}$) [1][3]

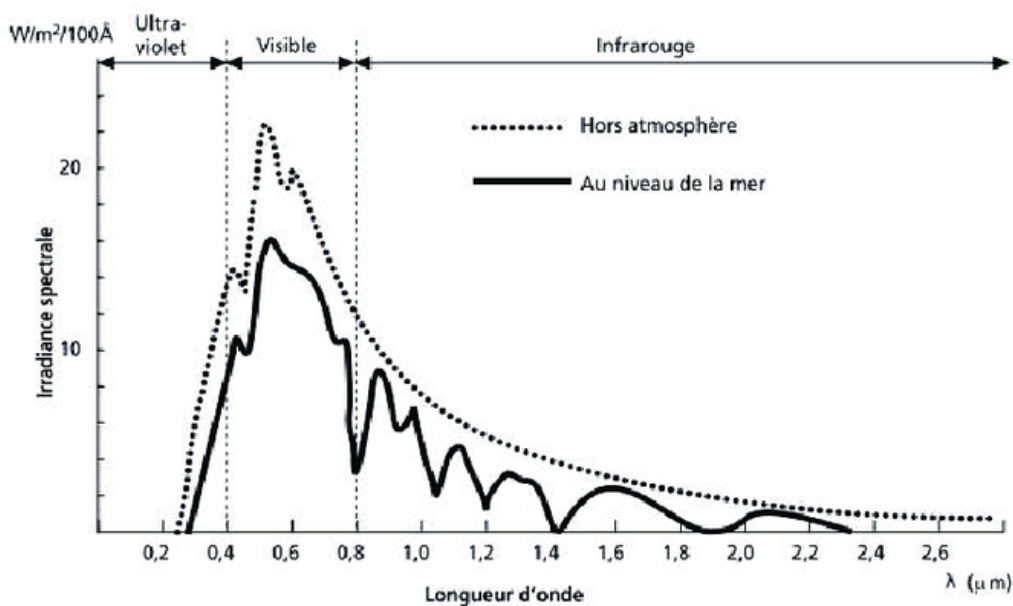


Figure I-3 : Analyse spectrale du rayonnement solaire.

I.5.2.1.2. Rayonnement solaire :

Le soleil est l'une des nombreuses étoiles. Son diamètre est de 1,39 million de kilomètres, soit environ 50 fois celui de la terre. Il est composé de 80% d'hydrogène, 19% d'hélium et 1% d'un mélange de 100 éléments. Au sol, le rayonnement a au moins deux composantes : une composante directe et une composante diffuse (rayonnement incident diffusé ou réfléchi par des obstacles : nuages, sol), dont la valeur dépend de la pression, de l'altitude et de l'angle du rayon incident. L'intégration du rayonnement sur tout le spectre permet d'obtenir la puissance P ($\text{W} \cdot \text{m}^{-2}$) apportée par le rayonnement. Pour simplifier, nous utilisons les concepts suivants.

- AM0 : Hors atmosphère (application spatial) $P = 1,36 \text{ KW} \cdot \text{m}^{-2}$.
- AM1 : le soleil est au zénith du lieu d'observation (à l'équateur).
- AM2 : spectre standard, le soleil est à 45° . $P = 1,36 \text{ KW} \cdot \text{m}^{-2}$.

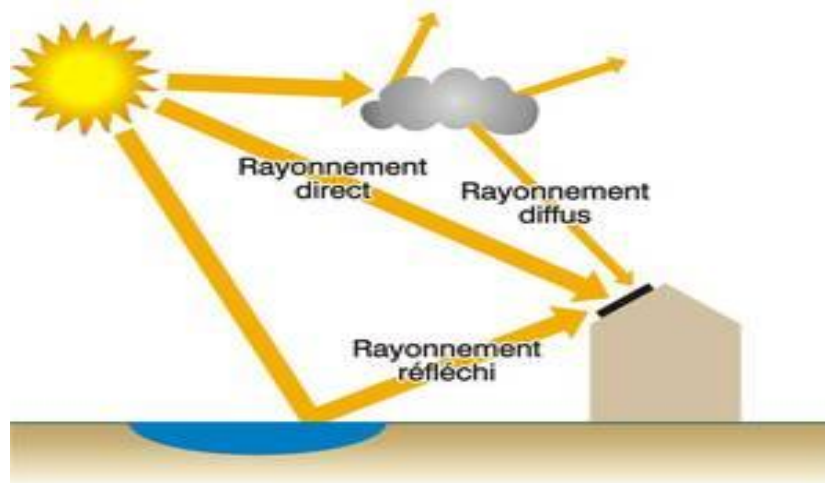


Figure I-4 : Rayonnement solaire globale sur un collecteur photovoltaïque [3]

I.5.2.2. Transfert d'énergie des photons aux électrons :

Les photons incidents apportent l'intégralité de leur énergie pour donner naissance à des paires électrons-trous, appelés plus couramment porteurs photo-générés. Les porteurs minoritaires, les électrons dans un matériau dopé p, les trous dans un matériau dopé n, diffusent sous l'effet de gradients de concentration vers l'interface. Ils sont ensuite entraînés par le champ électrique et atteignent la région dans laquelle ils sont majoritaires pour participer au photo-courant [8][9].

I.5.2.3. Collecte des charges électriques :

Une cellule PV (figure I-5) est réalisée à partir de deux couches de silicium, une dopée P (dopée au bore) et l'autre dopée N (dopée au phosphore) créant ainsi une jonction P-N avec une barrière de potentiel. Lorsque les photons sont absorbés par le semi-conducteur, ils transmettent leur énergie aux atomes de la jonction P-N de telle sorte que les électrons de ces atomes se libèrent et créent des électrons (charges N) et des trous (charges P). Ceci crée alors une différence de potentiel entre les deux couches. Cette différence de potentiel est mesurable entre les connexions des bornes positives et négatives de la cellule. A travers une charge continue, on peut en plus récolter des porteurs. La tension maximale de la cellule est d'environ 0.6 V pour un courant nul. Cette tension est nommée tension de circuit ouvert (VOC). Le courant maximal se produit lorsque les bornes de la cellule sont court-circuitées, il est appelé courant de court-circuit (ICC) et dépend fortement du niveau d'éclairement [10].

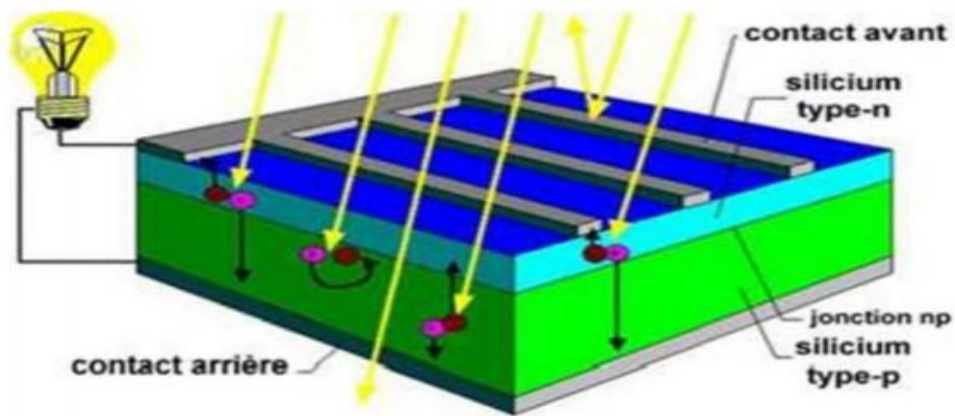


Figure I-5 : Comportement de La jonction PN

I.5.3. Les type des cellules :

On distingue trois grandes familles de cellules. Leurs rendements sont en perpétuel progrès. [13]

I.5.3.1. Les cellules au silicium cristallin :

Les cellules au silicium représentent plus de 95 % du marché et les produits commerciaux ont des rendements moyens compris entre 16,5% et 22 %, selon leur technologie. Par traitement à froid, le silicium est formé de plusieurs cristaux (poly cristallins). Il est facile à produire et peut atteindre un rendement de plus de 22% en laboratoire. Le silicium fondu peut reconstituer dépassant 22 % en laboratoire. Fondu, le silicium peut être reconstitué en un grand cristal (monocristallin), avec un rendement jusqu'à 26,6 % en laboratoire.

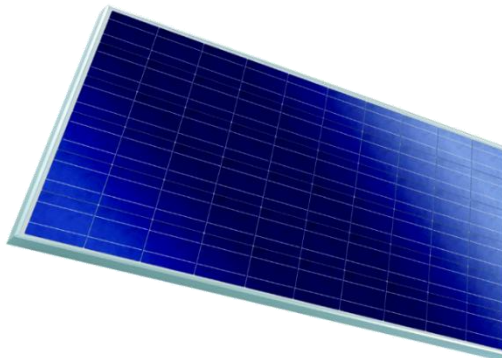


Figure I-6 : Cellules au Silicium Monocristallin. [1][6]

I.5.3.2. Les cellules en couches minces :

Au lieu de découper le silicium en tranches minces d'environ 200 microns, les matériaux semi-conducteurs peuvent être déposés en couches de quelques microns d'épaisseur sur un substrat, tel que du verre ou du plastique. Le tellurure de cadmium ou CIGS (cuivre/indium/gallium/sélénium) peut être utilisé.

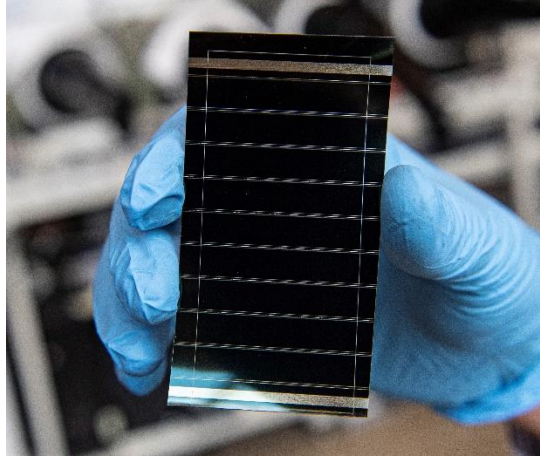


Figure I-7: Film photovoltaïque en silicium nanocristallin [6].

I.5.3.3. Les cellules organiques :

Fondées sur des molécules ou des polymères de la chimie organique et non plus sur des semi-conducteurs minéraux comme les précédentes, elles commencent à avoir des applications.

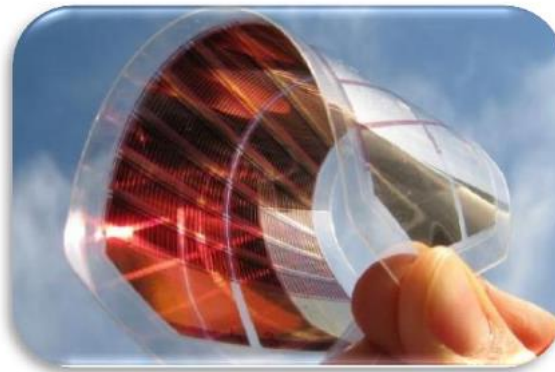


Figure I-8: Exemple d'une cellule organique [6].

I.5.4. Caractéristique électrique d'une cellule PV :

Dans cette figure, on peut remarquer deux points de fonctionnement importants : le courant de court-circuit (ICC) et la tension de circuit ouvert (VCO). Comme son nom indique, le courant de court-circuit correspond au courant quand la cellule est court-circuitée. Ce courant de court-circuit est proportionnel à la surface de la cellule qui capture la lumière, et pour une surface quelconque, ce courant de court-circuit dépend de l'intensité de lumière absorbée par la cellule. La tension de circuit

ouvert est la tension aux bornes de la cellule quand il n'y a pas de courant. Sa valeur est de l'ordre de 0.6 V pour la cellule de type cristallin. Ces deux points (I_{CC} et V_{CO}) délimitent le fonctionnement de la cellule en trois zones différentes [4].

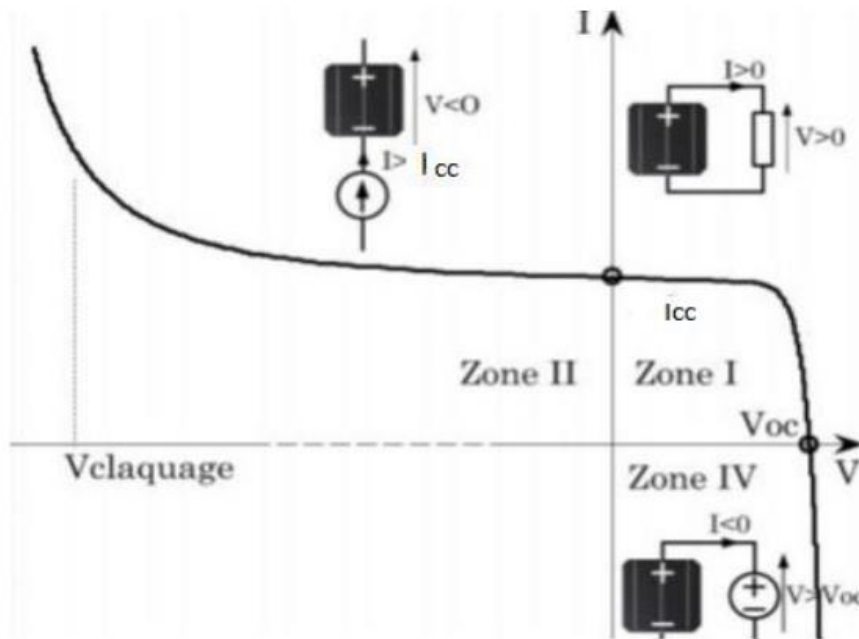


Figure. I-9: Caractéristique I-V d'une cellule PV

La zone I de la Figure 1-9 : correspond au fonctionnement en générateur de la cellule avec $0 \leq I \leq I_{CC}$ et $0 \leq V \leq V_{CO}$. C'est le fonctionnement dit normal de la cellule dans lequel elle débite la puissance produite à la charge.

La zone II : correspond au fonctionnement en récepteur de la cellule avec $I > I_{CC}$ et $V < 0$. Quand le courant traversant la cellule est forcé par un circuit extérieur à dépasser son courant de court-circuit, la cellule produit une tension négative à ses bornes. La croissance en courant provoquera l'endommagement de la cellule si la tension à ses bornes atteint une limite : la tension de claquage ($V_{claquage}$). L'étude expérimentale sur différentes cellules de type cristallin a montré que la valeur de la tension de claquage varie entre -10 Volt et -30 Volt.

La zone IV : correspond de nouveau au fonctionnement en récepteur de la cellule, mais avec cette fois-ci $I < 0$ et $V > V_{CO}$.

Quand la tension aux bornes de la cellule est amenée à dépasser sa tension de circuit ouvert, un courant inverse circule dans la cellule. Si ce courant inverse dépasse une limite, la cellule sera irrémédiablement endommagée.

I.6. Description générale d'un étage d'adaptation :

La conception d'un étage d'adaptation permet aujourd'hui de relier aisément un générateur photovoltaïque (GPV) à une charge de type continue (DC), avec un rendement de conversion très élevé. En fait, le concept de cet étage correspond à la modélisation des fonctions basiques idéalisées d'un convertisseur à découpage continu-continu (DC/DC). Un générateur photovoltaïque présente des caractéristiques I-V non linéaires avec de point de puissance maximum PPM. Ces

caractéristiques dépendent entre autre du niveau d'éclairement et de la température de la cellule. Afin d'extraire à chaque instant le maximum de puissance disponible aux bornes du générateur photovoltaïque et de la transférer à la charge, la technique utilisée classiquement est d'utiliser un étage d'adaptation entre le générateur photovoltaïque et la charge comme décrit dans la Figure .I-10 [4].

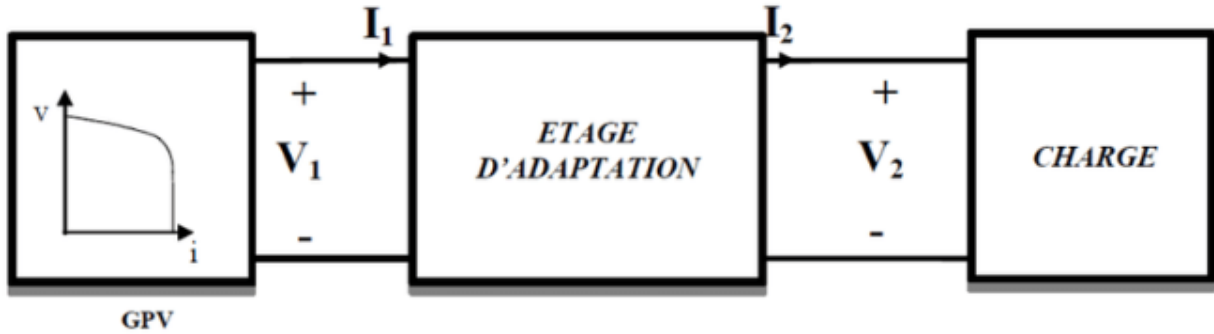


Figure I-10 : Étage d'adaptation entre un GPV et une charge [14].

I.6.1. Le convertisseur DC-DC :

Le convertisseur BOOST est connu par le nom d'élévateur de tension peut être représenté par le circuit donne par la Figure .I-11

C'est un convertisseur direct DC-DC. La source d'entrée est de type courant continu (inductance en série avec une source de tension) et la charge de sortie est de type tension continue (condensateur en parallèle avec la charge résistive). L'interrupteur D peut être remplacé par un transistor puisque le courant est toujours positif et que les commutations doivent être commandées (au blocage et à l'amorçage).

