

République Algérienne Démocratique & Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur & de la Recherche Scientifique
Université Echahid Hamma Lakhdar – El Oued
Faculté de la Technologie
Département de Génie Electrique



Mémoire

Présenté pour l'obtention de diplôme de Master II

Intitulé

**Amélioration de l'efficacité du MPPT dans les
systèmes PV par l'intégration des ANN**

Réalisé par :

Rezzag Habla Abd Nasser

Gasmi Haidar

Mennad abdelmalek

Supervisé par:

Dr. LABBI YACINE

Dr. KACEM ABDELMALEK

Dr. BARKA NOURDINE

Année Universitaire : 2023-2024

إهداء

الحمد لله الذي بنعمته تتم الصالحات الحمد لله الذي وفقنا لهذا ولم نكن لنصل إليه لولا فضل الله علينا أما بعد

أهدي هذا العمل المتواضع إلى أمي وأبي العزيزين حفظهما الله لي
اللذان سهرنا وتعبا على تعليمي في إتمام هذا العمل من قريب أو من بعيد
وإلى أفراد أسرتي، سندي في الدنيا ولا أحصي لهم فضلا
إلى كل الأصدقاء والأحباب من دون استثناء
إلى أساتذتي الكرام وكل رفقاء الدراسة
وفي الأخير أرجوا من الله تعالى أن يجعل عملي هذا نفعاً يستفيد منه جميع الطلبة
المتربصين المقبلين على التخرج
أود أن أشكر خالص الشكر للمشرف على مذكرتنا
الدكتور اللبي ياسين

تتناول مذكرة الماستر هذه دمج الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) في أنظمة الخلايا الضوئية لتحسين كفاءة تتبع أقصى نقطة للقدرة (MPPT) تعتبر أنظمة الخلايا الضوئية مصدرًا هامًا للطاقة النظيفة، وتعتمد بشكل كبير على تقنية (MPPT) الفعالة للحصول على أفضل أداء ممكن. الشبكات العصبية الاصطناعية، مستوحاة من الدماغ البشري، تظهر قدرات تكيفية رائعة، مما يجعلها مرشحًا مثاليًا لتحسين كفاءة أنظمة الخلايا الضوئية. أهداف البحث تشمل استكشاف تأثير الشبكات العصبية الاصطناعية مع أنظمة الخلايا الضوئية، وتحليل العوامل البيئية التي تؤثر على تقنية (MPPT)، وتطوير حلاً عمليًا قائمًا على الشبكات العصبية الاصطناعية لتحسين تقنية (MPPT)، وتقييم التأثيرات في العالم الحقيقي. يسلط البحث الضوء على إمكانية استغلال الشبكات العصبية الاصطناعية في رفع كفاءة استخدام الطاقة الشمسية ويساهم في تطوير الطاقة المتجددة.

الكلمات المفتاحية : الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN)، الأنظمة الكهروضوئية (PV)، تتبع نقطة القدرة القصوى (MPPT)، التحسين الذكاء الاصطناعي.

Résumé :

Ce mémoire de maîtrise porte sur l'intégration de réseaux de neurones artificiels (ANN) dans les systèmes photovoltaïques pour augmenter l'efficacité du suivi du point de puissance maximale (MPPT). Les systèmes photovoltaïques sont une source essentielle d'énergie propre et s'appuient fortement sur la technologie (MPPT) efficace pour obtenir les meilleures performances possibles. Les réseaux de neurones artificiels, inspirés du cerveau humain, présentent des capacités d'adaptation remarquables, ce qui en fait un candidat idéal pour améliorer l'efficacité des systèmes photovoltaïques. Les objectifs de recherche comprennent l'exploration de la synergie des (ANN) avec les systèmes photovoltaïques, l'analyse des facteurs environnementaux affectant la technologie (MPPT), le développement d'une solution pratique basée sur (ANN) pour améliorer la technologie (MPPT) et l'évaluation des impacts dans le monde réel. La recherche met en évidence la possibilité d'exploiter les réseaux de neurones artificiels pour augmenter l'efficacité de l'utilisation de l'énergie solaire et contribuer au développement des énergies renouvelables.

Mots-clés: réseaux de neurones artificiels (ANN), système photovoltaïque (PV), suivi du point de puissance maximale (MPPT), optimisation intelligence artificielle.

Summary:

This master's thesis focuses on the integration of artificial neural networks (ANN) into photovoltaic systems to increase the efficiency of maximum power point tracking (MPPT). Photovoltaic systems are an essential source of clean energy and rely heavily on efficient (MPPT) technology to achieve the best possible performance. Artificial neural networks, inspired by the human brain, exhibit remarkable adaptation capabilities, making them an ideal candidate for improving the efficiency of photovoltaic systems. The research objectives include exploring the synergy of (ANN) with photovoltaic systems, analyzing environmental factors affecting the technology (MPPT), developing a practical solution based on (ANN) to improve the technology (MPPT) and real-world impact assessment. The research highlights the possibility of exploiting artificial neural networks to increase the efficiency of solar energy use and contribute to the development of renewable energies.

Keywords: artificial neural networks (ANN), photovoltaic systems (PV), maximum power point tracking (MPPT), optimization artificial intelligence.

Liste des Figures

Chapitre I : le système photovoltaïque

Figure I.1 le cellule en silicium monocristallin.....	7
Figure I.2 les cellules en silicium polycristalline.....	7
Figure I.3 le cellule photovoltaïque [5].....	8
Figure I.4 modèle idéal d'un cellule photovoltaïque	9
Figure I.5 schéma du circuit électrique d' une cellule PV Réel [3].....	10
Figure I.6 modèle Matlab de circuit	10
Figure I.7 schématisation d'un GPV élémentaire avec diodes by-pass et diode anti-retour ...	11
Figure I.8 évolution de la caractéristique (I-v) 'a' et (p-v) 'b' en fonction de l'irradiation.....	12
Figure I.9 Evolution de la caractéristique (v-I) 'a' et (v-p) 'b' en fonction de la température ..	13

Chapitr II : Stratégies de poursuite du point de puissance maximale (MPPT) dans les systèmes photovoltaïques

FigureII.1 : Connexion directe GPV-Charge par le biais d'une diode anti-retour	16
Figure II.2: Points de fonctionnement d'un GPV en connexion directe pour différentes charges DC	17
Figure II.3 : Convertisseur statique DC-DC comme adaptateur entre un générateur PV et une charge.....	18
FigureII.4 :Circuit électrique de base du hacheur survolteur.....	19
FigureII.5:Caractéristique de la tension et du courant du hacheur survolteur.....	19
FigureII.6 :Circuitélectrique de base du hacheur dévolteur.....	20
FigureII.7: Caractéristique de la tension et des courants dans le transistor et l'inductance d'un convertisseur Buck.....	20
FigureII.8. Variation de la tension de charge avec le courant de charge pour un convertisseur Buck.....	21
FigureII.9 : Principe de la com mande MPPT.....	21
Figure II.10: Chaîne élémentaire de conversion photovoltaïque	22
Figure II.11 : L'organigramme de base de l'algorithme P&O	24
Figure II.12 : Organigramme de l'algorithme de l'incrémentale de la conductance INC	25
Figure II.13 : affiche le schéma du convertisseur Boost contrôlé par MPPT	26
Figure II.15 : résulta de le currant (A)	26
Figure II.16 : résulta de la tension (V)	27
Figure II.17 : résulta de la puissance (W)	27

Chapitr III : Fondamentaux des reseaux de neurones artificiels et leurs applications

Figure III.1 Simplifiée d'un réseau de neurones artificiels.....	30
Figure III.2 fonctionnement du réseau neuronal artificiel	31

Chapitr IV : Résultats et Simulation du MPPT utilisant les ANN pour les Systèmes PV

Figure IV 1 : Modèle Simulink de suiveur de point de puissance maximale (MPPT) basé sur les réseaux de neurones artificiels (ANN) avec panneau photovoltaïque (PV)	38
Figure IV 2 : Structure du Réseau de Neurones.....	39
Figure IV 3 : Modèle Simulink du contrôleur basé sur les réseaux de neurones.....	40
Figure IV 4 : Ensemble de données d'entraînement utilisé pour les RNA.....	40
Figure IV 5 : Variation de l'ensoleillement en fonction du temps (Générateur de signaux) ..	40
Figure IV 6 : Caractéristiques de régression	41
Figure IV 7 : Training results.....	42
Figure IV 8 : Error Histogram with 20 Bin.....	44
Figure IV 9 : Tension de Sortie du Système Utilisant la Technique P&O	44
Figure IV 10 : Courant de Sortie du Système Utilisant la Technique P&O	45
Figure IV 11 : Puissance de Sortie du Système Utilisant la Technique P&O	45
Figure IV 12 : Tension de Sortie du Système Utilisant la Technique RNA	46
Figure IV 13 : Courant de Sortie du Système Utilisant la Technique RNA	46
Figure IV 14 : Puissance de Sortie du Système Utilisant la Technique RNA	47
Figure IV 15 : Comparaison de la Puissance de P&O et ANN.....	47
Figure IV 16 : Comparaison des Tensions de P&O et ANN	48
Figure IV 17 : Comparaison des courants de P&O et ANN	48