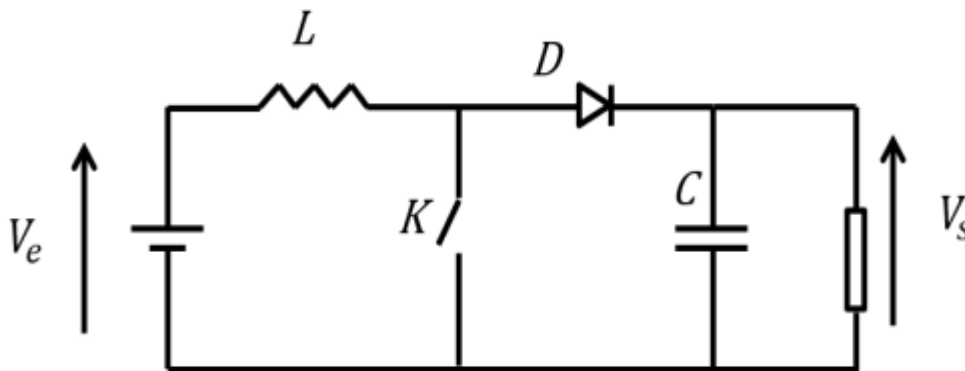
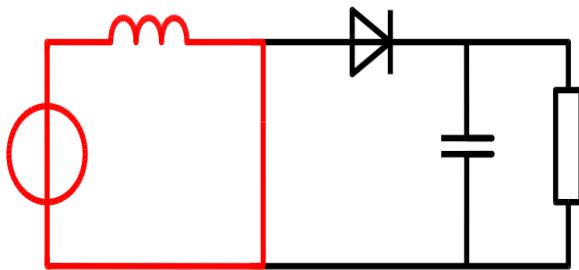


Figure I-11 : Le convertisseur BOOST [14]

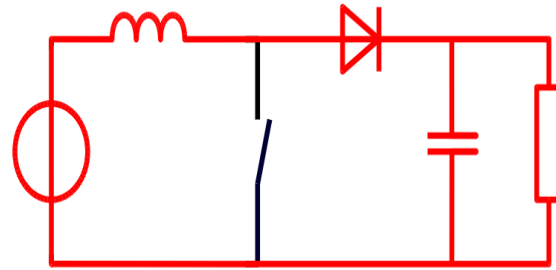
I.6.2. Le Principe de fonctionnement du hacheur BOOST :

Déterminer le comportement réel de ce convertisseur, nécessite de connaître en détail son modèle mathématique. Pour cela nous devons faire la représentation du circuit équivalent par les deux états du commutateur et de tirer par la suite le modèle mathématique reliant les variables d'entrée/ sortie. La figure. I-12 montre les schémas des circuits équivalents d'un convertisseur survolteur dans les deux cas : l'interrupteur fermé pendant αT et l'interrupteur ouvert pendant $(1 - \alpha) T$. [14]

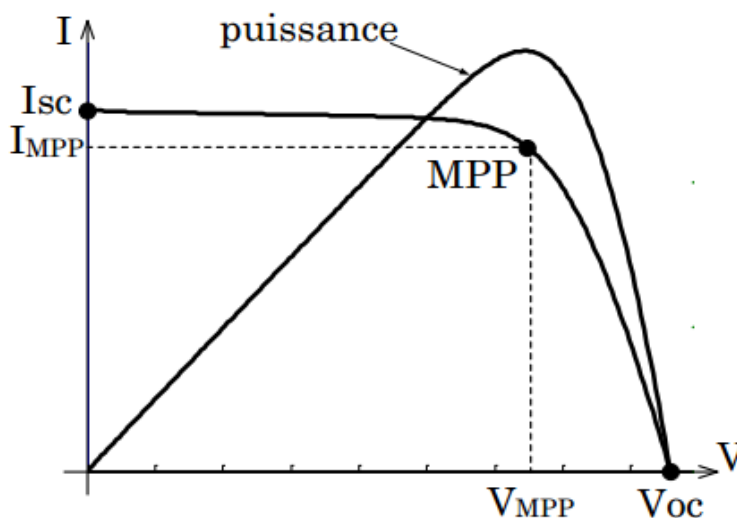
Interrupteur passant



Interrupteur bloqué

**Figure I-12 :** Diagramme BOOST en position 1 et diagramme BOOST en position 2.**I.6.3. Fonctionnement du MPPT :**

Un champ photovoltaïque peut être caractérisé par sa caractéristique statique courant/tension, souvent appelée caractéristique I-V. Une telle caractéristique d'un champ PV en fonctionnement normal est illustrée dans la Figure I-13.

**Figure I-13 :** Caractéristique I-V d'un champ PV en fonctionnement normal

Cette caractéristique s'étend du point de tension de circuit ouvert (V_{oc}) au point de courant de court-circuit (I_{sc}). Pendant l'opération, le champ PV fonctionne normalement en point de la puissance maximale (MPP). Le rôle de MPPT est de faire fonctionner le générateur PV à ce point MPP. De nombreux algorithmes de MPPT ont été proposés dans la littérature pour la recherche du point MPP [15][16]. Ces algorithmes se différencient en termes de :

- Vitesse de convergence vers le point de MPP
- Capacité de trouver le vrai point de MPP
- Grandeurs mesurées
- Implémentation

I.6.4. Principe de la recherche du MPPT :

Un MPPT permet de suivre, comme son nom l'indique, le point de puissance maximale d'un générateur électrique non linéaire. En conséquence, pour un même éclairement, la puissance délivrée sera différente selon la charge. Un contrôleur MPPT permet donc de piloter le convertisseur statique reliant la charge (une batterie par exemple) et le panneau photovoltaïque de manière à fournir en permanence le maximum de puissance à la charge à chaque instant [1].

I.6.5. Principe de l'algorithme Perturbe and observe (P&O) :

Il existe dans la littérature plusieurs algorithmes MPPT, nous avons basé sur Algorithme de Perturbation et Observation (P&O) que nous avons utilisé.

La méthode de perturbation et observation (P&O) est une approche largement répandue dans la recherche de MPPT parce qu'elle est simple et exige seulement des mesures de tension et de courant du panneau photovoltaïque V_{pv} et I_{pv} respectivement, elle peut dépister le point maximum de puissance même pendant les variations de l'éclairement et de la température. Comme son nom l'indique, la méthode P&O fonctionne avec la perturbation de la tension V_{pv} et l'observation de l'impact de ce changement sur la puissance de sortie du panneau photovoltaïque.

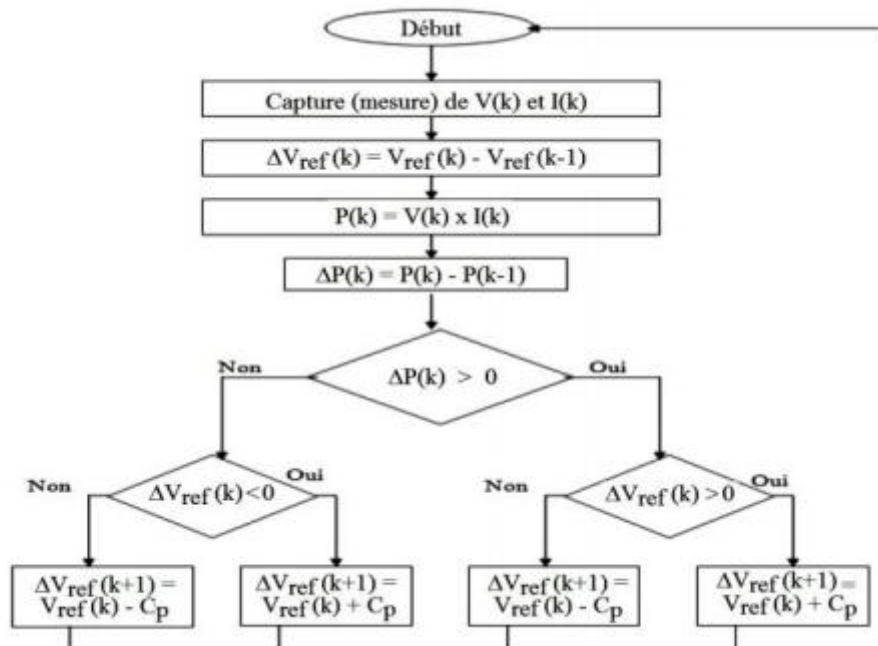


Figure I-14 : Algorithme type de la méthode P&O [1].

I.7. Le system PV connecté au réseau :

Les producteurs de l'installation photovoltaïque cherchent à maximiser leur profit en injectant le maximum d'énergie produite au réseau. Ce qui fait que le système PV connecté au réseau représente une grande majorité du marché total, nous nous intéressons uniquement à ce type de système. Le

synoptique électrique d'un système PV connecté au réseau est illustré dans la figure I-15. Nous le décrivons en considérant les différents composants suivants :

- Générateur PV.
- Convertisseur.
- Câblages et boîte de jonction.
- Système de protection.

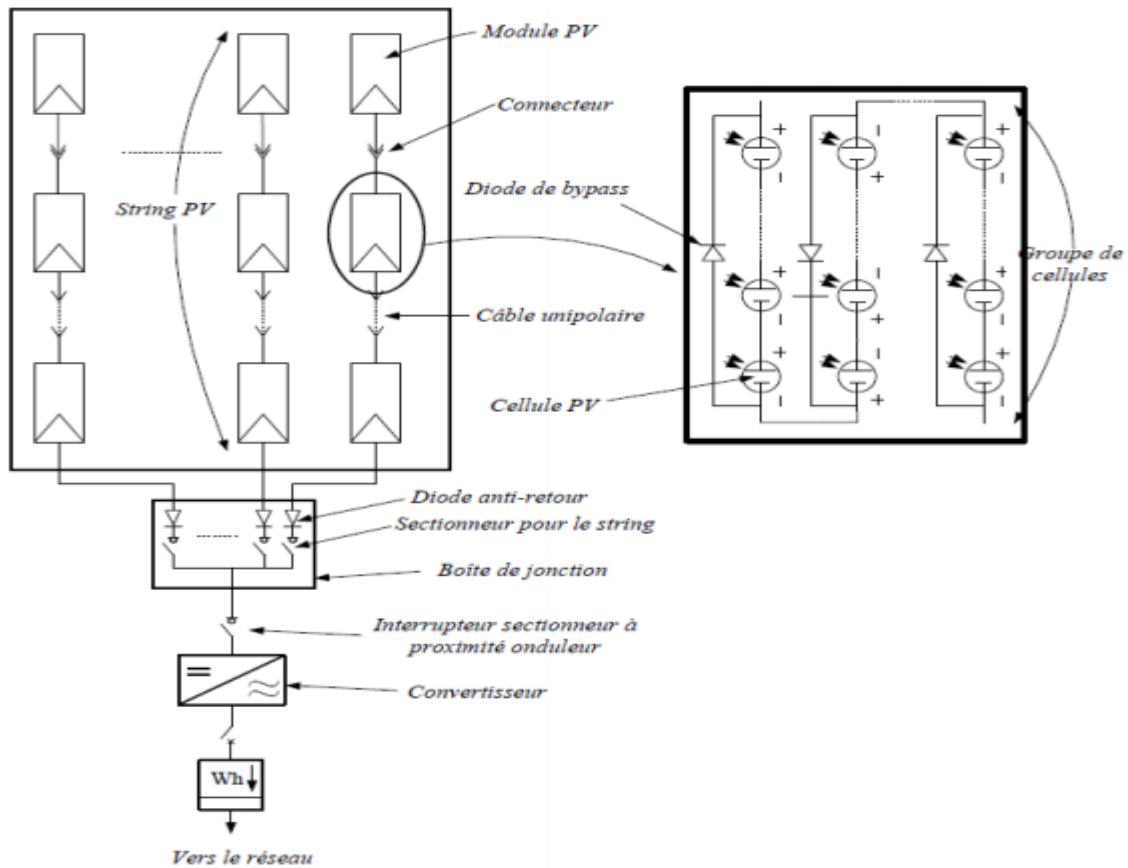


Figure I-15 : Système PV connecté au réseau et ses composants [17][18]

I.7.1. Convertisseur DC-AC :

Comme on la déjà mentionné dans le premier chapitre, le groupe convertisseur a pour rôle d'extraire la puissance maximale du générateur PV et la convertir en puissance alternative avant de l'injecter dans le réseau. Pour accomplir ce rôle, ce groupe de convertisseurs est composé d'un étage de hacheur suivi par un étage d'onduleur comme on peut le voir dans figure I-16 [18]

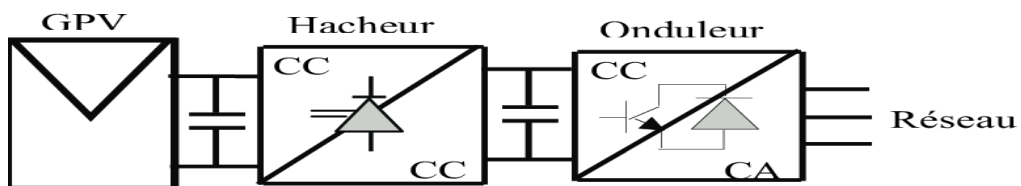


Figure I-16 : Différents étages du groupe convertisseurs de la chaîne de conversion photovoltaïque.

Actuellement, il existe principalement trois architectures d'onduleur photovoltaïques, donnant de bonnes solutions techniques : l'onduleur central, les hacheurs multiples strings avec un onduleur central et les onduleurs intégrés aux modules [19][20]

I.7.1.1. Onduleur central :

Dans les onduleurs centraux, habituellement on utilise un grand onduleur pour convertir la puissance du côté (DC-DC) des modules (PV) à une puissance (AC) sur le côté alternatif. Dans ce système, les modules de (PV) sont en série pour former un panneau, et plusieurs de ces panneaux sont reliés en parallèle au hacheur. Le schéma bloc d'un tel arrangement est donné par la Figure I-17 [17].

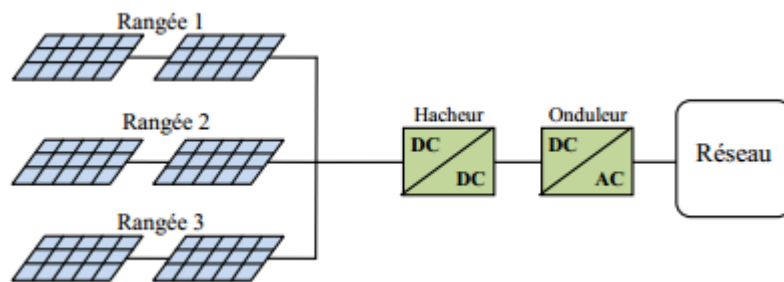


Figure I-17 : Onduleur central (Central-plant inverter).

I.7.1.2. Hacheur multiple string avec un onduleur central :

Le schéma du montage est donné par la Figure I-18. Dans le multiple-string du convertisseur (DC-DC), chaque hacheur survolteur possède un transformateur qui assure l'isolation galvanique et un lien de conversion commun (DC-AC).

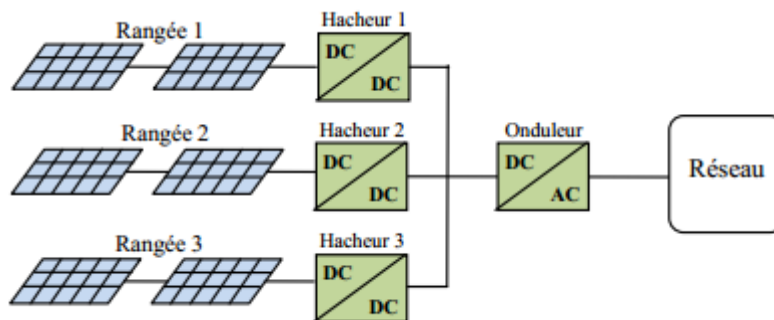


Figure I-18 : Hacheur multiple string avec un onduleur central.

I.7.1.3. Onduleur Multiple-string :

La Figure I-19 montre le schéma fonctionnel d'un système de conversion de multiple convertisseur (multiple-string). Il se comporte d'un ensemble de modules reliés en série du côté (DC), et la conversion individuelle de la puissance de (DC) en (AC) est assurée par un petit onduleur. Beaucoup

de tels onduleurs sont reliés en parallèle du côté (AC). Cet arrangement n'est pas affecté en ombrageant des panneaux. Il n'est pas aussi sérieusement affecté par l'échec de l'onduleur.

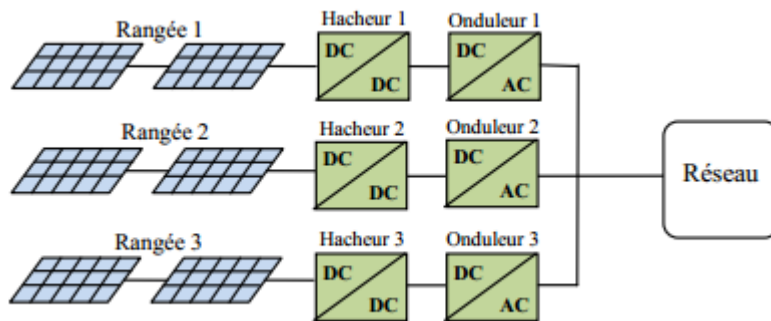


Figure I-19 : Onduleur multiple string.

I.7.2. Système de protection :

Comme pour les autres centrales électriques, il existe plusieurs sortes de protection pour une installation photovoltaïque : protection des intervenants, protection contre la foudre, protection du générateur PV [17].

I.8. Conclusion :

Dans ce chapitre, Nous avons introduit le principe de détection du point de puissance maximum MPPT, les différentes méthodes MPPT que nous rencontrons souvent dans la littérature et nous nous sommes concentrés sur l'algorithme P&O. qu'on va utiliser dans notre travail.

Chapitre II :
Les défauts dans les systèmes
photovoltaïques

II.1. Introduction :

Pour alimenter des sites et des agglomérations, des centaines voir des milliers de panneaux solaires sont installés pour subvenir à leur besoin en termes d'énergie électrique. Ces installations ne sont pas à l'abri des défauts pouvant altérer leur fonctionnement normal. Lors de la survenue d'un défaut dans une cellule ou un groupe de cellules, cela peut causer des dommages importants aux panneaux d'une part, et affecter la productivité de la production de l'autre part. Pour éviter donc tout dommage relatif à ces défauts, il sera nécessaire d'identifier toute sorte de défauts en raison de les corriger. Dans ce chapitre, nous étudierons quelques défauts largement connus dans la littérature pouvant affecter le GPV. Nous allons nous intéresser également à leurs effets sur les caractéristiques électriques.

II.2. Modélisation d'une cellule photovoltaïque :

Le modèle à une seule diode et cinq paramètres (Figure II-1) est le plus utilisé pour sa simplicité, sa rapidité à simuler, ainsi que sa précision. Il se compose d'un générateur de courant pour modéliser le flux lumineux incident, une diode pour les phénomènes de polarisation de la cellule et deux résistances (série et shunt) pour représenter les différentes pertes dans la cellule.

- La résistance série : représente 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 la résistivité de ces grilles.

- La résistance shunt : est due à un courant de fuite au niveau de la jonction, elle dépend de la façon dont celle-ci a été réalisée. [21][22]

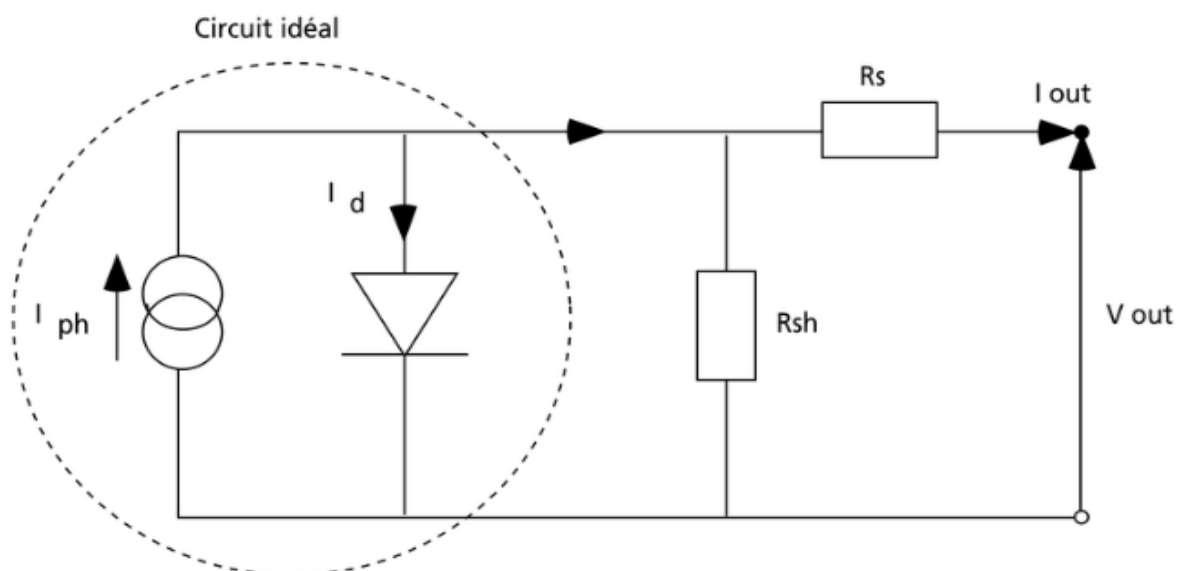


Figure II-1 : Circuit équivalent simple d'une cellule solaire idéale, à résistance série et shunt.

L'équation du modèle à une diode de la cellule PV est la suivante :

$$I = I_{ph} - I_0 \left[e^{\frac{V+I.R_s}{vt}} - 1 \right] - I_{sh} \quad (\text{II.1})$$

II.2.1. Photo-courant :

Le courant I_{ph} d'une cellule PV dépend de la température et de l'irradiation ainsi que du Coefficient de température du court-circuit généralement donné dans les références constructeurs (α). le courant I_{ph} pour expression générale [1]:

$$I_{ph} = [I_{ph,STC} + \alpha(T_c - T_{c,STC})] \frac{G}{G_{STC}} \quad (\text{II.2})$$

$I_{ph,STC}$: est le photo-courant aux STC (1000W/m², AM1.5), en [A].

α : est le coefficient de température du courant court-circuit en [A/°C]

T_c : est la température cellule, en [°C]

$T_{c,STC}$: est la température cellule aux STC, [$T_{c,STC} = 25^\circ\text{C}$]

G : est l'éclairement reçu par la cellule solaire [W/m²]

G_{STC} : est l'éclairement aux STC

II.2.2. Courant de saturation de la diode :

Le courant de saturation inverse de la diode qui représente la valeur asymptotique du courant I en polarisation inverse, dépend de la température et de largeur de bande d'énergie du matériau de la cellule solaire.

$$I_0 = I_{0,ref} \left(\frac{T_c}{T_{c,STC}} \right)^3 e^{\left[\left(\frac{q.E_g}{n.T_{c,STC}} \right) \left(\frac{1}{T_{c,STC}} - \frac{1}{T_c} \right) \right]} \quad (\text{II.3})$$

I_0 : est le courant de saturation inverse à la température T_c .

$I_{0,ref}$: courant de saturation inverse de référence.

E_g : est l'énergie de la bande interdite. Pour le silicium, elle est égale à 1.12eV.

Le courant dans la résistance shunt est donné par:

$$I_{sh} = \frac{V+I.R_s}{R_{sh}} \quad (\text{II.4})$$

I [A] : courant débité par le module

V [V] : tension aux bornes du module

La tension thermique est donnée par l'équation suivante :

$$vt = \frac{nkT}{q} \quad (\text{II.5})$$

k: est le constant de Boltzmann.
 n: est facteur d'idéalité de diode.
 q: est la charge d'électron.

II.2.3. Paramètres de performance d'une cellule PV :

Le module photovoltaïque est caractérisé par les courbes I-V et P-V qui sont données par le constructeur (voir Figure II-2). A partir de ces courbes on peut obtenir les caractéristiques essentielles du module et qui sont les suivantes:

Le point MPP à un maximum de puissance Pm. A ce point on associe la tension Vm et le coutant Im (voir Figure II-2).

Le courant de court-circuit Icc qui correspond à une tension nulle aux bornes (voir Figure II-2).

La tension en circuit ouvert Vco qui correspond à un courant de sortie nul (voir Figure II-2) [21].

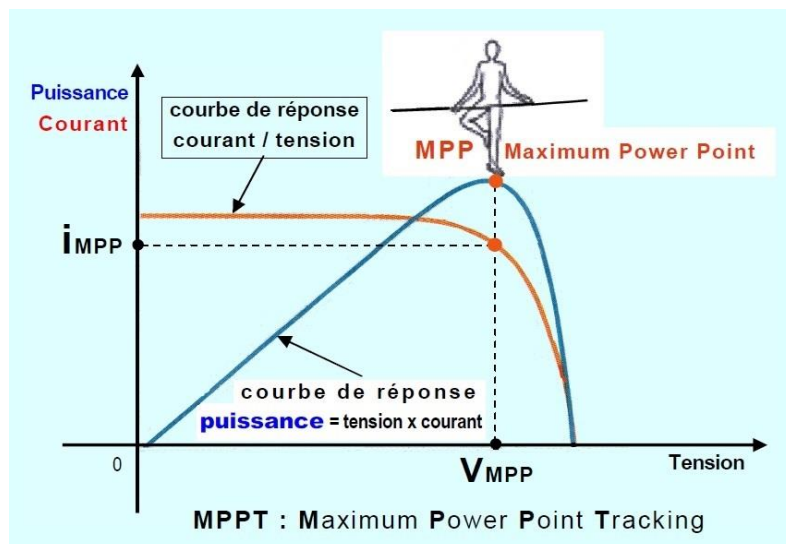


Figure II-2 : Les caractéristiques I-V et P-V d'une cellule.

II.2.3.1. Tension de circuit ouvert :

Elle représente la tension aux bornes de la cellule sous éclairnement et sans circuit de charge (V=Vco, I=0). Elle est donnée par l'expression suivante: [1][2]

$$V_{co} = nVt \ln\left(\frac{I_{ph}}{I_0} + 1\right) \tag{II.6}$$

II.2.3.2. Courant de court-circuit :

Il représente le courant délivré par la cellule quand la tension à ses bornes est nulle (V=0). Il est donné par l'expression suivante:

$$I_{cc} = [I_{ph, STC} + \alpha(T_c - T_{c, STC})] \frac{G}{G_{STC}} \quad (\text{II.7})$$

II.2.3.3. Puissance débitée :

La puissance fournie par la cellule est le produit V.I. Il s'écrit comme suit:

$$P = V \cdot I = \left[I_{ph} - I_0 \left[e^{\frac{V+I.R_s}{V_t}} - 1 \right] - \frac{V+I.R_s}{R_{sh}} \right] V \quad (\text{II.8})$$

Mathématiquement, on obtient le point de puissance maximale P_m en résolvant l'équation de la dérivée suivante:

$$\frac{\partial P}{\partial V} |_{P=P_m} = 0 \quad (\text{II.9})$$

II.2.3.4. Facteur de forme :

Le facteur de forme est donné par le rapport entre la puissance maximale est le produit ($V_{co} \cdot I_{cc}$)

$$FF = \frac{P_m}{V_{co} \cdot I_{cc}} = \frac{I_m \cdot V_m}{V_{co} \cdot I_{cc}} \quad (\text{II.10})$$

II.2.3.5. Rendement de conversion :

Le rendement η de la cellule solaire est défini comme étant le rapport entre la puissance maximale délivrée par la cellule et l'éclairement incident P_{inc} sur la surface de la cellule S_c .

$$\eta = \frac{P_m}{P_{inc} \cdot S_c} = \frac{I_m \cdot V_m}{P_{inc} \cdot S_c} \quad (\text{II.11})$$

II.3. Modélisation d'un générateur PV :

En fonctionnement sain, toutes les cellules du générateur PV sont supposées identiques et soumises à la même condition de fonctionnement (irradiation et température). Conduit aux relations suivantes:

$$I_M = I_C \quad (\text{II.12}) \quad \text{et} \quad V_M = V_C \cdot N_{CS} \quad (\text{II.13})$$

$$I_{St} = I_M \quad (\text{II.14}) \quad \text{et} \quad V_{St} = V_M \cdot N_{MS} \quad (\text{II.15})$$

$$I_G = I_{St} \cdot N_{StP} \quad (\text{II.16}) \quad \text{et} \quad V_G = V_{St} \quad (\text{II.17})$$

I_C : Courant fourni par la cellule PV. V_C : Tension aux bornes de la cellule PV.

I_M : Courant du module PV. V_M : Tension aux bornes du module PV.

I_{St} : Courant du string PV. V_{St} : Tension aux bornes du string PV.

I_G : Courant du générateur PV. V_G : Tension aux bornes du générateur PV.

N_{CS} : Nombre de cellule en série dans un module.

N_{MS} : Nombre de module en série dans un string.

N_{StP} : Nombre de string en parallèle dans un générateur.

En totale on aura :

$$I_G = I_C \cdot N_{StP} \quad (\text{II.18})$$

$$V_G = V_C \cdot N_{MS} \cdot N_{CS} \quad (\text{II.19})$$

II.4. Défaits dans le système PV :

Les défauts que l'on peut retrouver sur une installation photovoltaïque, peuvent survenir aussi bien lors de sa conception ou de son installation que lors de son exploitation. Ils sont alors responsables d'une baisse voir d'un arrêt total de la production photovoltaïque. Une bonne connaissance des défauts possibles permet d'assurer une bonne maintenance et un bon fonctionnement du système photovoltaïque.

Les défauts sont classifiés selon la fonction des différents composants constituant l'installation P. Sept classes de défauts ont été constituées et sont comme suit :

- *Défaits dans le générateur photovoltaïque (module).
- *Défaits dans la boîte de jonction
- *Défaits dans le système de câblage
- *Défaits dans le convertisseur DC/DC
- *Défaits dans le système de protection
- *Défaits dans l'onduleur
- *Défaits dans le système d'acquisition des données [21].

Notre travail sera axé sur l'énumération de certains défauts des modules photovoltaïques et de leur simulation à l'aide de Simulink/Matlab.

II.5. Les différents types de défauts :

II.5.1. Défaut de mis match :

Le défaut Mis match est le défaut causé par l'association des cellules photovoltaïques qui ne sont pas homogènes ou mal assorties (ces cellules photovoltaïques possèdent une caractéristique non identique), ce déséquilibre dégrade le point de puissance maximum, et conduit à une baisse de production du module PV. On doit donc veiller à ce que les paramètres de l'équation soient identiques pour l'ensemble des cellules, car le changement dans l'un des paramètres de l'équation conduira à la dissemblance de caractéristique des cellules [23]

II.5.2. Défaut d'ombrage :

L'ombrage partiel (ou total) est créé par certains obstacles naturels (arbres, murs, bâtiments,...) ou climatiques (nuages, neige, pluie,...) et il a pour effet de diminuer l'intensité de l'irradiation solaire reçue par le module PV sur certaines zones de sa surface. Par conséquent les cellules produiront un photo-courant plus ou moins intense selon l'éclairement reçu. Les courbes caractéristiques (I-V) montrent une proportionnalité entre le courant de court-circuit I_{cc} des cellules et l'irradiation solaire reçue [21].

II.5.3. Défaut de température:

La température influe directement sur les performances des panneaux Photovoltaïques. Cette influence est importante et a des conséquences pour la conception des panneaux et des systèmes photovoltaïques. La température est un paramètre essentiel puisque les cellules sont exposées aux rayonnements solaires, susceptibles de les échauffer, une partie du rayonnement absorbé n'est pas convertie en énergie électrique, elle est dissipée sous forme de chaleur. Les résultats des tests sur les systèmes PV montrent que la tension de circuit ouvert v_{co} diminue avec l'augmentation de la température, alors que le courant de court-circuit I_{cc} augmente légèrement et tandis que la puissance maximale diminue [24]

II.5.4. Défaut de diode de by-pass:

Les cellules du panneau solaire sont installées dans des zones extérieures. Elles peuvent être exposées à des périodes où certaines des cellules sont ombragées, ce qui réduit la production d'électricité dans ces cellules ou leur absence carrément. Comme nous l'avons vu en premier chapitre, une diode est utilisée pour court-circuiter les cellules ombragées pour éviter le défaut de circuit ouvert dans les cellules. Ces diodes sont appelées diodes by-pass (voir Figure II-3). [13]

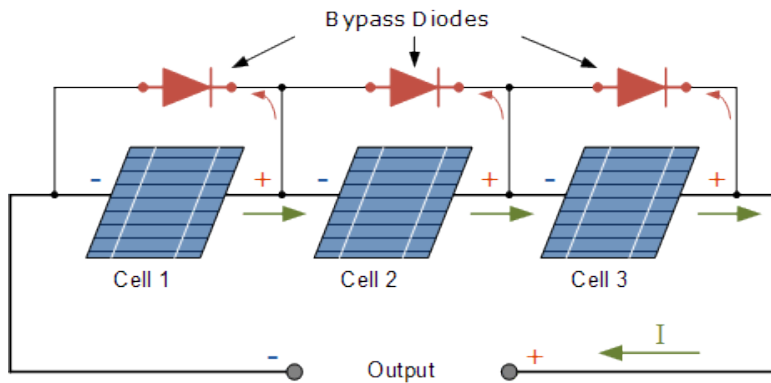


Figure II-3 : Schéma bloc d'un groupe de modules PV avec la diode de by-pass défaillante.

A l'instar de tout composant électronique, la diode by-pass est sujette à des dommages c.-à-d. elle peut être elle-même défaut. On dénombre quatre défauts de cette diode :

- *court-circuit.
- *circuit ouvert.
- *impédance Z quelconque.
- *inversion de la polarité.

II.5.5. Défaut de diode anti-retour :

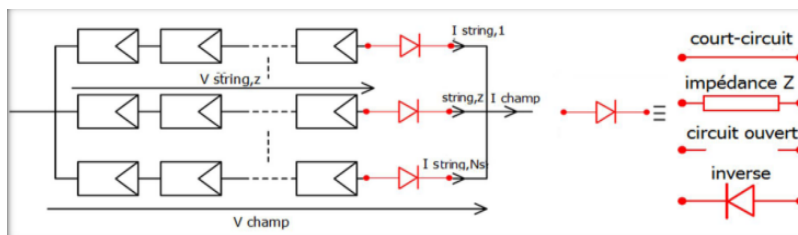


Figure II-4: Schéma bloc d'un champ PV avec la diode anti-retour avec ses défauts.

La tension produite peut varier d'un string à un autre selon l'intensité de l'irradiation reçue. Lors de la mise en parallèle de ces strings pour former un champ (Figure II-4), le string avec la tension la plus faible peut absorber un courant inverse provenant des autres strings de tensions plus élevées. Cela conduit donc à une baisse de production et les modules du string traversés par le courant inverse pourraient être également susceptibles de défaillances. Pour éviter ces courants inverses, une diode anti-retour est placée au bout de chaque string [21][25].