Sommaire

إهداء.....	
Résumé :	
Summary:	
Liste des Figures.....	
Sommaire.....	
Introduction Générale	

Chapitre I : le système photovoltaïque

I-1- Introduction :	5
I-2- Historique :	5
I-3- Les type Cellule photovoltaïque :.....	6
I- 3-1- Les cellules en silicium monocristallin :	6
I -3-2- les cellules en silicium polycristalline :	7
I -3-3- les cellules au silicium amorphe en couche mince :	8
I-4- Principe de la cellule photovoltaïque:	8
I-5- Model de circuit électrique équivalent d'un cellule PV :	9
I -5-1- Modèle idéal:	9
I -5-2- Modèle Réel :	9
I-6- constitution d'un générateur photovoltaïque (GPV) :	10
I-7- Caractéristique (V-I) et (V-P) :	12
I-8- CONCLUSION :	14

Chapitr II : Stratégies de poursuite du point de puissance maximale (MPPT) dans les systèmes photovoltaïques

II-1- Introduction :	16
II-2- Connexion directe générateur photovoltaïque-charge.....	16
II-3- Etage d'adaptation entre un générateur PV et une charge	18

II.3.1.L'hacheur survolteur (Boost) :.....	19
II.3.2Hacheur dévolteur (Buck) :.....	20
II-4- Technique de l'MPPT	20
II- 4-1- Définition	21
II-4-2- Principe de fonctionnement de MPPT	21
II-5- La méthode Perturbe & Observe (P&O)	23
II-6- La méthode d'incrémentation de la conductance (INC)	25
II-8- Conclusion :	28

Chapitr III : Fondamentaux des reseaux de neurones artificiels et leurs applications

III-1- Introduction :.....	30
III-2- Aperçu historique :.....	30
III-3- Fonctionnement des réseaux de neurones artificiels :.....	30
III-4- Applications :.....	33
III-5- Conclusion :	35

Chapitr IV : Résultats et Simulation du MPPT utilisant les ANN pour les Systèmes PV

IV-1- Introduction :	37
IV-2- Méthodologie MPPT basée sur les ANN :	37
IV -2.1- Collecte de données :.....	38
IV -2.2- Conception du Modèle de ANN:	39
IV-3- Résultats et Discussion :	41
IV -3.1- Caractéristiques de Régression :.....	41
IV -3.2- Évaluation de la performance	42
IV -3.3- Tension, Courant, Puissance de Sortie du Système Utilisant la Technique P&O :	43
IV -3.4- Tension, Courant, Puissance de Sortie du Système Utilisant la Technique RNA:....	46
IV -3.5- Comparaison des Résultats de P&O et RNA:	46
IV-4- Conclusion :	48
Conclusion Générale	50

Références.....	52
-----------------	----

Liste des abréviations

PV - Photovoltaïque

MPPT - Maximum Power Point Tracking

ANN - Artificial Neural Networks

GPV - Générateur Photovoltaïque

P&O - Perturb and Observe

INC - Incremental Conductance

MSE - Mean Squared Error

OCR - Optical Character Recognition

PPM - Point de Puissance Maximale

DC - Direct Current

AC - Alternating Current

PWM - Pulse Width Modulation

PSO - Particle Swarm Optimization

CSA - Cuckoo Search Algorithm

RNA - Réseaux de Neurones Artificiels

EQM - Erreur Quadratique Moyenne

Introduction Générale

Introduction générale

L'intégration des réseaux de neurones artificiels (ANN) dans les systèmes photovoltaïques (PV) pour le suivi du point de puissance maximale (Maximum Power Point Tracking - MPPT) représente une avancée significative dans le domaine des énergies renouvelables. Le besoin croissant d'optimiser l'efficacité énergétique des systèmes PV est motivé par la nécessité de répondre à une demande énergétique mondiale en augmentation tout en réduisant l'empreinte carbone.

Les systèmes photovoltaïques convertissent l'énergie solaire en électricité grâce à des cellules solaires, mais leur rendement dépend fortement des conditions environnementales telles que l'ensoleillement, la température et l'angle d'incidence des rayons solaires. Le suivi du point de puissance maximale est une méthode essentielle pour maximiser la production d'énergie en ajustant continuellement le fonctionnement du système PV afin qu'il fonctionne à son rendement optimal, malgré les fluctuations des conditions environnantes.

Traditionnellement, plusieurs algorithmes MPPT tels que Perturb and Observe (P&O), Incremental Conductance (IncCond), et d'autres techniques ont été utilisés pour suivre ce point de puissance maximale. Cependant, ces méthodes conventionnelles présentent des limitations, notamment en termes de précision, de rapidité de convergence et de capacité à s'adapter aux variations rapides des conditions environnementales.

L'application des réseaux de neurones artificiels pour le MPPT dans les systèmes PV offre une solution innovante pour surmonter ces défis. Les ANN sont des modèles computationnels inspirés du cerveau humain, capables d'apprendre et de généraliser des schémas complexes à partir de données. En utilisant des ANN pour le MPPT, il est possible de développer des algorithmes qui apprennent à partir des conditions passées et présentes, et à prédire de manière plus précise le point de puissance maximale dans des conditions variées et dynamiques.

Cette approche promet d'améliorer considérablement l'efficacité des systèmes PV, réduisant les pertes d'énergie et augmentant la fiabilité de la production d'électricité solaire. En outre, les ANN peuvent être entraînés pour prendre en compte une multitude de paramètres influençant le rendement des systèmes PV, ce qui permet une adaptation plus fine et plus rapide aux changements environnementaux.

L'objectif de ce mémoire est de présenter une étude approfondie de l'intégration des réseaux de neurones artificiels pour le MPPT dans les systèmes photovoltaïques. Nous examinerons les concepts théoriques des ANN, les différentes architectures et algorithmes

d'apprentissage utilisés, ainsi que les avantages et les défis de leur application dans les systèmes PV. Enfin, nous discuterons des résultats expérimentaux obtenus à partir de simulations et de prototypes.

Chapitre I :
le système photovoltaïque

I-1- Introduction

Le soleil est une source énergétique quasiment illimitée, elle pourrait couvrir plusieurs milliers de fois notre consommation globale d'énergie. L'homme cherche Depuis Longue temps à mettre à profit cette énergie importante et diffusée sur l'ensemble de la planète. Pour faire face répondre à la croissance constante des besoins mondiaux en énergie, nourrie par la hausse des revenus et la croissance démographique des économies émergentes, offrir aux populations les plus pauvres l'accès à l'énergie, et permettre d'atteindre les objectifs de la communauté internationale en matière de changement climatique. , il est arrivé à réaliser ce but par le moyen dit cellule photovoltaïque. [1]

I-2- Historique

En 1954, les laboratoires Bell présentent la première cellule photovoltaïque qui alimente des appareils électriques domestiques.

Dès 1958, Vanguard I est le premier satellite alimenté en énergie par des panneaux photovoltaïques.

Durant les années 1960, l'usage du photovoltaïque pour les satellites se généralise. Embarqués à bord des lanceurs puis déployés en orbite autour de la terre, les panneaux photovoltaïques démontrent leur robustesse et leur fiabilité.

A partir des années 1970, les panneaux photovoltaïques se développent sur des applications terrestres et maritimes. Ils permettent de fournir de l'énergie à des sites isolés qui ne sont pas desservis par un réseau électrique comme les balises en pleine mer ou les relais de télécommunication en plein désert. Les panneaux photovoltaïques sont utilisés dans les conditions les plus extrêmes. En mer, ils sont exposés aux tempêtes et à la corrosion saline. Dans les déserts, ils subissent des températures extrêmes et des cycles thermiques très exigeants avec des nuits très froides suivies de fortes chaleurs le jour.