II.6. Méthode de détection des défauts :

Les méthodes de détection de défauts peuvent être classifiées selon la figure II-5 suivante :

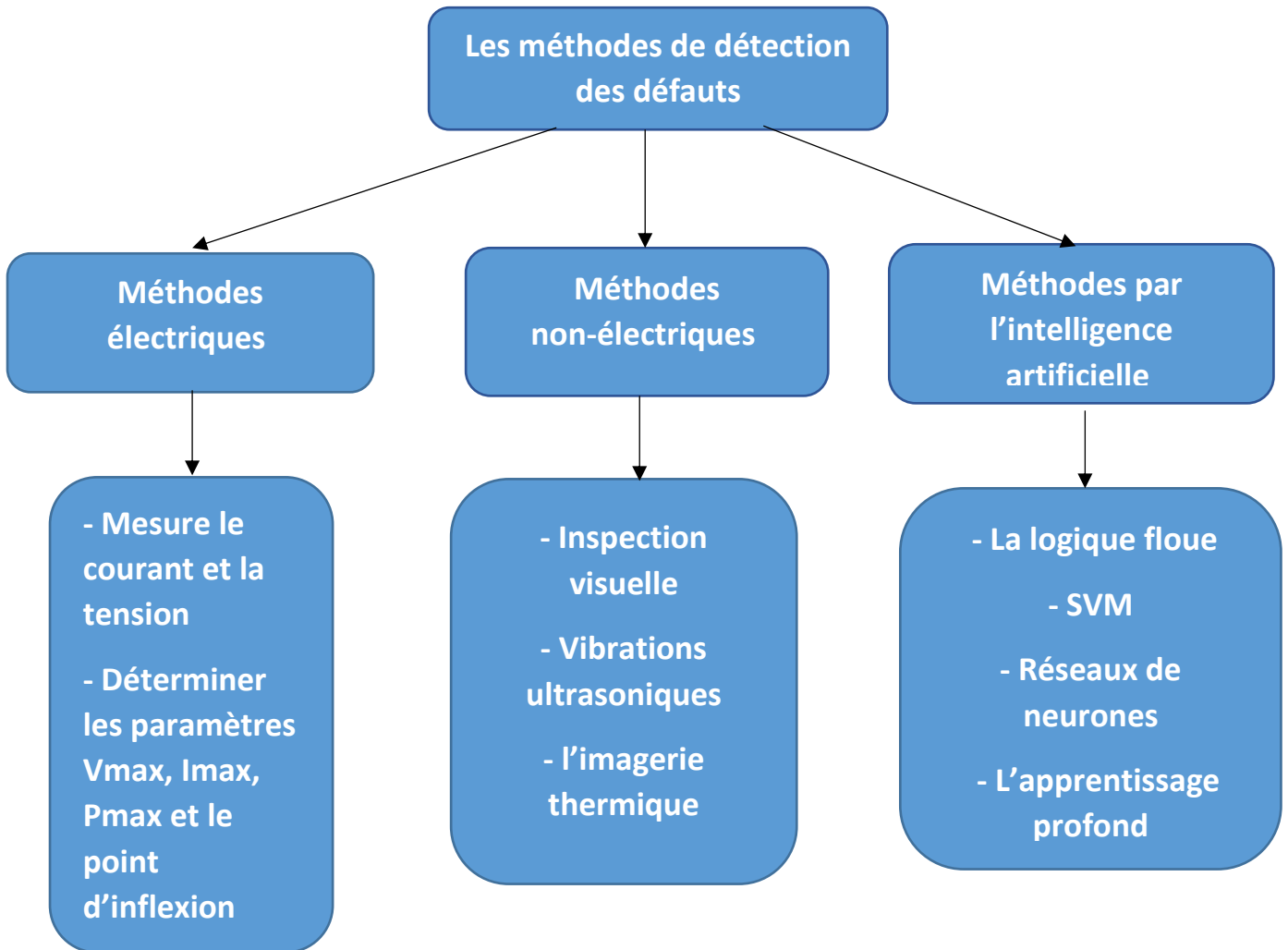


Figure II-5: Classification des méthodes de détection des défauts.

II.6.1 Méthodes électriques :

Plusieurs études ont été menées sur les paramètres électriques régissant un générateur PV ainsi que les caractéristiques I-V de modules PV lors de la présence de défauts. Dans l'ensemble, ces méthodes se basent sur l'analyse des caractéristiques électriques et paramètres porteurs d'information sur l'état du système [1][3].

II.6.2 Méthodes non-électriques :

Il existe plusieurs méthodes non électriques, destructives ou non destructives, pour Diagnostiquer le défaut au niveau de cellule P V. Le défaut principal qui peut avoir lieu à ce niveau est la fissure de la cellule. On peut citer comme méthodes : les essais par Inspection visuelle, Technique de Vibrations ultrasoniques résonante et, tests de thermographie. Pour le diagnostic des modules PV, la méthode de l'imagerie (caméra thermique) infrarouge est largement appliquée [13].

II.6.3. Méthodes par l'intelligence artificielle :

Il existe plusieurs méthodes par l'intelligence artificielle telles que la logique floue, SVM, réseaux de neurones, l'apprentissage profond...etc.

II.7. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons étudié les différents défauts pouvant affecter un GPV. Certains défauts sont permanents comme les points chauds, d'autres sont temporaires, comme l'ombrage et la température ambiante. La plupart des défauts sont déterminés en mesurant le courant et la tension, et que chaque défaut a son propre effet sur le courant, la tension et donc sur la puissance. Grâce aux propriétés de cet effet, le défaut et son type peuvent être détectés.

Dans le prochain chapitre, nous étudierons certaines méthodes qui nous permettent d'identifier le défaut en se basant sur les résultats du présent chapitre.

Chapitre III :
L'intelligence artificielle et l'apprentissage

III.1.Introduction :

Durant la dernière décennie, l'intelligence artificielle (IA), l'apprentissage automatique (machine learning) et l'apprentissage profond (deep learning) ont fait l'objet d'un buzz médiatique intense. Ces technologies apparaissent dans d'innombrables articles et ouvrages scientifiques. A travers ces techniques plusieurs programmes sont développés pour effectuer des tâches spécifiques et qui sont utilisée pour un large éventail d'activités. Grâce à l'apparition de ces technologies ont permet de simplifier les taches dans divers domaines y compris le contrôle des robots des voitures autonomes et d'assistants virtuels, la télédétection, le commerce électronique, le diagnostic médical et la détection des défauts ... etc. Les tâches les plus laborieuses sont désormais effectuées par des programmes et des robots sophistiqués. Où les emplois humains seront rares puisque la plupart des activités économiques seront gérées par des robots ou par des agents IA (AI agents). Tous les secteurs sont alors touchés par ce changement : la finance, la santé, l'éducation, le transport ou encore la médecine.

Dans ce chapitre nous présentons les concepts essentiels pour comprendre les techniques de l'intelligence artificielle, y compris l'apprentissage profond et l'apprentissage automatique.

III.2. L'intelligence artificielle :

L'Intelligence Artificielle (IA) est un vaste domaine, où nous essayons d'imiter le comportement humain dans le but de rendre les machines si puissantes pour accomplir de nombreux types de tâches telles que la résolution de problèmes, la représentation des connaissances, la reconnaissance vocale, et autres. L'idée de base est de mettre les connaissances dans la machine.

L'apprentissage automatique et l'apprentissage profond font partie de l'intelligence artificielle. Ces approches ont toutes deux pour résultat de donner aux ordinateurs la capacité de prendre des décisions intelligentes.

La relation entre les trois concepts IA, ML et DL est résumée par les auteurs dans la figure suivante :

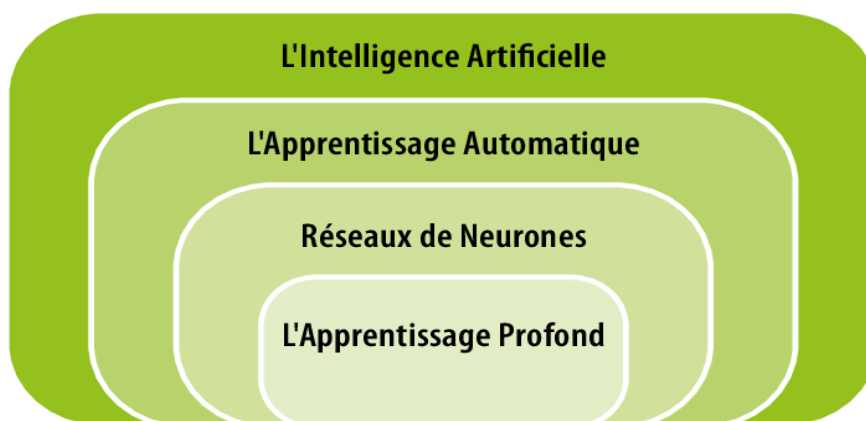


Figure III-1: Les relations entre l'intelligence artificielle, l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond [26]

III.3. Machine Learning :

III.3.1 Définition :

L'apprentissage machine (ou apprentissage automatique, Machine Learning en anglais) est un sous-domaine de l'intelligence artificielle, qui donne à un système une capacité de compréhension grâce à ses algorithmes. Il est basé sur l'idée de faire apprendre des algorithmes à partir de données et de faire des prédictions avec ces données et par cela les ordinateurs apprennent à résoudre des tâches spécifiques, sans avoir besoin de les programmer.

L'objectif du Machine Learning est de reconnaître parmi des données des structures souvent trop difficiles à détecter ou à mesurer manuellement. À partir de ces structures, on peut chercher à classifier des individus, des objets, à prédire la valeur d'une variable à un certain horizon, à expliquer l'apparition ou non d'une caractéristique.

Les systèmes d'apprentissage automatique sont divisés en quatre catégories (Supervisé, Non supervisé, Semi-supervisé et l'apprentissage par renforcement), l'apprentissage profond et les réseaux de neurones appartiennent à l'apprentissage supervisé [26].

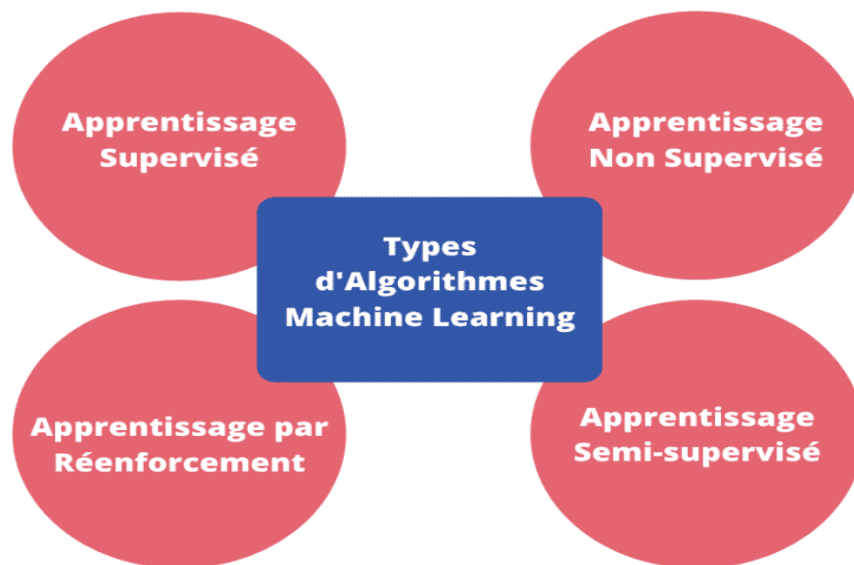


Figure III-2: Types d'apprentissage en apprentissage par machine

III.3.2. Les différents types d'apprentissage :

III.3.2.1. L'apprentissage supervisé :

L'apprentissage supervisé (supervised learning) est certainement la forme de machine learning la plus répandue. Elle consiste à entraîner le programme sur des exemples dont on connaît la catégorie (c'est à cette connaissance qu'elle doit le nom "supervisé").

Le programme a une base de données avec des classes connues. Il aura pour objectif de ranger une/des valeur(s) qui lui sont attribuée(s) dans les classes définies. L'algorithme va classer les nouvelles valeurs attribuées par l'utilisateur. Quelle que soit la valeur, elle sera attribuée à l'une des classes existantes par l'algorithme. Cet algorithme n'ayant pas été développé pour créer de nouvelles classes, il s'avère très utile pour des tâches de classifications ciblées [26].

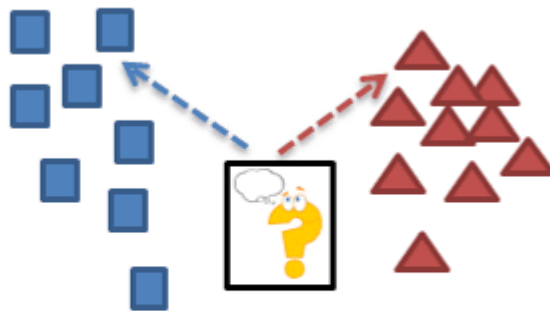


Figure III-3: Schéma d'apprentissage supervisé "supervised learning"

III.3.2.2. L'apprentissage non supervisé :

Dans ce cas, le programme ne reçoit que des valeurs et doit créer les classes dans lesquelles les attribuer. Il va donc "décider" lui-même le nombre de classes à créer pour ensuite ranger les données dans chaque classe. Ces algorithmes sont utilisés lorsque nous n'avons pas d'échantillon à disposition. (À noter que l'on peut faire cette méthode pour se constituer un échantillon puis utiliser l'apprentissage supervisé pour classer de nouvelles données) [26].

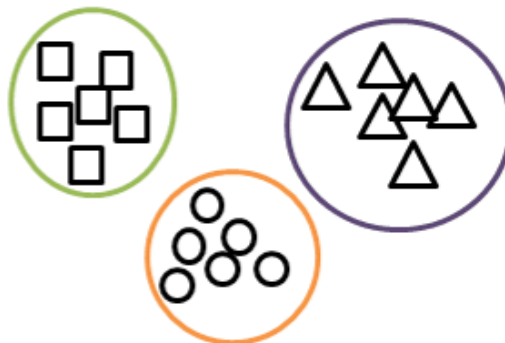


Figure III-4: L'apprentissage non supervisé

III.3.3. Algorithmes d'apprentissage automatique:

Il existe différents types des algorithmes d'apprentissage automatique. Nous pouvons ainsi citer :

- La régression logistique
- Random Forest.
- Les Machines à Vecteurs de Support (SVM).

Nous avons basé sur Algorithme de la régression logistique que nous avons utilisé.

III.3.4. La régression logistique:

La régression logistique est un algorithme de classification d'apprentissage supervisé utilisé pour prédire la probabilité d'une variable cible. La nature de la variable cible ou dépendante est dichotomique, ce qui signifie qu'il n'y aurait que deux classes possibles. En termes simples, la variable dépendante est de nature binaire, les données étant codées soit 1 (signifie succès / oui) ou 0 (signifie échec / non) [26][27].

Généralement, la régression logistique signifie une régression logistique binaire ayant des variables cibles binaires, mais il peut y avoir deux autres catégories de variables cibles qui peuvent être prédites par elle. Sur la base de ce nombre de catégories, la régression logistique peut être divisée en types (binaire, multinomiale et ordinale).

III.4. Deep Learning :

III.4.1. Définition :

L'apprentissage profond est un sous-domaine de l'apprentissage automatique (et un sous-sous-domaine de l'IA en général) où la machine est capable d'apprendre par elle-même, contrairement à la programmation où elle se contente d'exécuter à la lettre des règles prédéterminées. Semblable à l'apprentissage automatique, l'apprentissage profond contient également un apprentissage supervisé, non supervisé et par renforcement. [26]

III.4.2. Applications du Deep Learning :

- **La reconnaissance faciale :** Les yeux, le nez, la bouche, tout autant de caractéristiques qu'un algorithme de DL va apprendre à détecter sur une photo. Il va s'agir en premier lieu de donner un certain nombre d'images à l'algorithme, puis à force d'entraînement, l'algorithme va être en mesure de détecter un visage sur une image.
- **Le traitement automatique de langage naturel :** Le traitement automatique de langage naturel est une autre application du DL. Son but étant d'extraire le sens des mots, voire des phrases pour faire de l'analyse de sentiments. L'algorithme va par exemple comprendre ce qui est dit dans un avis Google, ou va communiquer avec des personnes via des chatbots. La lecture et l'analyse automatique de textes est aussi un des champs d'application du DL avec le Topic Modeling : tel texte aborde tel sujet.
- **Voitures autonomes :** Les entreprises qui construisent de tels types de services d'aide à la conduite, ainsi que des voitures autonomes telles que Google, doivent apprendre à un ordinateur à maîtriser certaines parties essentielles de la conduite à l'aide de systèmes de capteurs numériques au lieu de

l'esprit humain. Pour ce faire, les entreprises commencent généralement par entraîner des algorithmes utilisant une grande quantité de données. Vous pouvez imaginer comment un enfant apprend grâce à des expériences constantes et à la réplication. Ces nouveaux services pourraient fournir des modèles commerciaux inattendus aux entreprises.

- **Recherche vocale et assistants à commande vocale** : L'un des domaines d'utilisation les plus populaires de DL est la recherche vocale et les assistants intelligents à commande vocale. Avec les grands géants de la technologie ont déjà fait d'importants investissements dans ce domaine, des assistants à commande vocale peuvent être trouvés sur presque tous les smartphones. Le Siri d'Apple est sur le marché depuis octobre 2011. Google aujourd'hui, l'assistant à commande vocale pour Android, a été lancé moins d'une année après Siri. Le plus récent des assistants intelligents à commande vocale est Microsoft Cortana.