Le premier bâtiment alimenté uniquement par l'énergie solaire voit le jour à Albuquerque au Nouveau Mexique en 1974. Ce qui semblait impensable est devenu une réalité : l'énergie solaire peut répondre à l'intégralité des besoins énergétiques d'un bâtiment.

Après la signature des accords de Kyoto en 1997, des réflexions sont menées dans les grands pays développés pour trouver des solutions concrètes au problème d'émission de gaz à effet de serre. Il s'agit notamment de réduire notre consommation aux énergies fossiles. Le solaire photovoltaïque est identifié comme l'une des technologies les plus prometteuses. Afin de compenser son coût encore élevé, des mécanismes d'incitations financières sont mis en

Chapitre I : le système photovoltaïque

place au Japon et en Allemagne dès l'année 2000 puis progressivement dans la plupart des grands pays développés.

Ces incitations passent souvent par le principe du « tarif d'achat » : l'électricité produite par des panneaux photovoltaïques est achetée à un prix fixe et supérieur à celui du marché pendant une durée suffisante pour assurer la rentabilité de l'investissement. C'est le début du développement du solaire raccordé au réseau. En France, après un premier dispositif insuffisamment incitatif, les « tarifs d'achat » sont revalorisés en 2006 à un niveau qui permet le décollage du marché.

Les mécanismes d'incitation ont permis d'accélérer la croissance de l'industrie photovoltaïque. Le nombre de panneaux solaires en production dans le monde a été multiplié par 2500 entre 1996 et 2016. Cette croissance exponentielle du marché mondial a favorisé l'apparition de nouveaux fabricants et a conduit à des investissements massifs en recherche et développement. Ces efforts ont permis d'améliorer le rendement des panneaux et d'optimiser les procédés de fabrication. En parallèle, la taille moyenne des unités de fabrication de panneaux photovoltaïques a été multipliée par 1000. Les économies d'échelle obtenues ont été considérables. Cette phase intensive d'industrialisation a permis de diviser par 8 le coût de production des panneaux photovoltaïques entre 2000 et 2012. [2]

I-3- Les type Cellule photovoltaïque

Il existe différentes sortes de cellules photovoltaïques. Même si elles fonctionnent globalement de la même manière, elles ont chacune leurs spécificités. [3]

I-3-1- Les cellules en silicium monocristallin

On reconnaît les cellules monocristallines grâce à leur couleur très foncée. Il s'agit d'un seul cristal de silicium. Au sein d'un même module solaire, tous les cristaux de silicium sont orientés dans le même sens. Le rendement de ce matériau est supérieur à celui du silicium polycristallin, mais il est également vendu plus cher, car sa fabrication est plus délicate.



Figure I.1. La cellule en silicium monocristallin

I-3-2- les cellules en silicium polycristalline

On reconnaît ces cellules à leur couleur bleutée. Elles sont composées de cristaux orientés dans différentes directions : c'est la raison pour laquelle leur couleur n'est pas homogène. À l'échelle mondiale, c'est le matériau photovoltaïque le plus utilisé, car il offre à ce jour le meilleur rapport qualité/prix. Les coûts de fabrication sont en effet inférieurs au silicium monocristallin.

L'inconvénient majeur des cellules en silicium polycristallin est qu'elles ont un rendement inférieur à celle en silicium monocristallin.

De ce fait, il est nécessaire d'en installer davantage pour produire une même quantité d'énergie.



Figure I.2. les cellules en silicium polycristalline

I-3-3- les cellules au silicium amorphe en couche mince

Il existe également des cellules au silicium amorphe, généralement de couleur marron ou gris foncé. Elles sont bien plus fines que les cellules en silicium cristallin (quelques microns seulement). C'est une technologie utilisée depuis longtemps dans les petites calculatrices, mais leur rendement reste très faible. Elles ont aussi une durée de vie plus faible que les autres types de cellules : une dizaine d'années seulement, contre une trentaine pour le silicium monocristallin et polycristallin.

I-4- Principe de la cellule photovoltaïque

Les cellules photovoltaïques sont des composants optoélectroniques qui transforment directement la lumière solaire en électricité par le processus effet photovoltaïque. L'énergie peut être transférée à un électron dans le matériau semi-conducteur de la cellule. Avec cette énergie supplémentaire, l'électron peut alors s'échapper de sa position normale dans l'atome (de la bande de valence à la bande de conduction traversant la bande interdite), créant ainsi un trou qui deviendra une partie d'un courant dans un circuit électrique. C'est ce qu'on appelle la paire électron-trou et la structure la plus simple d'une cellule PV, comporte une jonction entre deux matériaux semiconducteurs dopés de sorte que l'une conduise les charges négatives et l'autre, les charges positives. Le but de la structure photovoltaïque, c'est de créer un champ électrique interne permanent, il se crée donc une différence de potentiel entre les deux couches de la cellule. En conséquence, un courant électrique peut être établi en connectant les bornes de la jonction à un circuit extérieur . [4]

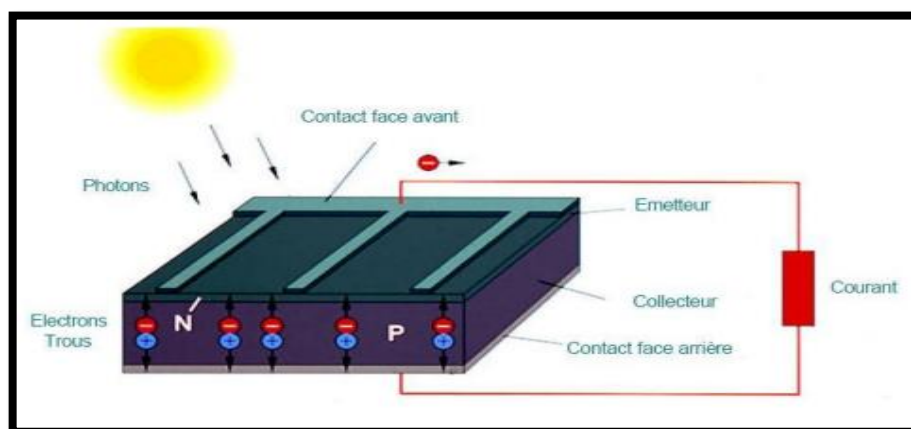


Figure I.3. La cellule photovoltaïque [5]

I-5- Model de circuit électrique équivalent d'une cellule PV

I-5-1- Modèle idéal

C'est le modèle le plus simple pour représenter la cellule solaire. Il ne tient compte que du phénomène de diffusion. Le circuit équivalent de ce modèle est représenté sur la figure (I.4)

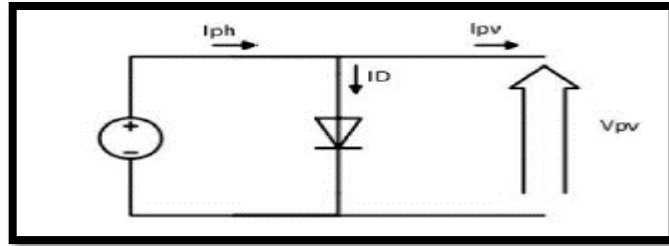


Figure I.4. Modèle idéal d'une cellule photovoltaïque

Le courant est donné par la relation :

$$I_{pv} = I_{ph} - I_D \quad (I.1)$$

$$I_{ph} = I_{ph0} \cdot \frac{E}{E_0} \quad (I.2)$$

$$I_D = I_0 \cdot \left(\exp\left(\frac{V_{pv}}{m \cdot V_T}\right) - 1 \right) V_T = \frac{K \cdot T_C}{q} \quad (I.3)$$

V_T : la potentielle thermodynamique.

I_0 : le courant de saturation inverse de la diode.

I_D : Le courant de saturation de la diode.

V_{pv} : La potentielle photovoltaïque.

I-5-2- Modèle Réel

La cellule photovoltaïque est représentée par le circuit électrique équivalent ci-dessous (figure I-5) qui se compose d'une diode ayant le courant de saturation I_s et d'une source de courant produisant un photo-courant qui dépend de l'éclairement, et aussi par les pertes qui sont modélisées par deux résistances shunt et une résistance série [3].

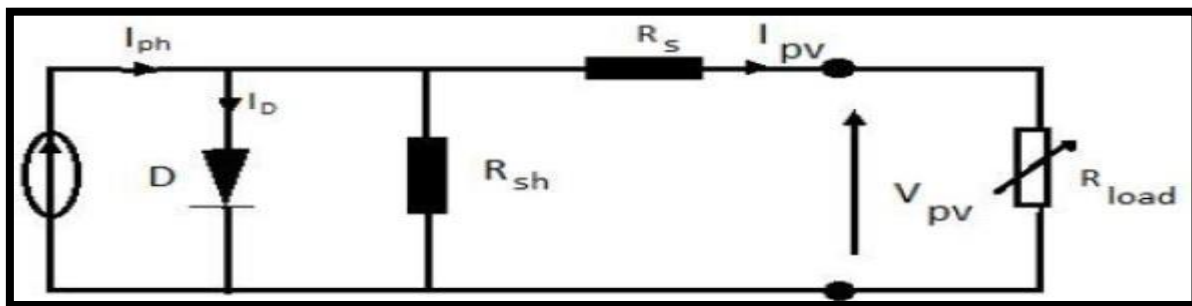


Figure I.5. Schéma du circuit électrique d'une cellule PV Réel [3]

L'équation caractéristique est :

$$I_{pv} = I_{ph} - I_D - I_{Rsh} \quad (I.4)$$

Ou
$$I_D = I_0 \cdot \left[\exp\left(\frac{V_{pv} + I_{pv} R_s}{m \cdot V_T}\right) - 1 \right] \quad (I.5)$$

Et
$$I_{Rsh} = \frac{V_{pv} + I_{pv} R_s}{R_{sh}} \quad (I.6)$$

Le courant de saturation de la diode est donné par l'équation suivante [2] :

$$I_0 = I_{cc} \left(\frac{T_c}{T_{cref}} \right)^3 \cdot \exp\left(\frac{q \cdot E_g}{m \cdot k} \left(\frac{1}{T_{cref}} - \frac{1}{T} \right) \right) \quad (I.7)$$

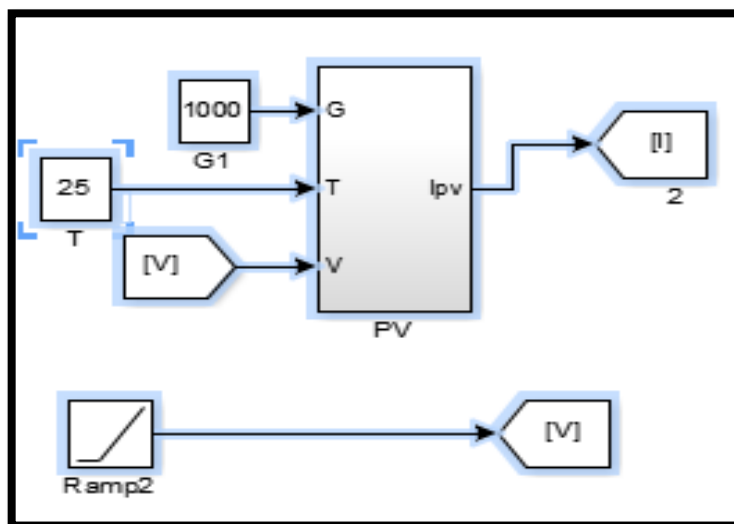


Figure I.6. modèle Matlab de circuit

I-6- constitution d'un générateur photovoltaïque (GPV)

L'association de plusieurs cellules PV en série / parallèle donne lieu à un GPV. Si les cellules se connectent en série, les tensions de chaque cellule s'additionnent, augmentant la

Chapitre I : le système photovoltaïque

tension totale du générateur. D'une autre part, si les cellules se connectent en parallèle, c'est l'ampérage qui augmentera.

La plupart des panneaux PV commerciaux sont constitués en série. Chacun de ces sous-réseaux est lui-même constitué d'un groupe de cellules PV connectés en série. Le nombre de cellules par sous-réseaux est le fruit d'un compromis partie importante du GPV en cas de défaut partiel.

Nous pouvons remarquer que comme pour une cellule, la caractéristique électrique $I(v)$ d'un GPV est non linéaire et présente un point de puissance maximale (PPM). Ce point a également un courant et une tension associés appelés I_{opte} et V_{opte} respectivement. Le point de fonction de l'impédance de la charge qu'il alimente.

Cette charge pourrait être une charge résistive ou un bus de tension continue (par exemple, connecté sur une batterie). Dans le cas d'une batterie, c'est elle qui impose le point de fonctionnement de GPV lors d'une connexion directe.

La figure I.7 montre la schématique classiquement adoptée pour un GPV élémentaire. Pour tous les essais que nous avons menés dans cette thèse, nous avons eu notre disposition des modules PV référencés BP585 constitués de deux fois 18 cellules PV. Leur environnement de fonctionnement traditionnel comprend la connexion de deux diodes by-pass et d'une diode anti-retour. Les connexions physiques permettent de travailler avec ou sans les diodes en fonction des conditions souhaitées. [5]

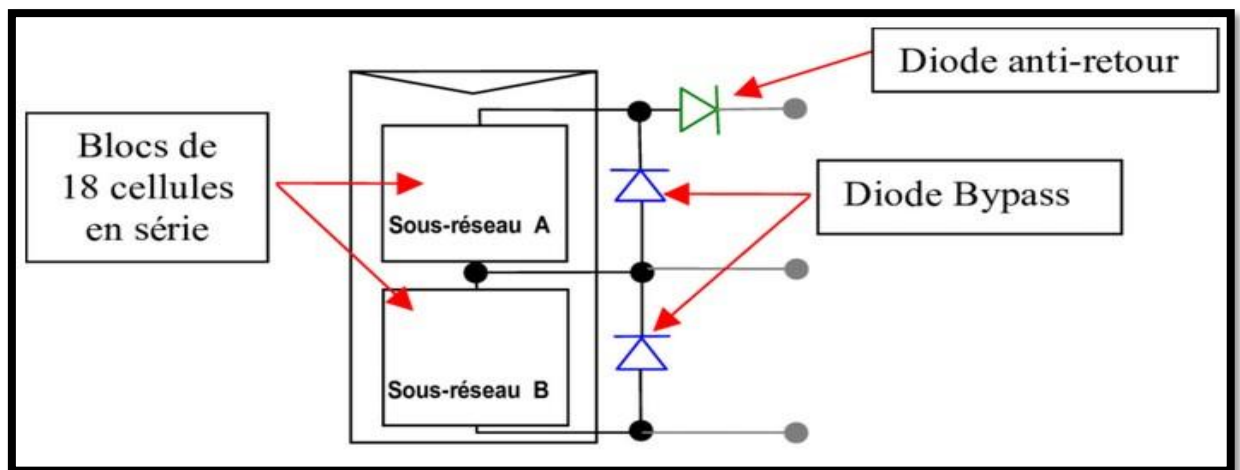
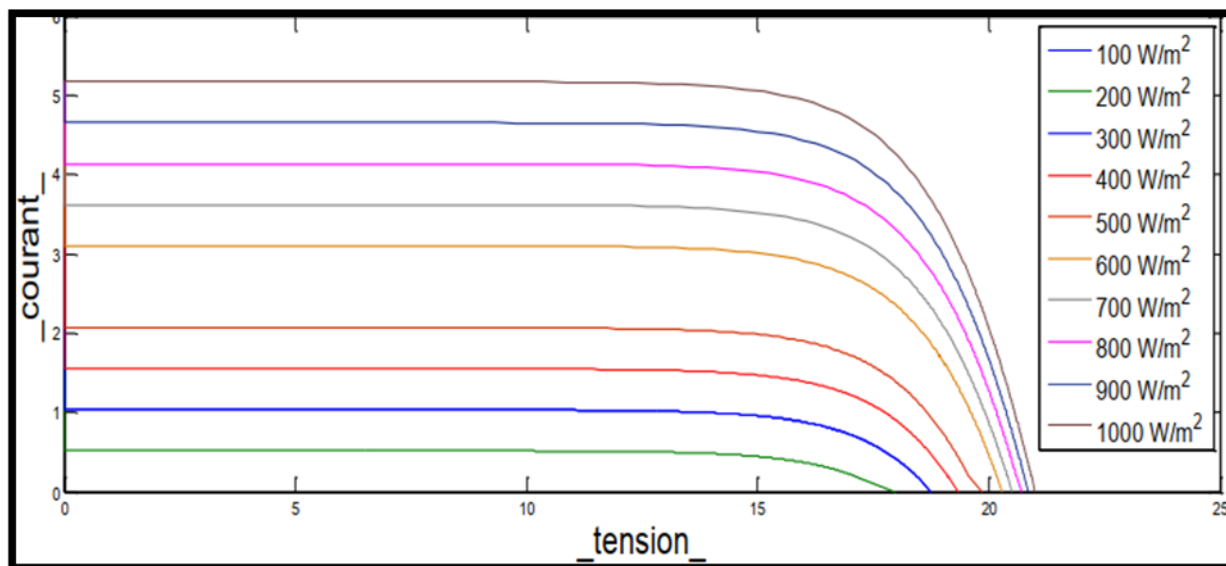