- **Reconnaissance d'image** : Un autre domaine populaire en matière de DL est la reconnaissance d'image. Son objectif est de reconnaître et d'identifier les personnes et les objets dans les images, ainsi que de comprendre le contenu et le contexte. La reconnaissance d'image est déjà utilisée dans plusieurs secteurs tels que les jeux, les médias sociaux, la vente au détail, le tourisme, etc. Cette tâche nécessite la classification des objets d'une photo parmi un ensemble d'objets connus auparavant. Une variante plus complexe de cette tâche, appelée détection d'objet, consiste à identifier spécifiquement un ou plusieurs objets dans la scène de la photo et à dessiner un cadre autour d'eux.

- **La détection du cancer du cerveau** : Une équipe de chercheurs français a noté qu'il était difficile de détecter les cellules cancéreuses du cerveau invasives au cours d'une intervention chirurgicale, en partie à cause des effets de l'éclairage dans les salles d'opération. Ils ont découvert que l'utilisation de réseaux de neurones conjointement avec la spectroscopie Raman pendant les opérations leur permettait de détecter les cellules cancéreuses plus facilement et de réduire le cancer résiduel après l'opération.

- **Analyse des sentiments du texte** : De nombreuses applications ont des commentaires ou des systèmes de révision basés sur des commentaires intégrés à leurs applications. La recherche sur le traitement du langage naturel et les réseaux de neurones récurrents ont parcouru un long chemin et il est maintenant tout à fait possible de déployer ces modèles sur le texte de votre application pour extraire des informations de niveau supérieur. Cela peut être très utile pour évaluer la polarité sentimentale dans les sections de commentaires ou pour extraire des sujets significatifs à l'aide de modèles de reconnaissance d'entités nommées.

- **Recherche en marketing** : En plus de rechercher de nouvelles fonctionnalités susceptibles d'améliorer votre application, DL peut également être utile en arrière-plan. La segmentation du marché, l'analyse des campagnes marketing et bien d'autres peuvent être améliorés à l'aide de modèles de régression et de classification DL. Cela vous aidera vraiment beaucoup si vous avez une grande quantité de données. Sinon, vous ferez probablement mieux d'utiliser des algorithmes traditionnels d'apprentissage automatique pour ces tâches plutôt que DL [28].

III.4.3. Les réseaux de neurones:

Ce sont des techniques de calcul conçues pour simuler la façon dont le cerveau humain exécute une tâche spécifique, grâce à un traitement massif distribué en parallèle, et composé d'unités de traitement simples. Ces unités ne sont rien d'autre que des éléments de calcul appelés neurones ou nœuds neurones, qui ont une propriété neuronale. En termes de processus, il stocke des informations connues et expérimentales pour les mettre à la disposition de l'utilisateur en ajustant les poids.

L'algorithme s'entraîne en ajustant les poids dans les nœuds et en les transmettant à d'autres couches pour l'apprentissage et la sortie des résultats [29].

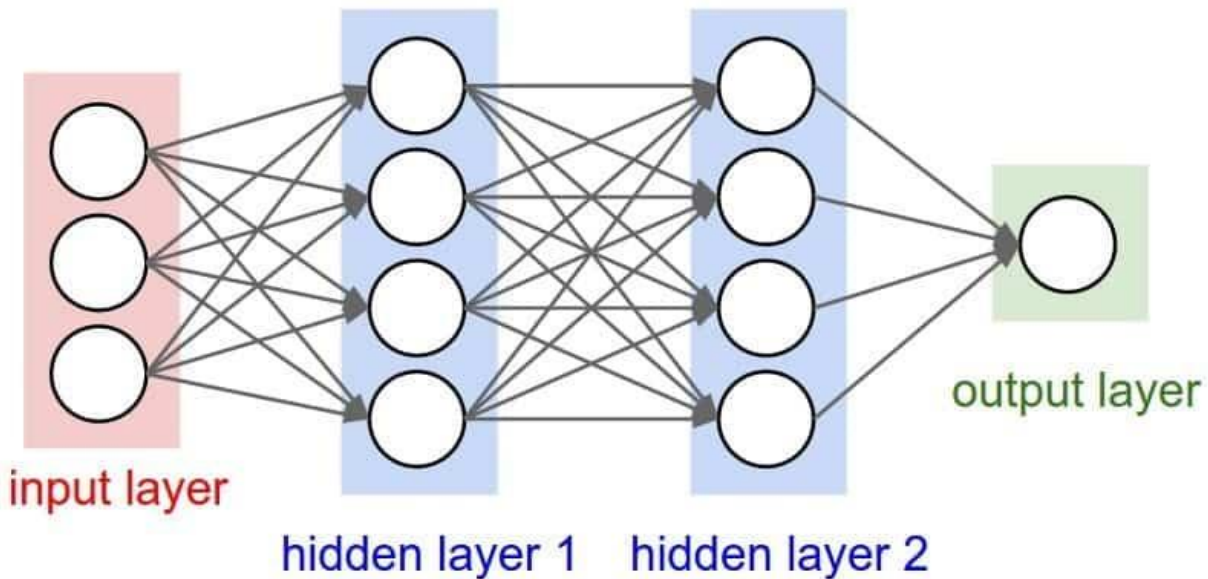


Figure III-5: Schéma générale d'un réseau de neurone.

III.4.3.1. Neurone Artificiel :

Un neurone artificiel est un système ayant plusieurs entrées et une seule sortie. Chaque neurone possède deux modes (le mode d'entraînement et le mode de fonctionnement). Dans le mode d'entraînement, le neurone apprend à être déclenché contre des signaux d'entrée spécifiques ou à se déclencher à un terme. En mode de fonctionnement, une sortie correspondante est fournie lorsque les informations fournis à l'entrée sont reconnus. Si l'entrée ne fait pas partie des entrées pré-identifiées, les règles fixés après la phase d'apprentissage décident de la déclencher ou non. En omettant certaines des propriétés critiques des neurones et leurs interconnexions [29][30].

Un modèle élémentaire du neurone artificiel typique peut être simulé par un ordinateur.

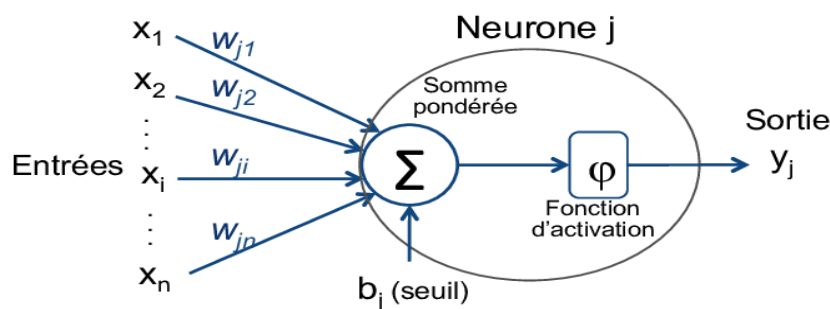


Figure III-6: Neurone artificiel.

Un neurone est composé d'une couche d'entrée acceptant des variables d'entrées $x_i \in R$, d'un biais, de poids w_i , d'une fonction d'activation σ , et d'une ou plusieurs valeurs de sortie y_i de sortie. On a ainsi la formule suivante :

$$y = \sigma(w_0 + \sum_{j=0}^p w_j x_j) \quad (\text{III.1})$$

III.4.3.2. Structure des réseaux de neurones artificiels :

Comme le montre la Figure III-7, un réseau neurone artificiel (MLP) est constitué des composants de couches et de poids de connexion. Le comportement du réseau dépend également de la communication entre les membres. Il existe généralement trois types de couches neuronales:

1. **La couche d'entrée :** cette couche reçoit les données brutes introduites dans le réseau.
2. **Les Couches cachées :** La performance de ces couches est déterminée par les entrées et les poids de la connexion entre elles et les couches cachées. Les poids entre les neurones d'entrée et cachées détermine quand un neurone de cette couche doit être activée.
3. **La couche de sortie :** la sortie de l'unité de sortie dépend de l'activité de la couche cachée et des poids de la connexion entre l'unité cachée et la sortie [29].

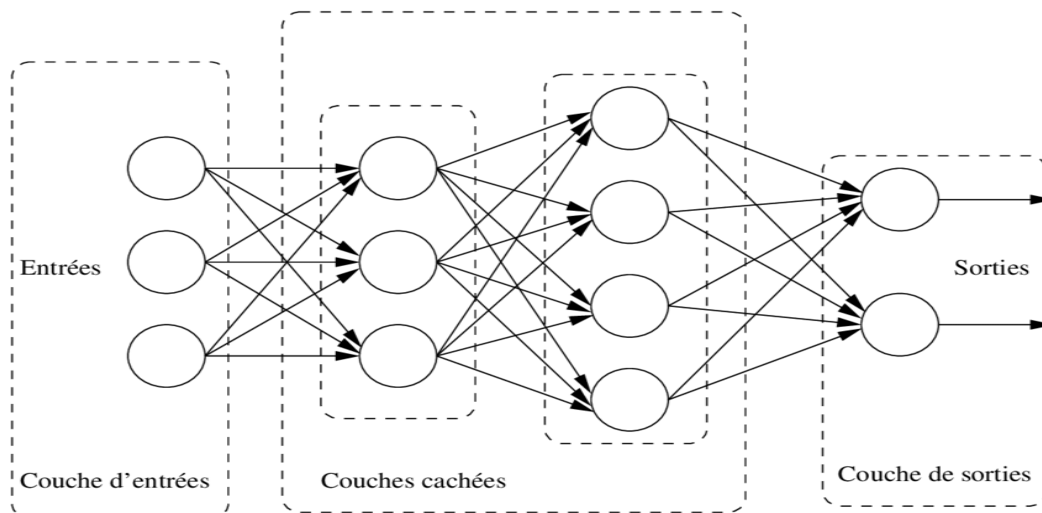


Figure III-7: Schéma simplifié d'un perceptron multicouche

III.5. Comparaison entre Machine Learning et Deep Learning :

- **Fonctionnement :** l'apprentissage profond est un sous-ensemble de l'apprentissage automatique qui prend des données comme entrée et prend des décisions intuitives et intelligentes à l'aide d'un réseau neuronal artificiel empilé par couches. D'un autre côté, l'apprentissage automatique en tant que super-ensemble d'apprentissage profond prend les données comme entrée, analyse ces données, essaie de leur donner un sens (décisions) en fonction de ce qu'il a appris pendant l'entraînement.
- **Dépendance des données :** les algorithmes d'apprentissage automatique fonctionnent souvent bien même si l'ensemble de données est petit, mais l'apprentissage profond est gourmand en données, plus vous avez de données, meilleures sont les performances.
- **Temps d'entraînement et d'inférence :** le temps d'entraînement pour l'apprentissage automatique prend relativement peu de temps pour s'entraîner, allant de quelques secondes à quelques heures.

Alors que la formation d'un réseau d'apprentissage profond prend généralement beaucoup de temps car un algorithme d'apprentissage profond implique de nombreuses couches.

- **Résultat** : le résultat d'un apprentissage automatique traditionnel est généralement une valeur numérique, tel qu'un score ou une classification. Alors que le résultat d'un apprentissage profond peut être un score, un élément, du texte, de la parole, etc [26].

III.6. Types de classification des données :

Notre projet porte sur la classification des données de défauts dans les systèmes PV avec les méthodes de machine Learning et de Deep Learning, ou les deux reposent sur deux types de classification sont :

- **La classification binaire** : Par exemple si la personne est malade ou pas, pour cela on utilise une base de données qui contient deux classes : 1 pour « malade », 0 pour « pas malade ».
- **La classification multi classe** : Comme le cas que nous allons étudier où nous avons 5 classes qui correspondent à des types de défauts. La classification multi classe va nous permettre de trouver le type du défaut donc soit : SAIN, D1, D2, C1 ou C2 [26].

III.7. Présentation des outils utilisés :

III.7.1. Visual Studio Code :

Visual Studio Code est un éditeur de code extensible développé par Microsoft pour Windows, Linux et macOS. Les fonctionnalités incluent la prise en charge du débogage, la mise en évidence de la syntaxe, la complétion intelligente du code, les snippets, la re-factorisation du code et Git intégré. [31]

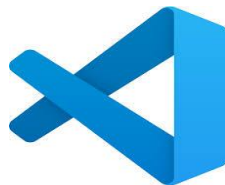


Figure III-8: Logo VsCode

III.7.2. Python :

Python est un langage de programmation interprété. Il est utilisé pour de nombreuses applications différentes. Il est utilisé dans certains lycées et collèges comme langage de programmation d'introduction car Python est facile à apprendre, mais il est également utilisé par des développeurs de logiciels professionnels dans des endroits tels que Google, la NASA et Lucas film Ltd. Ainsi python est le langage le plus utilisé dans le domaine du Machine Learning et de la science des données [26].



Figure III-9: Logo Python.

III.7.3. TensorFlow :

TensorFlow est une bibliothèque open source de logiciels pour le flux de données et la programmation différentielle pour diverses tâches. De même, TensorFlow est utilisé dans l'apprentissage automatique par les réseaux de neurones. Développé par Google en 2011 sous le nom de DistBelief, TensorFlow a été officiellement lancé en 2017 gratuitement. La bibliothèque est capable de fonctionner sur plusieurs processeurs et disponible sur plusieurs plateformes, y compris mobiles. Le nom vient de tableaux multidimensionnels appelés tenseurs (Tensor), couramment utilisés dans les réseaux de neurones. Aujourd'hui, cette bibliothèque est utilisée par les grandes entreprises [26][32] comme Intel, Twitter, Lenovo...



Figure III-10: Logo TensorFlow.

III.7.4. Keras :

Keras est une bibliothèque open source d'apprentissage profond pour le Python, capable de s'exécuter sur TensorFlow. Il est écrit par Francis Chollet, membre de l'équipe Google. Keras est utilisé dans un grand nombre de startups, de laboratoires de recherche [33] (dont le CERN, Microsoft Research et la NASA) et de grandes entreprises telles que Net-ix, Yelp, Square, Uber, Google, etc. Il a été développé dans le cadre de l'effort de recherche du projet ONEIROS (Open-ended Neuro Electronic Intelligent Robot Operating System). En 2017, l'équipe TensorFlow de Google a pris la décision de fournir un support pour Keras et de l'intégrer dans la bibliothèque principale de TensorFlow. Il présente un ensemble d'abstractions de plus haut niveau et plus intuitives qui facilitent la configuration des réseaux neuronaux [34].



Figure III-11: Logo Keras.

III.8. Les mesure de performances :

• Matrice de confusion :

Une matrice de confusion, aussi appelée matrice d'erreur est une matrice $N \times N$ utilisée pour évaluer les performances d'un modèle de classification, où N est le nombre de classes cibles. La matrice compare les valeurs cibles réelles avec celles prédites par le modèle d'apprentissage automatique. Cela nous donne une vision globale de la performance de notre modèle de classification et des types d'erreurs qu'il commet. Elle comporte 4 valeurs essentielles [26] :

- Vrais positifs (True Positif : TP)
- Vrais négatifs (True Négatif : TN)
- Faux positif (False positif : FP)
- Faux négatif (False Négatif : FN)

Confusion matrix		Reality	
		Negative : 0	Positive : 1
Prediction	Negative : 0	True Negative : TN	False Negative : FN
	Positive : 1	False Positive : FP	True Positive : TP

Figure III-12: Matrice de confusion.

III.9. Conclusion :

Nous avons présenté au cours de ce chapitre l'apprentissage automatique avec ses différents types, supervisé et non- supervisé et ses différents algorithmes ainsi que la régression logistique, ensuite nous avons présenté l'apprentissage profond, ses applications, les réseaux de neurones où on a parlé sur le neurone artificiel et les structures des réseaux de neurones (MLP), les types des classifications des données et le mesure de performance.

Chapitre IV : Simulation et résultats

IV.1. Introduction : [1]

La simulation est un outil puissant pour évaluer les performances théoriques d'un système. En fait, ce dernier peut être testé dans des conditions facilement contrôlées et ses performances peuvent être facilement contrôlées. Dans ce chapitre, nous allons utiliser la régression logistique et les réseaux de neurones profonds pour étudier quelques scénarios de simulation de pannes qui se produisent au niveau du système photovoltaïque, On commence par l'obtention des caractéristiques I-V et P-V, puis l'effet des conditions d'irradiation et de température sur ces mêmes caractéristiques, ainsi que les défauts d'ombrage et de diode de by pass. Notre objectif est d'étudier ces différents défauts en utilisant des réseaux de neurones profonds dans des conditions de fonctionnement standard de fonctionnement et celles obtenues en présence d'un des défauts recensés permettra au moins de connaître la nature de ce défaut.

IV.2. Description du système PV utilisé:

Notre système PV il constitué de 3 panneaux en série suivi d'un hacheur commandé par MPPT et dont la sortie était charge résistive.

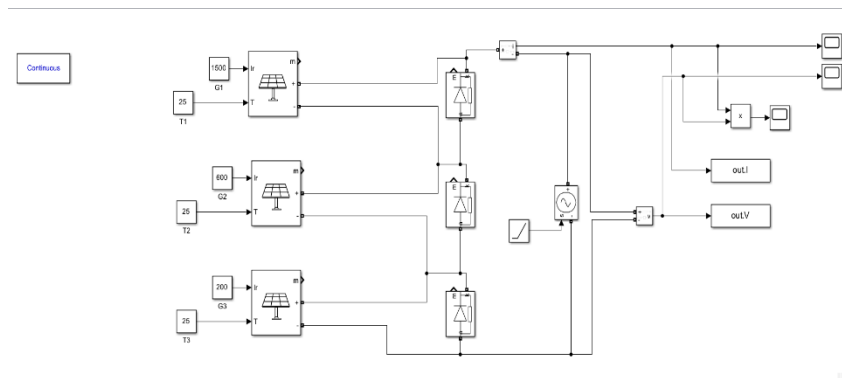


Figure IV-1: Système PV utilisé.

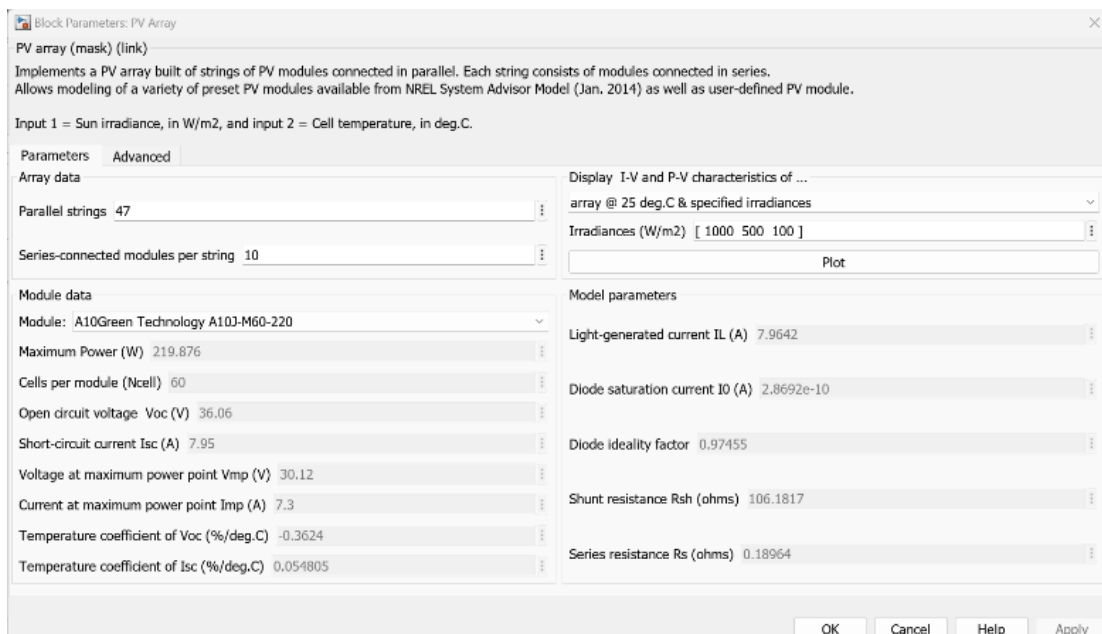


Figure IV-2: Fiche signalétique du module PV.

Les paramètres	Courant de court-circuit I_{cc} (A)	Tension de circuit ouvert V_{co} (V)	Courant de maximum puissance I_{mpp} (A)	Tension de maximum puissance V_{mpp} (V)	Puissance de maximum puissance P_{mpp} (W)
Valeur	7.95	36.06	7.3	30.12	219.876

Tableau IV-1 : Les paramètres électriques du module PV **A10Green Technology A10J-M60-220** dans des conditions d'essai standard.

IV.3. Simulation:

IV.3.1. Le modèle par Simulink du système photovoltaïque :

Les conditions idéales traditionnelles sont rarement remplies dans la pratique, et les changements de ces conditions sont aléatoires et imprévisibles. Les changements d'irradiation et de température affectent directement les caractéristiques courant en fonction de tension et puissance en fonction de tension. C'est pourquoi la commande MPPT est forcée d'être intégrée.

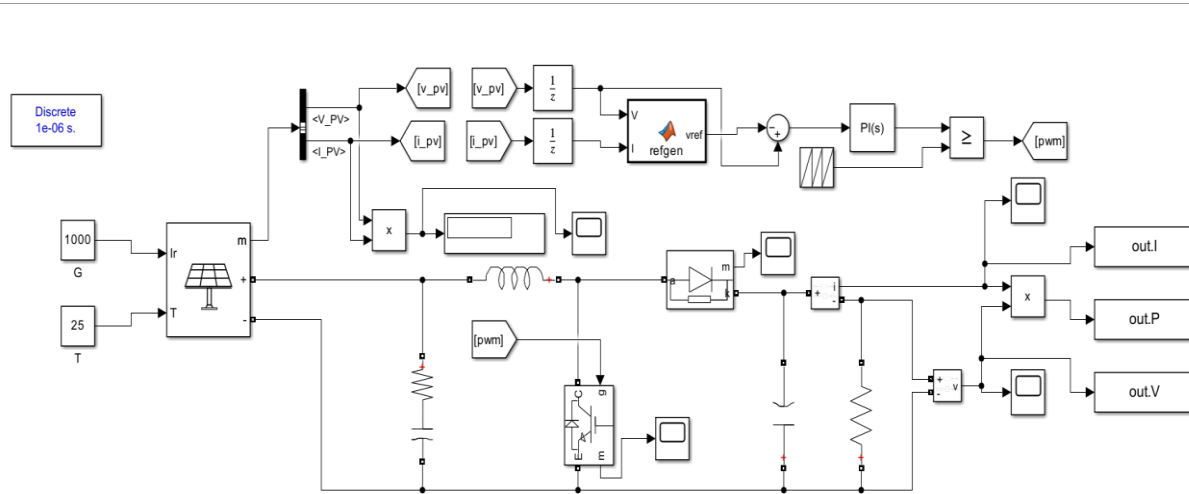


Figure IV-3: Modèle Simulink avec MPPT du système PV.

IV.3.2. Caractéristiques électriques des modules photovoltaïques :

Il existe de nombreuses normes pour mesurer les performances des modules photovoltaïques. La puissance de crête (Wp) est l'une des mesures les plus importantes, elle représente la puissance électrique maximale que le panneau peut fournir dans des conditions de mesure standard, c'est-à-dire lorsqu'il est connecté à la charge optimale.

La caractéristique courant-tension $I=f(V)$ décrit le courant de sortie en fonction de la tension de sortie. C'est aussi un indicateur et un indicateur important pour mesurer les performances des modules photovoltaïques. A partir de cette propriété, on peut tracer les caractéristiques de la tension d'alimentation $P=f(V)$ et $I=f(V)$.

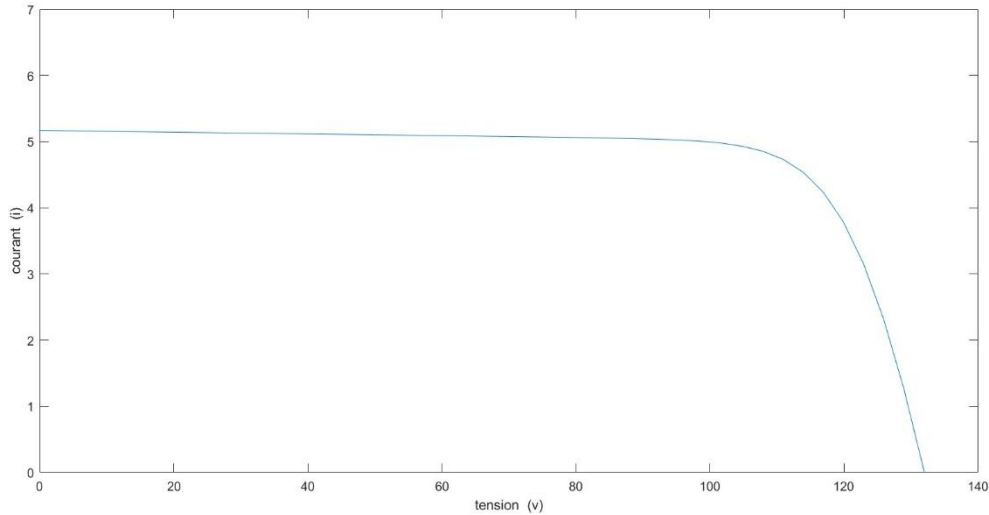


Figure IV-4: Allure du courant en fonction de la tension à ($T=25C^{\circ}$ $G=1000W/m^2$).

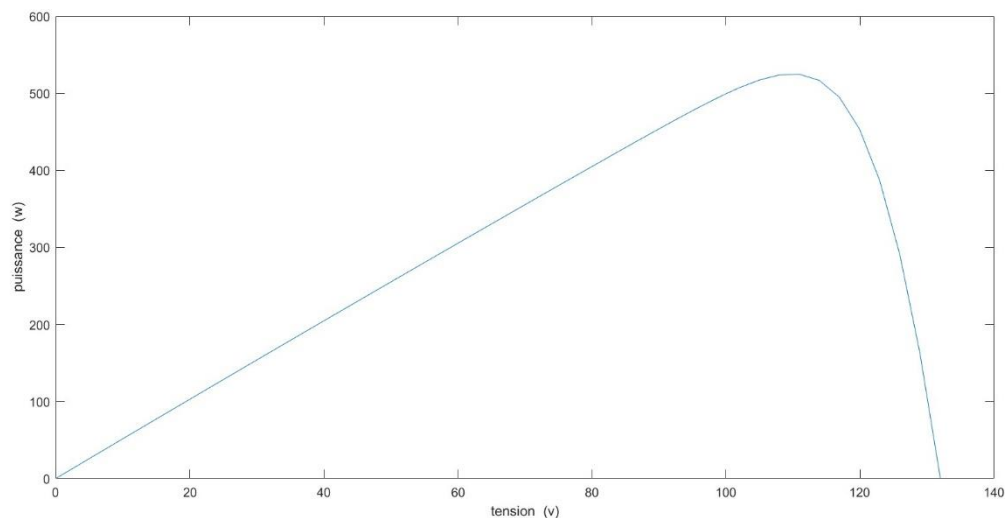


Figure IV-5: Allure de la puissance en fonction de la tension à ($T=25C^{\circ}$ $G=1000W/m^2$).

IV.3.3. Etude des trois paramètres de MPPT (I_{mpp} , V_{mpp} et P_{mpp}) par Simulink en fonction de temps :

Les résultats de simulation du système photovoltaïque de ces paramètres sont illustrés sur les figures suivantes :

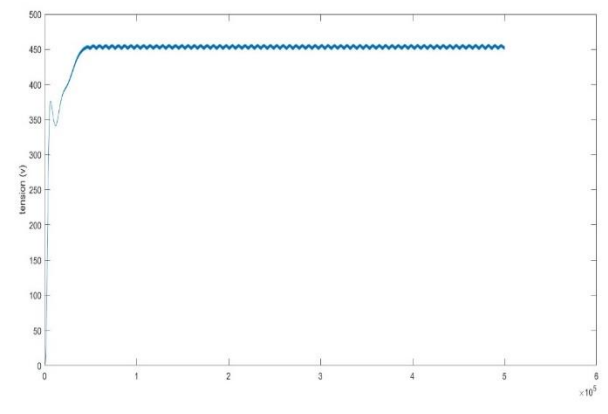
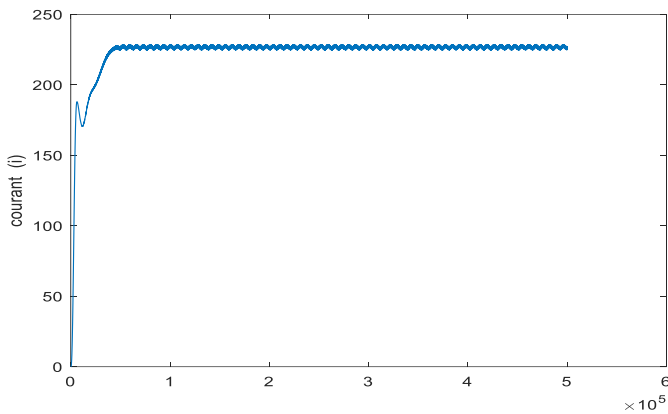


Figure IV-6: Evolution d'Impp en fonction d'échantillons **Figure IV-7:** Evolution de Vmpp en fonction d'échantillons

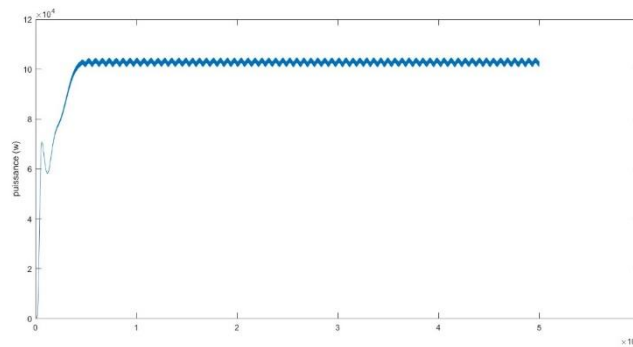


Figure IV-8: Evolution de Pmpp en fonction d'échantillons

Interprétation :

De la figure (IV-6), nous remarquons que le courant met un temps d'oscillation de $(0.5 \cdot 10^5)$ échantillons pour se stabiliser à la valeur maximale du courant (2,25A).

De la figure (IV-7), nous remarquons que la tension met un temps d'oscillation de $(0.5 \cdot 10^5)$ échantillons pour se stabiliser à la valeur maximale de la tension (45V).

De la figure (IV-8), nous remarquons que la puissance met un temps d'oscillation de $(0.5 \cdot 10^5)$ échantillons pour se stabiliser à la valeur maximale de la tension (100W).

IV.3.4. Influence de l'éclairement et la température sur les caractéristiques électriques de PV :

a) Influence de l'éclairement :

Les résultats de la simulation du système photoélectrique dans les conditions de changement d'irradiation ($T=25^\circ$) sont représentés par les caractéristique $i=f(v)$ et $P=f(v)$. Nombres suivants. Ces chiffres représentent le courant et la puissance du générateur PV en fonction de tension.

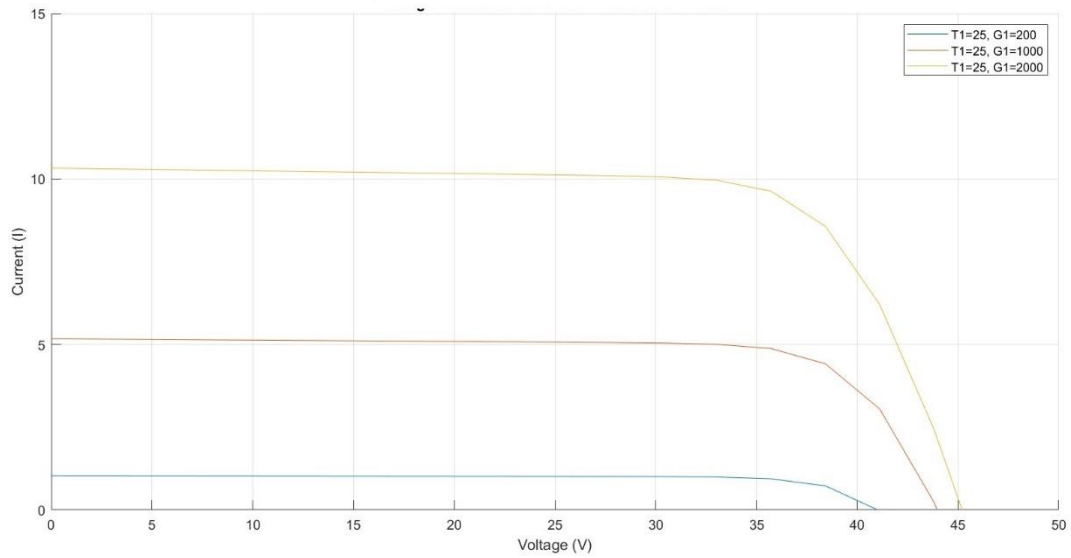


Figure IV-9: Caractéristique I(V) pour différentes niveaux de l'éclairement (T=25°C).

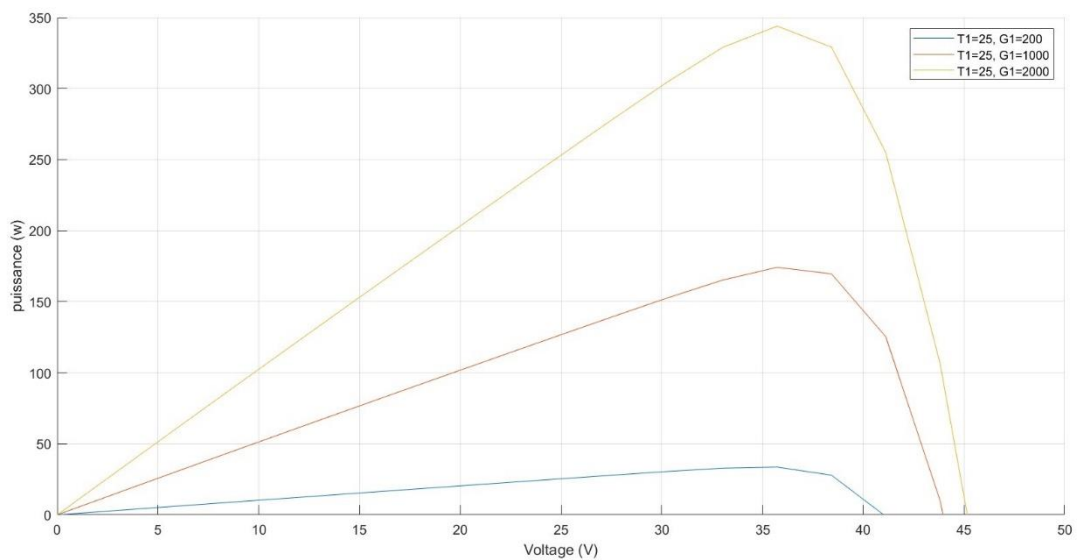


Figure IV-10: Caractéristique P(V) pour différentes niveaux de l'éclairement (T=25°C).