Figure I.7. schématisation d'un GPV élémentaire avec diodes by-pass et diode anti-retour

I-7- Caractéristique (V-I) et (V-P)

L'ensoleillement et la température ont une influence directe sur la caractéristique courant-tension du générateur photovoltaïque, cela est représenté sur les figures suivantes :

(a)



(b)

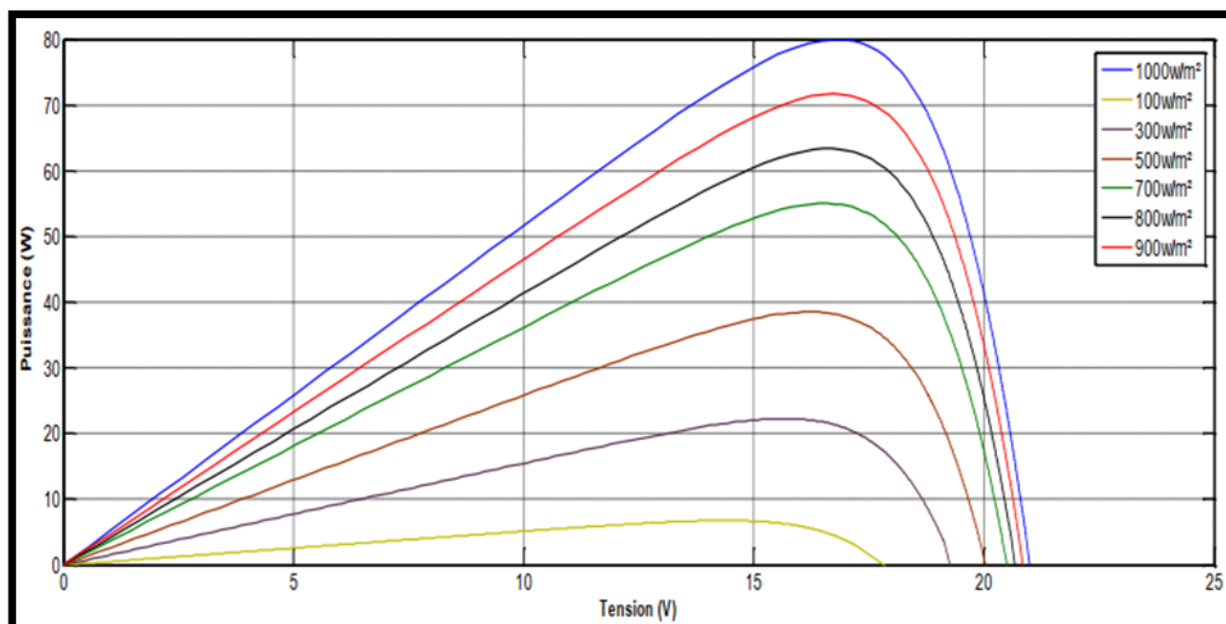
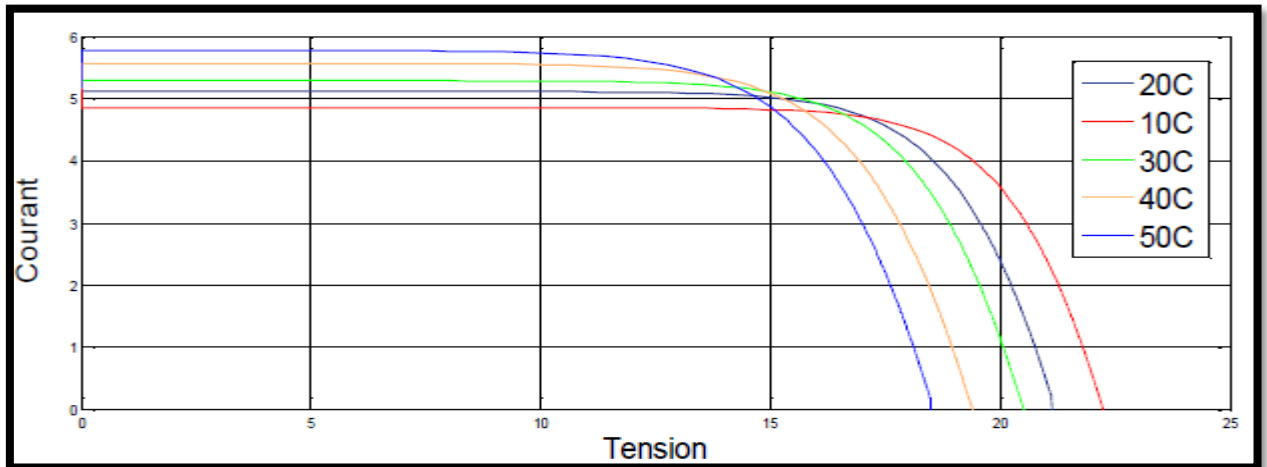


Figure I.8. évolution de la caractéristique (I-v) 'a' et (p-v) 'b' en fonction de l'irradiation

Chapitre I : le système photovoltaïque

Pour une température fixe, en variant l'ensoleillement, la figure (I.8) (a) et (b) montre que le courant et la puissance maximale sont proportionnel à l'ensoleillement, tandis que dans (b) vo tension de circuit ouvert change légèrement.

(a)



(b)

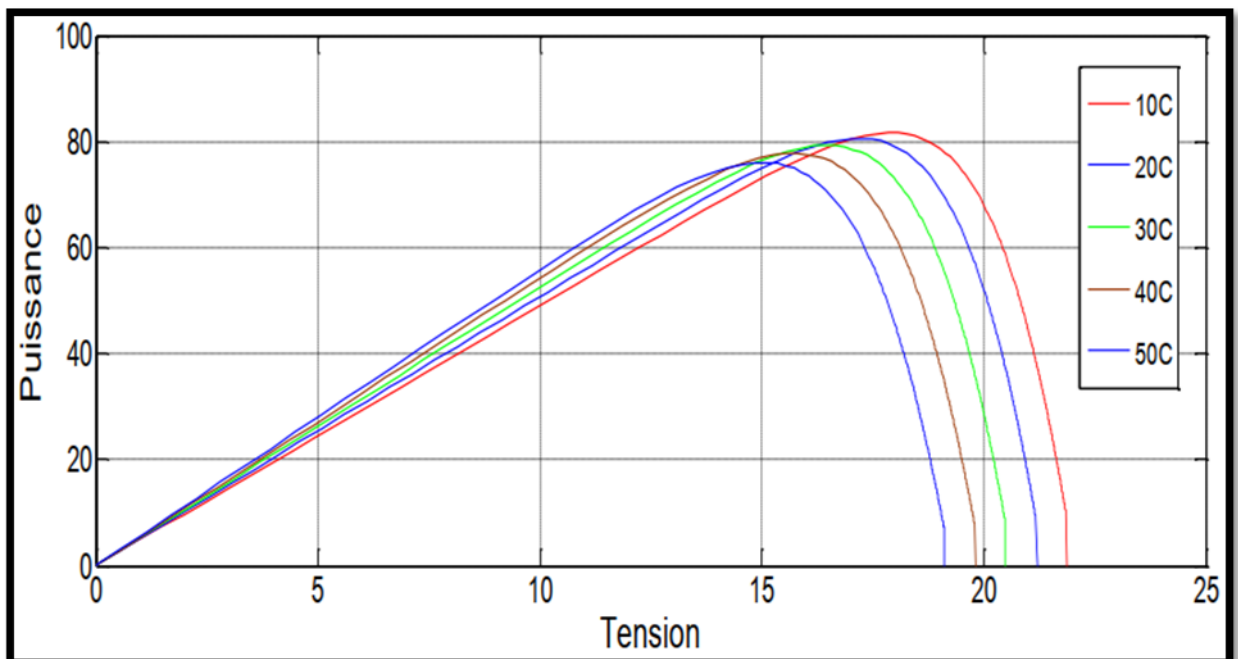


Figure I.9. Evolution de la caractéristique (v-I) 'a' et (v-p) 'b' en fonctionne la température

La variation de la température en fixant l'ensoleillement comme montre la figure (I.9) cause une diminution de la tension Vico pour les deux caractéristiques et légèrement change le courant et la puissance maximale.

Chapitre I : le système photovoltaïque

I-8 - Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une introduction générale aux systèmes photovoltaïques afin de familiariser le lecteur avec le travail réalisé dans ce mémoire. Nous avons expliqué les principes de base, tels que la conversion de l'énergie solaire en énergie électrique par effet photovoltaïque. Après avoir décrit la cellule photovoltaïque et ses différentes caractéristiques, nous avons clairement expliqué l'effet d'ombrage et la nécessité de recourir à des techniques de recherche du point de puissance maximale en temps réel.

Chapitre II :
Stratégies de poursuite du
point de puissance maximale
(MPPT) dans les systèmes
photovoltaïques

II-1- Introduction

Dans ce chapitre, nous explorons le fonctionnement du dispositif de suivi du point de puissance maximale (MPPT).

Le MPPT est un élément central des systèmes d'énergie solaire. Il joue un rôle crucial dans l'exploitation de l'énergie produite par les cellules photovoltaïque et la régulation de la tension de sortie en courant continu (cc) en fonction des besoins en tension su système.

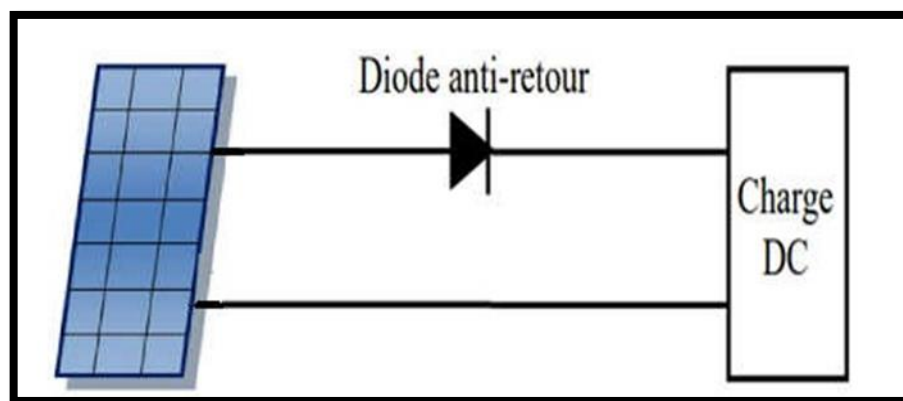
Le MPPT fonctionne comme un convertisseur cc/cc, modulant le flux de courant par impulsions, de manière similaire à la modulation de largeur d'impulsion (PWM). Cependant, l'avantage du MPPT réside dans son optimisation de l'utilisation de l'énergie des cellule solaires en réduisant la tension tout en augmentant le courant.

II-2- Connexion directe générateur photovoltaïque-charge

Le système le plus simple que l'on puisse concevoir se compose d'un générateur photovoltaïque (GPV) et d'une charge qui utilise directement l'énergie produite du GPV. Cette énergie est dépendante fortement de l'éclairement, de la température et de la nature de la charge {7}.

La charge d'un GPV peut être dynamique ou statique. La charge dynamique a des caractéristiques variables sur toute la plage de fonctionnement, tandis que la charge statique a une caractéristique stable sur toute la plage de fonctionnement. La charge résistive a des caractéristiques statiques et linéaires sur toute la plage de fonctionnement {8}.

La connexion directe d'un GPV à une charge est le principe de fonctionnement le moins cher, dans la mesure où la charge accepte bien la connexion directe au générateur de puissance continues. Cette configuration est illustrée à la figure II.1



FigureII.1. Connexion directe GPV-Charge par le biais d'une diode anti-retour

Chapitr II : Stratégies de poursuite du point de puissance maximale (MPPT) dans les systèmes photovoltaïques

L'inconvénient majeur de cette connexion est la dépendance entre la puissance fournie par le générateur et la charge c'est-à-dire le transfert de $P_{\max}$ disponible aux bornes du GPV vers la charge n'est pas non plus garanti. Un autre inconvénient c'est que la connexion directe du GPV n'est pas valable sur une charge AC car le GPV fournit un courant continu. Pour la connexion d'un GPV à une charge alternative, un étage d'adaptation de type onduleur est nécessaire. Ainsi, pour éviter cette situation, la connexion doit être assurée à l'aide d'une diode anti-retour placée entre le GPV et la charge [9] [10].

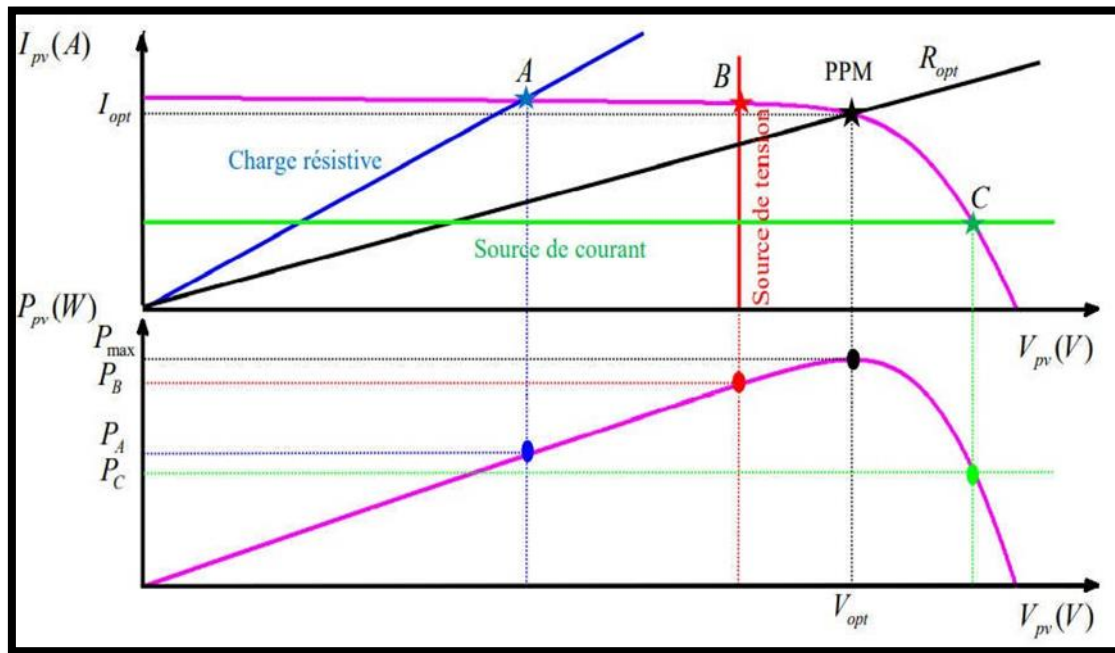


Figure II.2. Points de fonctionnement d'un GPV en connexion directe pour différentes charges DC

La charge DC peut être : une charge purement résistive, une charge de type source de tension ou une charge de type source de courant. Sur la figure (II.2), les caractéristiques (I-V) et (P-V) d'un GPV sont représentées ainsi que les caractéristiques (I-V) des trois types de charges. Les points de fonctionnement A B C, sont les points d'intersection entre la caractéristique (I-V) du GPV et celles des trois types de charge. Le fonctionnement optimal s'obtient pour le PPM qui correspond à la tension optimale V_{opt} et au courant optimal I_{opt} .

Pour ces trois points, les puissances fournies par le générateur sont respectivement P_A , P_B , P_C .

Ces puissances sont toutes des valeurs de puissances inférieures à la puissance maximale disponible $P_{\max}$. Donc, il faut remédier à ce problème par l'ajout d'un étage d'adaptatif [9]

II-3- Etage d'adaptation entre un générateur PV et une charge

En effet, d'un hacheur parallèle est également connu sous différents noms tels que l'hacheur élévateur, hacheur survolteur ou hacheur de type Boost. La figure (II.3) représente un convertisseur élévateur qui permet de convertir une tension continue d'entrée en une tension de sortie plus élevée.