Interprétation :

A noter que la valeur du courant de court-circuit I_{cc} est proportionnelle à l'intensité du rayonnement, alors que la tension en circuit ouvert V_{co} ne change pratiquement pas même en cas de faible éclairement.

b) Influence de la température :

Les résultats de la simulation du système photoélectrique dans les conditions de changement de température ($G=1000 \text{ w/m}^2$) sont représentés par les caractéristique $i=f(v)$ et $P=f(v)$. Nombres suivants. Ces chiffres représentent le courant et la puissance du générateur PV en fonction de tension.

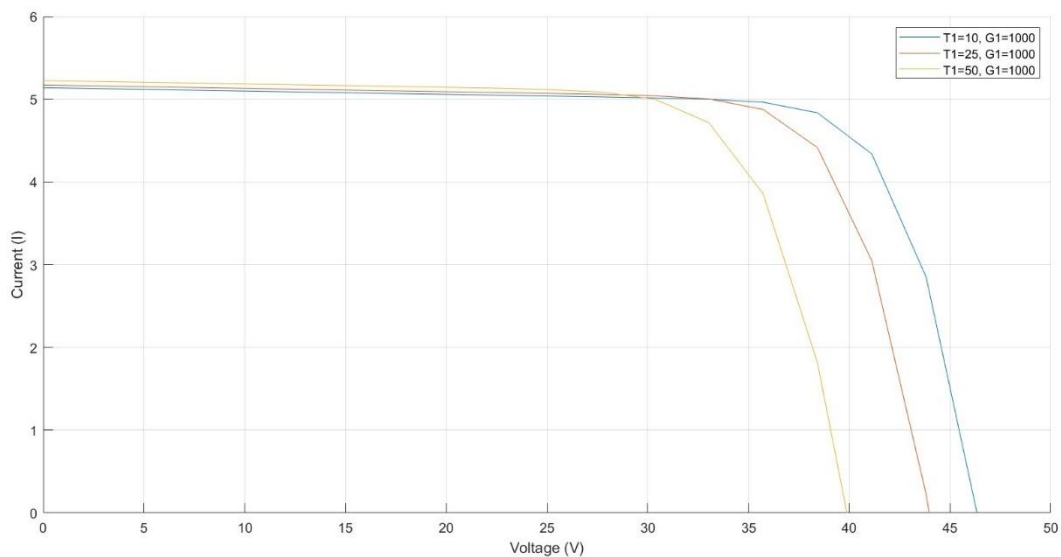


Figure IV-11: Caractéristique I(V) pour différentes températures (G=1000W/m2).

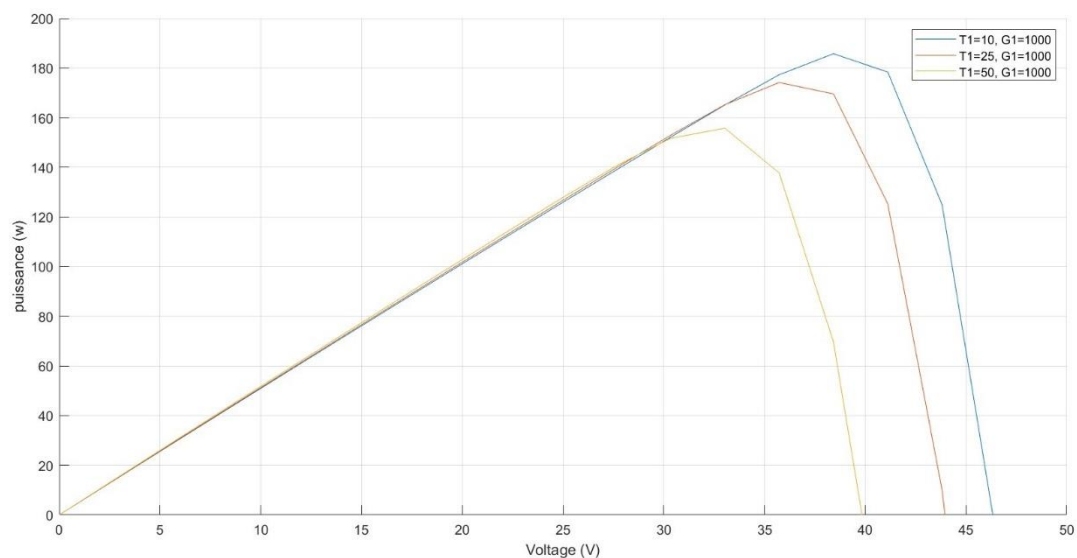


Figure IV-12: Caractéristique P(V) pour différentes températures (G=1000W/m2).

Interprétation :

-D’après les Figure IV-11 et Figure IV-12, On remarque que l’augmentation de la température entraîne une diminution de la tension de circuit ouvert, ainsi qu’une diminution de la puissance maximale.

-Ces figures montrent clairement la dépendance du courant de sortie I et de la tension V de sortie de la température et de l’éclairement et traduisent une dépendance de la puissance de ces deux paramètres.

-La puissance de sortie est considérablement réduite pour une irradiation décroissante.

-La puissance de sortie est réduite par une augmentation de la température de panneau.

IV.3.5. Etude des défauts :

IV.3.5.1. Défaut de l'ombrage :

On distingue deux types d'ombrage : l'ombrage total et l'ombrage partiel. L'ombrage total empêche tout le rayonnement d'atteindre les cellules photovoltaïques, par contre l'ombrage partiel empêche seulement le rayonnement d'atteindre une partie de la cellule photovoltaïque (une cheminée, un arbre, poussière, Neige,).

a) Schéma global du système utilisé :

Notre système est constitué de 3 panneaux en série (Figure IV-1).

b) Les résultats :

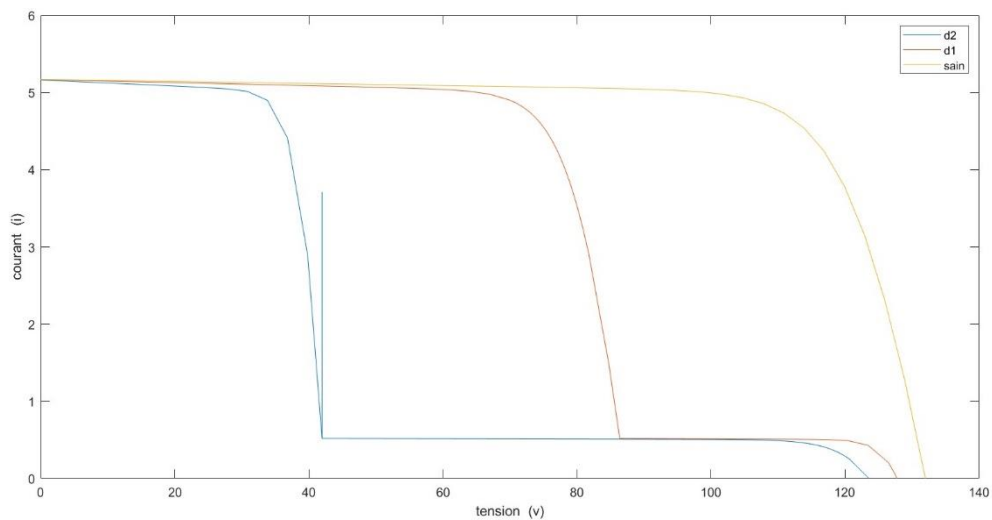


Figure IV-13: Caractéristiques (I-V) d'un générateur photovoltaïque sous l'effet d'ombrage.

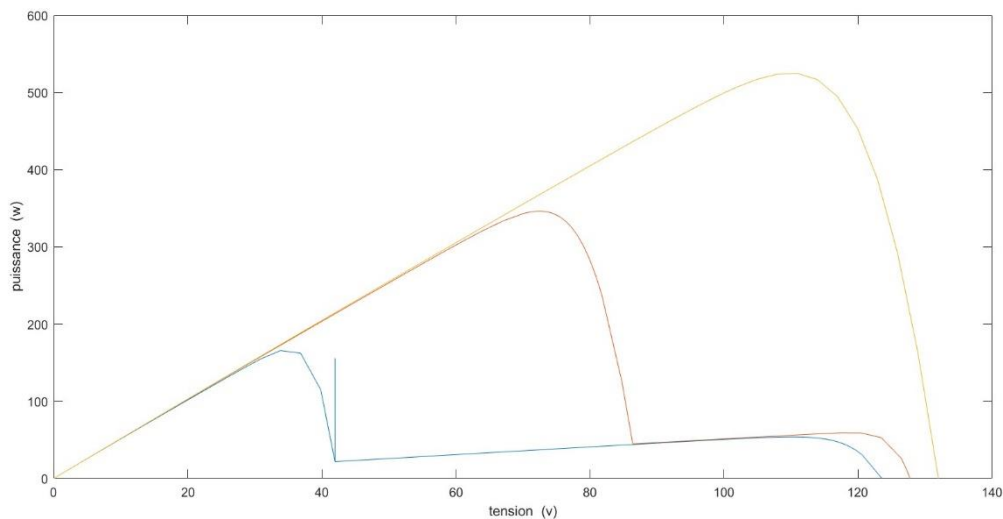


Figure IV-14: Caractéristiques (P-V) d'un générateur photovoltaïque sous l'effet d'ombrage.

En jaune ; Le système est sain (les 3 modules sans ombrage $I_{rr1} = I_{rr2} = I_{rr3}$).

En rouge ; Le système est ombré partiellement (le 1^{er} et le 2^{ème} non ombrés, le 3^{ème} ombré $I_{rr1} = I_{rr2}$ et $I_{rr2} = I_{rr3}$).

En bleu ; Le système est ombré partiellement (le 1^{er} non ombré, les 2^{ème} et 3^{ème} ombrés $I_{rr1} = I_{rr2}$ et $I_{rr2} = I_{rr3}$).

c) Interprétation :

Le point de puissance P_{mpp} maximum est réduit.

La tension de circuit ouvert V_{co} va légèrement diminuer.

Biais de pente.

Point d'inflexion.

Le courant de court-circuit I_{cc} demeure inchangé.

IV.3.5.2. défaut de diode by pass en court-circuit :

a) Les résultats :

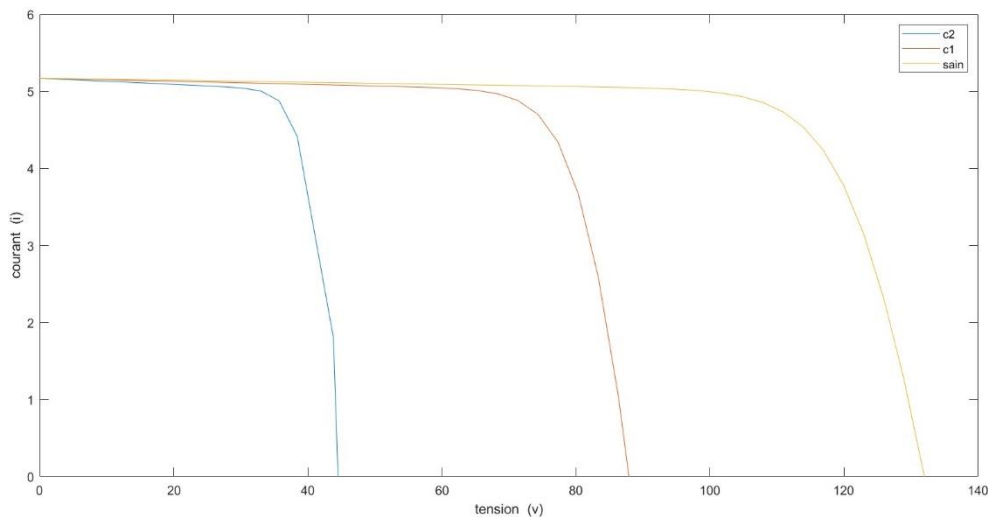


Figure IV-15: Caractéristiques (I-V) d'un générateur photovoltaïque sous l'effet des diodes by-passes

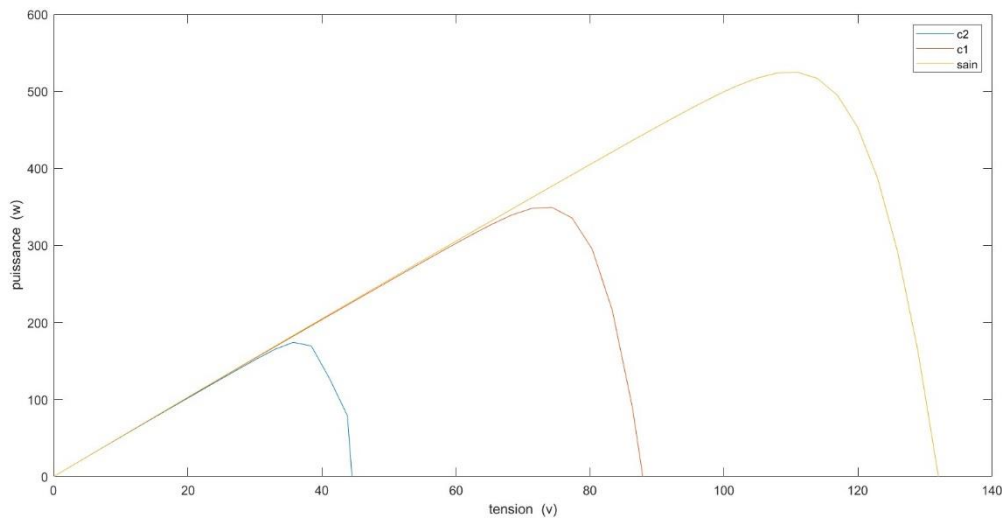


Figure IV-16: Caractéristiques (P-V) d'un générateur photovoltaïque sous l'effet des diodes by-passes.

b) Interprétation :

A partir de les figure IV-15 et figure IV-16 nous remarquons :

Une réduction de point de puissance maximale P_{mpp} .

Le courant de court-circuit I_{cc} ne change pas.

La tension de circuit ouvert V_{co} de GPV est diminuée en fonction du nombre de diodes court-circuitées.

IV.4. Classification des défauts :

IV.4.1 Elaboration de base de données :

Le modèle de système photovoltaïque validé est utilisé pour générer des échantillons sains et défectueux, en introduisant intentionnellement les défauts souhaités, avec des profils réels de température et d'éclairement quotidiens. Les échantillons enregistrés, correspondant à chaque condition de fonctionnement, comprennent 2 attributs électrique: courant à travers le module "I" et tension aux bornes du module "V" chaque attribut contient 140 données pour chaque cas d'exploitation, ce qui signifie un total de 6300 données pour les cinq cas (chaque cas a 9 lignes où la température et l'irradiation changent).

La base de données utilisée est un fichier Excel qui contient 6300 données (45 lignes et 140 colonnes). La source des données est une fonction appelée 'simset' avec une boucle qui change et simule les défauts avec chaque température et irradiation dans le système PV (modèle Simulink). La Figure IV-1 illustre ce processus.

IV.4.2. Phase d'apprentissage :

Le réseau de détection et de diagnostic est formé en utilisant l'apprentissage d'un ensemble de données obtenu et ne pas être traité dans la phase d'apprentissage. Il convient de noter ici que: D'une part, les données d'entrée (un fichier excel), sont de type continu et directement injecté dans le classificateur. Et d'un autre côté, les sorties (état sain, défaut # 1, défaut # 2, défaut # 3 et défaut # 4) sont variables nominales qui ne sont pas supportées par ce type de réseaux. Pour Cette raison, des codes particuliers, choisis arbitrairement, ont été assignés à les sorties MLP comme mentionné ci-dessous:

	Les cas	Série des calcules
1	Système sain	SAIN
2	Un module ombré	D1
3	Deux modules ombrés	D2
4	Un panneau court-circuité	C1
5	Deux panneaux court-circuits	C2

Tableau IV-2: Tableau des cas sains et défectueux

IV.5. Le code du classificateur :

Après avoir préparé notre architecture de travail, on a choisi de tester un algorithme de Machine Learning qui est la Régression Logistique et un algorithme de Deep Learning qui est le perceptron multicouche (MLP).

IV.5.1. Algorithme de machine Learning (la Régression Logistique) :

a) Le test :

— Résultats Obtenus :

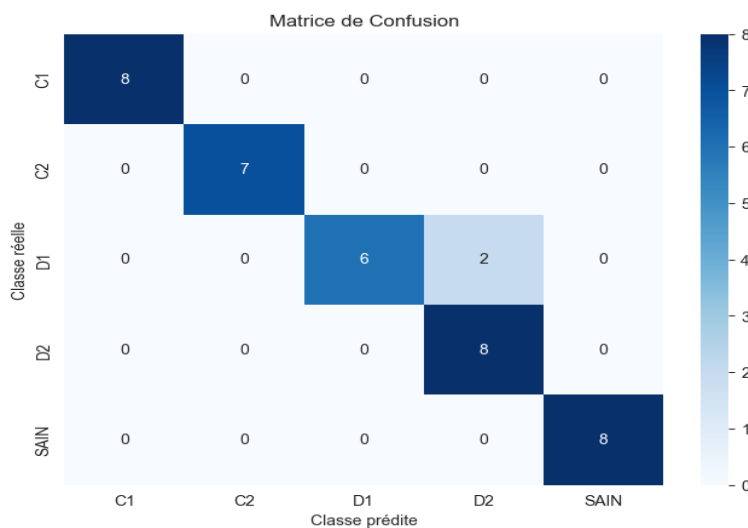


Figure IV-17: Résultat Obtenu 1 de la matrice de confusion

```

Exactitude globale: 0.9487179487179487

Métriques par classe:
Classe    Exactitude  Précision  Rappel    F1-Score
C1        1.000       1.000     1.000     1.000
C2        1.000       1.000     1.000     1.000
D1        0.750       1.000     0.750     0.857
D2        1.000       0.800     1.000     0.889
SAIN      1.000       1.000     1.000     1.000
    
```

Figure IV-18: Résultat obtenu 1 de l’exactitude globale et de chaque classe.

—Les calculs théoriques :

Les classes	Exactitude	Erreur
Classe 1 SAIN	1.0	0
Classe 2 D1	0.75	0.25
Classe 3 D2	1.0	0
Classe 4 C1	1.0	0
Classe 5 C2	1.0	0
Globale	0.948	0.052

Tableau IV-3: Tableau globale du Résultats Obtenus 1.

L’exactitude du système est donnée par l’équation ci-dessous :

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \tag{IV.1}$$

$$\text{Accuracy} = \frac{8+7+6+8+8}{8+7+6+8+8+2} = 0.948$$

Le pourcentage d’exactitude globale est 94.8 %.

L’exactitude du classe 2 est donnée par l’équation ci-dessous :

$$\text{Accuracy (classe 2)} = \frac{TP}{TP+TN} \tag{IV.2}$$

$$\text{Accuracy (classe 2)} = \frac{6}{6+2} = 0.75$$

Le pourcentage d'exactitude classe 2 est 75.0 %.

Calcul de l'erreur : Erreur = 1 – Accuracy (IV.3)

Erreur globale = 1 – 0.948 = 0.052

Erreur classe 2 = 1 – 0.75 = 0.25

L'erreur classe 2 est 25 %.

Interprétation du test 1 (la Régression Logistique) :

On remarque que l'exactitude n'est pas parfaite et il y a toujours une erreur dans chaque classe quand on augmente la taille de test plus de 85% par rapport à la taille de l'entraînement.

b) La Prédiction:

— Résultats Obtenus :

```
Ligne 1: Classe prédite = SAIN
Ligne 2: Classe prédite = SAIN
Ligne 3: Classe prédite = SAIN
Ligne 4: Classe prédite = SAIN
Ligne 5: Classe prédite = D1
Ligne 6: Classe prédite = D1
Ligne 7: Classe prédite = D1
Ligne 8: Classe prédite = D1
Ligne 9: Classe prédite = D2
Ligne 10: Classe prédite = D2
Ligne 11: Classe prédite = D2
Ligne 12: Classe prédite = D2
Ligne 13: Classe prédite = C1
Ligne 14: Classe prédite = C1
Ligne 15: Classe prédite = C1
Ligne 16: Classe prédite = C1
Ligne 17: Classe prédite = C1
Ligne 18: Classe prédite = C1
Ligne 19: Classe prédite = C1
Ligne 20: Classe prédite = C2
```

Figure IV-19: Résultat obtenu 1 de la Prédiction.

-Les calculs théoriques :

Série des calculs	Classe réelle	Classe prédite
Ligne 1	SAIN	SAIN
Ligne 2	SAIN	SAIN
Ligne 3	SAIN	SAIN
Ligne 4	SAIN	SAIN
Ligne 5	D1	D1
Ligne 6	D1	D1
Ligne 7	D1	D1
Ligne 8	D1	D1
Ligne 9	D2	D2
Ligne 10	D2	D2
Ligne 11	D2	D2
Ligne 12	D2	D2
Ligne 13	C1	C1
Ligne 14	C1	C1
Ligne 15	C1	C1
Ligne 16	C1	C1
Ligne 17	C2	C1 (Erreur)
Ligne 18	C2	C1 (Erreur)
Ligne 19	C2	C1 (Erreur)
Ligne 20	C2	C2
Exactitude globale (%)	100 %	85 %
Erreur globale (%)	0 %	15 %

Tableau IV-4: Tableau des résultats de la prédiction

L'exactitude de la prédiction est donnée par l'équation ci-dessous :

$$\text{L'exactitude de la prédiction} = \frac{\text{Nombre de classes prédites juste}}{\text{Nombre de classes prédite totale}} \quad (\text{IV.4})$$

$$\text{L'exactitude de la prédiction} = \frac{17}{20} = 0.85$$

Le pourcentage d'exactitude de la prédiction est 85.0 %.

$$\text{Erreur} = 1 - \text{Accuracy}$$

$$\text{Erreur} = 1 - 0.85 = 0.15$$

L'erreur de la prédiction est 15 %.

IV.5.2. Algorithme de Deep Learning (MLP) :

IV.5.2.1 Etude de la performance du classifieur MLP :

a) Le test :

Influence du nombre de fois d'entraînement du modèle (epochs = 10) :

— Résultats Obtenus :

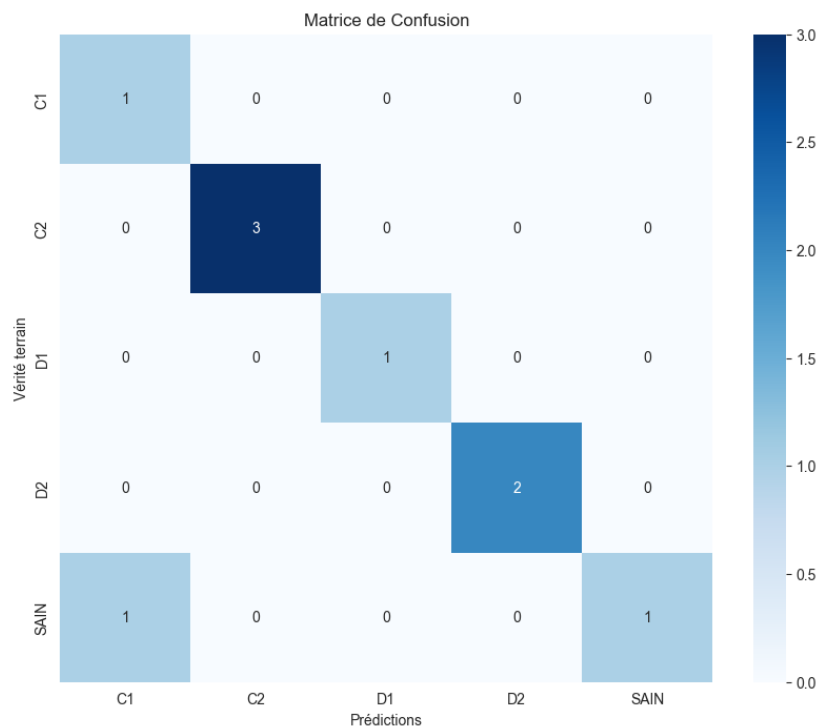


Figure IV-20: Résultat Obtenu 2 de la matrice de confusion.

```

Accuracy: 0.8888888955116272
1/1 ----- 0s 104ms/step
      precision    recall  f1-score   support

   C1         0.50         1.00         0.67         1
   C2         1.00         1.00         1.00         3
   D1         1.00         1.00         1.00         1
   D2         1.00         1.00         1.00         2
   SAIN        1.00         0.50         0.67         2

 accuracy          0.89         9
 macro avg         0.90         0.90         0.87         9
 weighted avg      0.94         0.89         0.89         9
    
```

Figure IV-21: Résultat Obtenu 2 de l'exactitude globale et de chaque classe.

Influence du nombre de fois d'entrainement du modèle (epochs = 50) :

— Résultats Obtenus :

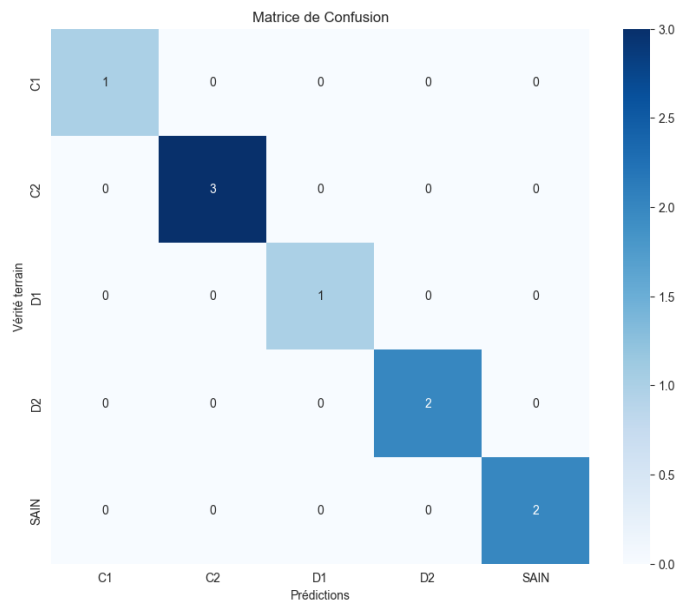


Figure IV-22: Résultat Obtenu 3 de la matrice de confusion.

```

Accuracy: 1.0
1/1 ----- 0s 101ms/step
      precision    recall  f1-score   support

   C1         1.00         1.00         1.00         1
   C2         1.00         1.00         1.00         3
   D1         1.00         1.00         1.00         1
   D2         1.00         1.00         1.00         2
   SAIN        1.00         1.00         1.00         2

 accuracy          1.00         9
 macro avg         1.00         1.00         1.00         9
 weighted avg      1.00         1.00         1.00         9
    
```

Figure IV-23: Résultat Obtenu 3 de l'exactitude globale et de chaque classe.

Synthèse :

Epochs=50	Sain	Défaut 1	Défaut 2	Défaut 3	Défaut 4	Globale
L'exactitude	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
Epochs=10	Sain	Défaut 1	Défaut 2	Défaut 3	Défaut 4	Globale
L'exactitude	0.5	1.0	1.0	1.0	1.0	0.888

Tableau IV-5: Synthèse du test MLP

Interprétation du test 2 (MLP) :

On remarque que l'exactitude est parfaite (=1) quand le nombre de fois est de 50 de l'entraînement du modèle, alors que l'exactitude n'est pas parfaite qui est égale à 0.888 quand le nombre de fois est de 10.

b) La Prédiction :

— Résultats Obtenus :

```
Ligne 1: Classe prédite = SAIN
Ligne 2: Classe prédite = SAIN
Ligne 3: Classe prédite = SAIN
Ligne 4: Classe prédite = SAIN
Ligne 5: Classe prédite = D1
Ligne 6: Classe prédite = D1
Ligne 7: Classe prédite = D1
Ligne 8: Classe prédite = D1
Ligne 9: Classe prédite = D2
Ligne 10: Classe prédite = D2
Ligne 11: Classe prédite = D2
Ligne 12: Classe prédite = D2
Ligne 13: Classe prédite = C1
Ligne 14: Classe prédite = C1
Ligne 15: Classe prédite = C1
Ligne 16: Classe prédite = C1
Ligne 17: Classe prédite = D2
Ligne 18: Classe prédite = D2
Ligne 19: Classe prédite = D2
Ligne 20: Classe prédite = C2
```

Figure IV-24: Résultat obtenu 2 de la Prédiction.

Interprétation de la prédiction:

On remarque dans la prédiction qu'on a une erreur dans trois classes prédites par rapport des classes totale, c'est-à-dire une exactitude moins de 100%.

IV.6. Conclusion:

Dans ce chapitre, a fait l'objet d'une étude en simulation concernant la mise en œuvre des techniques d'apprentissage la régression logistique et MLP appliquées dans le domaine de la détection des défauts. Cette étude a permis la validation et l'évaluation des performances de chacune de ces méthodes présentées. Une étude comparative dans le but d'un choix décisif de la méthode la mieux adaptée à l'application a été effectuée.

Conclusion générale et Perspectives:

L'énergie solaire photovoltaïque est récemment répandue à travers le monde, elle est en forte croissance depuis quelques années est reconnu comme étant une technologie moins chère. Pendant le fonctionnement du système de production d'énergie photovoltaïque (PV), le réseau PV peut présenter des dysfonctionnements, influençant la stabilisation du système.

Dans ce mémoire, nous nous intéressons plus particulièrement à la détection et à l'identification des défauts du côté ombrage partiel et de court-circuit du système photovoltaïque, c'est-à-dire du côté générateur photovoltaïque.

Le travail de ce mémoire porte principalement sur algorithmes de l'apprentissage automatique la régression logistique et l'apprentissage profond multicouche MLP appliqués à la détection des défauts de panneaux solaires. Cela a fait l'objet d'une étude en simulation concernant la mise en œuvre d'un modèle d'apprentissage statistique appliqué dans le domaine de la détection et de la localisation des défauts avec ces algorithmes. Pour ce faire, nous avons pris une base de données à partir de simulation utilisant le logiciel Matlab/Simulink.

Perspectives :

- On peut utiliser autres classificateur comme SVM ou autre algorithmes de deep learning comme K-fold et faire une étude comparative.

Références Bibliographiques

[1] 1_memoire fin_solar

[2] Z. Bendjenoullouli, "Contribution à la modélisation d'une cellule solaire", Université de Bechar, 2009.

[3] <https://www.lyceedadultes.fr/sitepedagogique/pages/PCTermSpe.html>ECOinfos, Documents Florian Poisson 2020..

[4] <https://www.les-energies-renouvelables.eu/conseils/photovoltaique/comment-fonctionne-le-panneau-solaire-photovoltaique/fonctionnement-cellule-photovoltaique/>

[5] 6_memwar 1

[6] A. Zerga, "Optimisation du rendement d'une cellule solaire à base de silicium monocristallin de type n+p", Mémoire de Magistère Tlemcen-1998.

[7] Y.Mebrak, "Contribution à l'étude et à la modélisation des éléments d'un système photovoltaïque", mémoire Magister, Département de Physique, Université AbouBakrBelkaid, TlemcerL ,2011.

[8] 3-Belaout Abdesslam

[9] Y. Veschetti, "modélisation, caractérisation et réalisation de nouvelles structures photovoltaïques sur substrat de silicium mince", thèse de doctorat, université Luis Pasteur, Strasbourg 1, 2005.

[10] A. Cid Pastor, "conception et réalisation de modules photovoltaïques électrique", thèse de doctorat, institut national des sciences appliquées, Toulouse, 2006.

[11] S. Delencolos, "le solaire photovoltaïque", doc PDF, 2012.

[12] S. Abdeslem, "Filtrage actif et contrôle de puissances: application aux systèmes photovoltaïques interconnectés au réseau", mémoire de magistère, université Ferhat Abbas, Sétif, 2012.

[13] Mr. Belaout Abdesslam, Etude et diagnostic des défauts fréquents aux systèmes photovoltaïques (PV) par emploi de la caractéristique courant-tension, Thèse de magister Option : Instrumentation, UNIVERSITE – SETIF-1- U-S-1 (ALGERIE), 28/10/2014.

[14] <https://narsolar.com/>

[15] 2_23030_BUN_2011_diffusion

[16] T. Esham and P. L. Chapman, "Comparison of Photovoltaic Array Maximum Power Point Tracking Techniques," IEEE TRANSACTIONS ON ENERGY CONVERSION, vol. 22, pp. 439-449, 2007.

[17] 5_lahlou samir

[18] Long Bun "Détection et localisation de défauts dans un système photovoltaïque" Thèse de doctorat dans l'énergie électrique. Université de Grenoble, 2011.

[19] HASSAINE Linda " Onduleurs photovoltaïques connectés au réseau électrique". Maître de recherche B, Division Energie solaire photovoltaïque

[20] Daniel CLENET “Démarreurs et variateurs de vitesse électroniques”, Schneider electric, CT 208 éditions novembre 2003.

[21] 7_pfe_memoire defauts de gpv

[22] A. K. Pandey, V. V. Tyagi, J. A. Selvaraj, N. A. Rahim, and S. K. Tyagi, “Recent advances in solar photovoltaic systems for emerging trends and advanced applications,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 53, pp. 859–884, 2016.

[23] S.messaoudiet A.gouga, "étude comparative de quelques techniques de poursuite du point de puissance maximale d'un générateur photovoltaïque", mémoire d'ingénieur d'état,département d'électrotechnique, Université Mohamed khider Biskra ,2007.

[24] R.KHENFER, "Détection et isolation de défauts combinant des méthodes à base de données appliquées aux systèmes électro-énergétiques", doctorat en sciences, université farehatabbas- setif 1,algerie 2015.

[25] D. L. Staebler and C. R. Wronski, “Reversible conductivity changes in dischargeproduced amorphous Si,” *Appl. Phys. Lett.*, vol. 31, no. 4, pp. 292–294, 1977.

[26] 10_Dekkiche L. _deep_learning

[27] David G.Kleinbaum, MitchelKlein.« Introduction to Logistic Regression », 2010

[28] Top 15 Deep Learning applications that will rule the world in 2018 and beyond, Vartul Mittal, 3 Oct 2017.

[29] Memoire MAKHLOUF_Lazhar_F.pdf__ (1)

[30] Guo, L., Li, M., Xu, S., & Yang, F. (2020, August). Application of Stochastic Gradient Descent Technique for Method of Moments. In 2020 IEEE International Conference on Computational Electromagnetics (ICCEM) (pp. 97-98). IEEE.

[31] <https://www.codingspark.io/glossary/vscode>

[32] <https://www.tensor-ow.org/>

[33] <https://www.linkedin.com/in/fchollet>, 12 août 2020

[34] <http://KERAS.io>