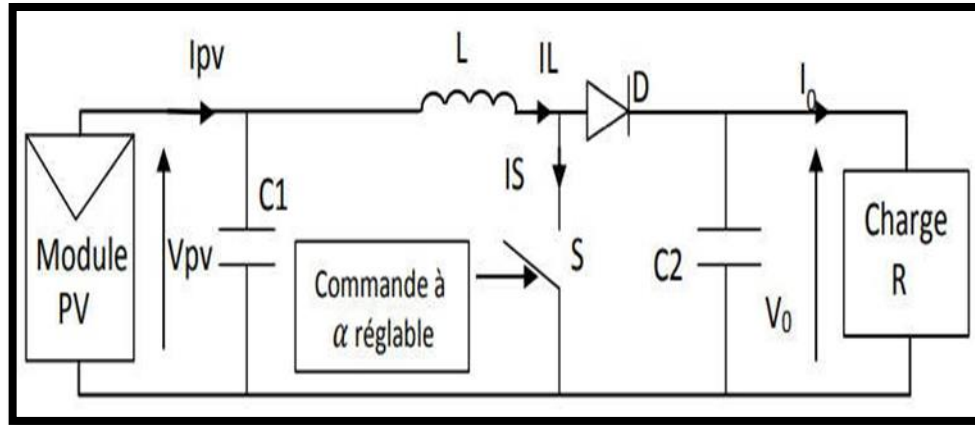


Figure II.3. Convertisseur statique DC-DC comme adaptateur entre un générateur PV et une charge

Puisque la tension du panneau photovoltaïque (formé de plusieurs cellules en série et en parallèle) est faible, l'utilisation d'un convertisseur DC-DC type Boost pour augmenter cette tension et rendre possible la connexion du générateur photovoltaïque aux différentes charges est nécessaire, en conséquence, le coût en sera réduit {12} {13}.

Ce convertisseur comprend 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 « K » 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). Le commutateur peut être un transistor MOSFET ou un IGBT qui peut commuter sur deux positions, marche ou arrêt rapidement. Un condensateur est intégré dans le circuit du convertisseur Boost, dont le but est de réduire les harmoniques à haute fréquence {14}.

II.3.1. L'hacheur survolteur (Boost)

Le schéma de réalisation de l'étage d'adaptation d'un GPV à partir d'un convertisseur de type boost est présenté en figure (II.4). Cette structure élévatrice est plutôt destinée aux applications où la tension de la batterie est supérieure à la tension de circuit ouvert VOC du générateur.

Chapitr II : Stratégies de poursuite du point de puissance maximale (MPPT) dans les systèmes photovoltaïques

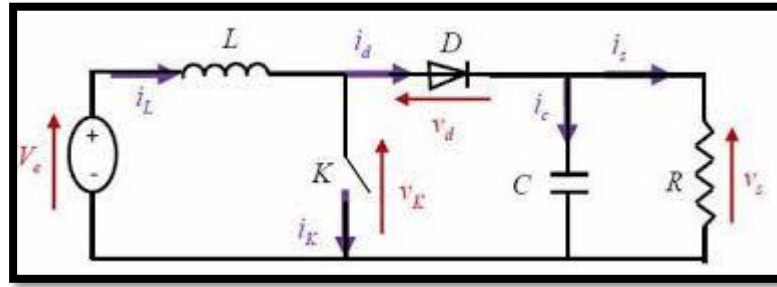


Figure II.4. Circuit électrique de base de l'hacheur survolteur

Les équation de la tension et de courant en régime établi sont :

$$V_s = \frac{V_{pv}}{1 - a} \quad (II.1)$$

Cette équation montre que la tension V_s est en fonction du rapport cyclique a et supérieur à celle d'entrée V_{pv} .

$$I = (1 - a)I_{pv} \quad (II.2)$$

Cette dernière équation montre que le courant de sortie I_s est en fonction du rapport cyclique et il inférieur à celui d'entrée.

L'adaptation optimale est alors réalisée lorsqu' I_{PV} et V_{PV} valent respectivement I_{OP} et V_{OP} . Ceci correspond alors à une résistance optimale R_{OPT} du générateur répondant à

l'équation suivante.
$$R_{opt} = \frac{V_{opt}}{I_{opt}} = (1 - a)^2 \frac{V_s}{I_s} = (1 - a)R_s \quad (II.3)$$

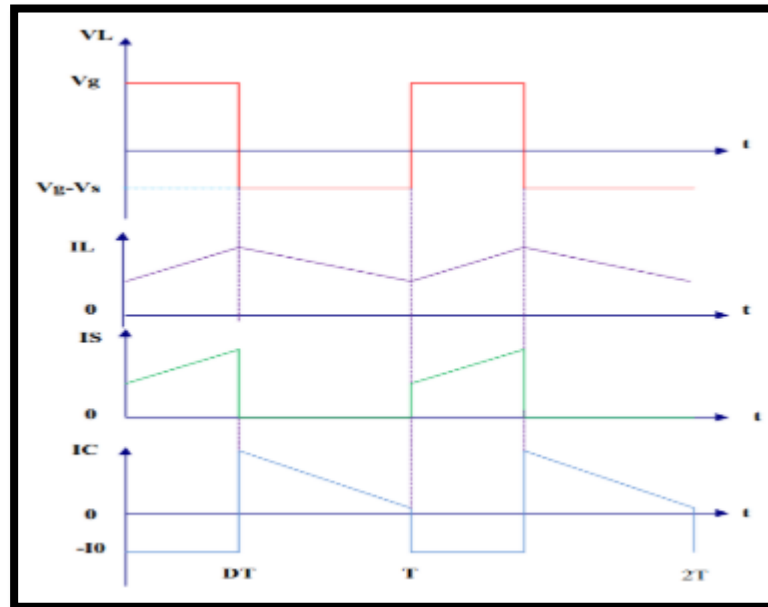


Figure II.5. Caractéristique de la tension et du courant du hacheur survolteur

II.3.2 Hacheur dévolteur (Buck)

La topologie Buck est employée pour les faibles tensions. Dans les applications PV, le Convertisseur Buck est habituellement employé comme chargeur de batteries et dans des Systèmes de pompage de l'eau.

L'hacheur dévolteur, sous sa forme de base est présenté par la figure (II.5). Les composantes clés sont l'inductance (L), le commutateur (Transistor) (S), la diode (D) et le condensateur (C).

Celui-ci se charge par le commutateur (S)

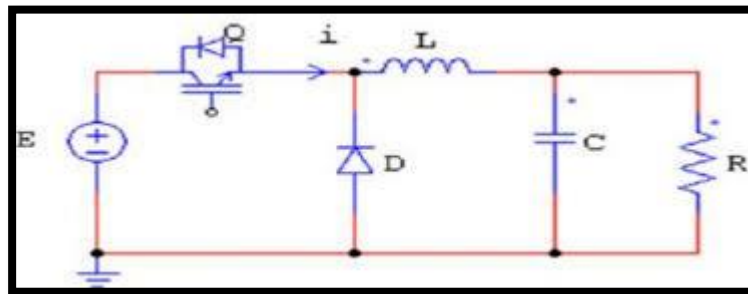
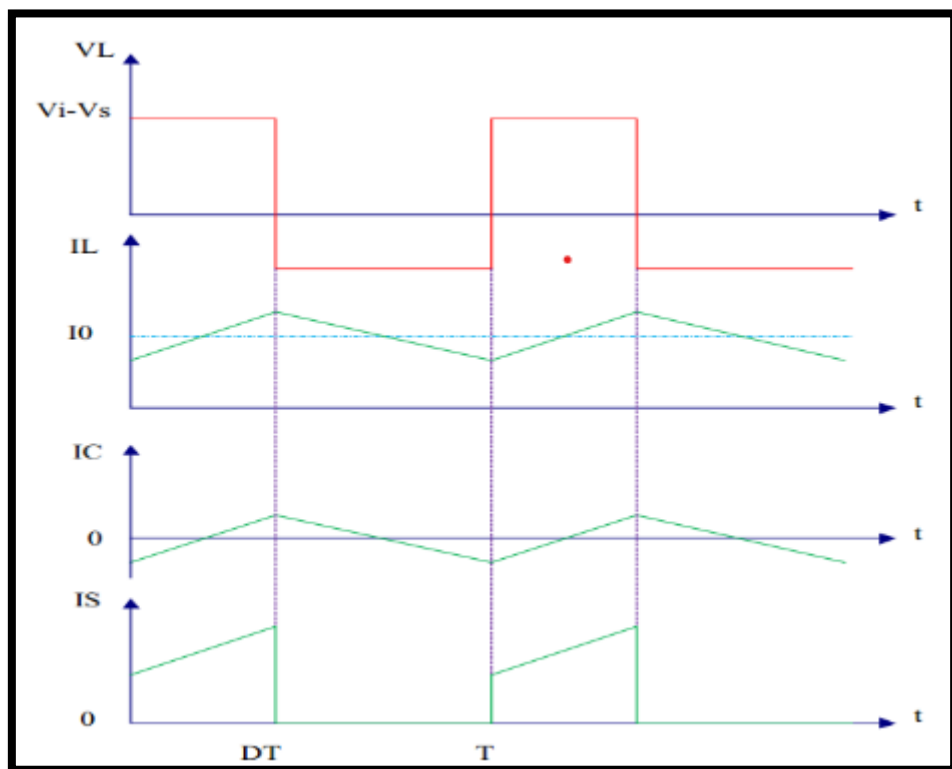
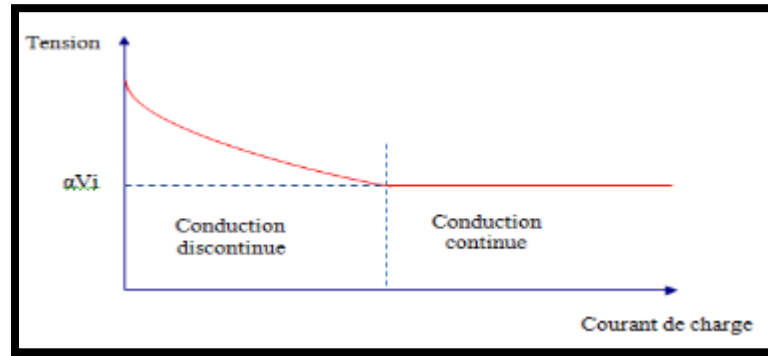


Figure II.6. Circuit électrique de base de l'hacheur dévolteur.



FigureII.7. Caractéristique de la tension et des courants dans le transistor et l'inductance d'un convertisseur Buck



FigureII.8. Variation de la tension de charge avec le courant de charge pour un convertisseur Buck.

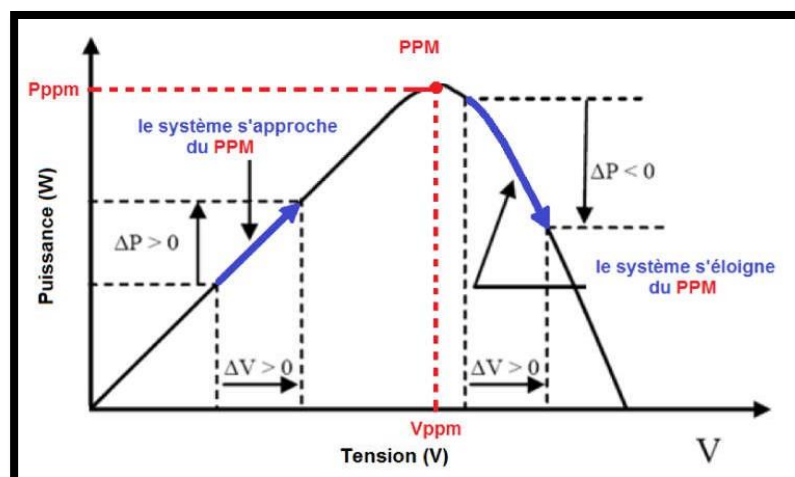
II-4- Technique de l'MPPT

II-4-1- Définition

Dans un système photovoltaïque comprenant une source photovoltaïque et une charge, la recherche du point de fonctionnement optimal par des techniques d'optimisation représente une étape importante. Par définition, Le MPPT, est l'abréviation de **Maximum Power Point Trekking**, en François suiveur de point de puissance maximal. Il s'agit d'une technique utilise dans le système d'énergies extraite des panneaux photovoltaïque **PV**.

II-4-2- Principe de fonctionnement de MPPT

Le suiveur de point de puissance maximum (MPPT) permet au module photovoltaïque de fonctionner à son point de puissance maximale. Le principe des commandes de (MPPT) est d'effectuer une recherche du point de puissance maximale (PPM) tout en assurant une parfaite adaptation entre le générateur et sa charge de façon à transférer le maximum de puissance.



FigureII.9. Principe de la commande MPPT

Chapitr II : Stratégies de poursuite du point de puissance maximale (MPPT) dans les systèmes photovoltaïques

Il est généralement conçu avec un convertisseur qui régule la puissance prélevée sur le panneau solaire. Le point de puissance maximale (MPP) est généralement contrôlé par deux variables de Contrôle. La tension ou la puissance, mesurée à chaque fois est utilisée à nouveau dans une boucle pour déterminer si le module solaire est au point de puissance maximale {13}.

L'association d'un convertisseur statique DC/DC, comme illustré à la figure (II.3), modifie le point de fonctionnement du panneau à l'aide d'une commande externe afin de maximiser l'énergie transférée de manière permanente. L'algorithme de recherche MPPT peut être plus ou moins complexe en fonction du type d'implantation choisi et des performances recherchées. Cependant au final, tous les algorithmes performants doivent jouer sur la variation du rapport cyclique du convertisseur de puissance associé {13}.

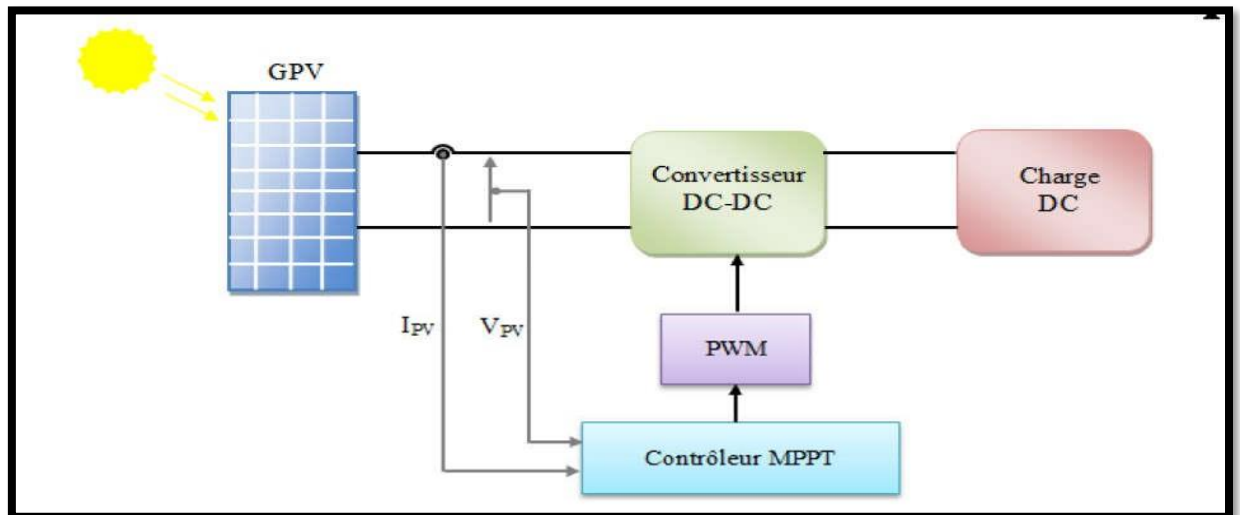


Figure II.10. Chaîne élémentaire de conversion photovoltaïque

Généralement, les algorithmes MPPT sont classés en deux catégories :

Algorithmes classiques : comme "Incrément des conductances (IncCon)" et "Perturbation et l'observation (P&O)". Ces techniques sont faciles à mettre en œuvre en raison de leur moindre complexité dans l'algorithme. Ils sont efficaces pour des conditions d'irradiation uniformes car le PV ne générera qu'un seul MPP dans ces conditions. Ces algorithmes seront rappelés dans la suite de ce chapitre

Algorithmes intelligents : basés sur l'optimisation, ils incluent l'algorithme de recherche de coucou (CSA), Optimisation par essaim de particules (PSO) et des autres algorithmes métaheuristiques. Ces méthodes peuvent rechercher le vrai PPM dans des

Chapitr II : Stratégies de poursuite du point de puissance maximale (MPPT) dans les systèmes photovoltaïques

conditions d'environnement dynamiques avec ombrage partiel, où le module PV possédera plusieurs pics dans la courbe P-V {8}.

II-5- La méthode Perturbe & Observe (P&O)

C'est l'algorithme de poursuite du PPM le plus utilisé. Et comme son nom l'indique il est basé sur la perturbation du système par l'augmentation ou la diminution du rapport cyclique du convertisseur DC-DC, puis l'observation de l'effet sur la puissance de sortie du panneau {10}.

Dans l'algorithme P&O, une valeur fixe de perturbation est utilisée pour produire un signal de référence pour la boucle de commande extérieure. La variable de perturbation peut être la valeur de référence pour la tension aux bornes du générateur photovoltaïque ou le courant de sortie du panneau PV ou le signal de rapport cyclique du convertisseur DC-DC.

L'organigramme de base de l'algorithme P&O est représenté à la figure II.5.

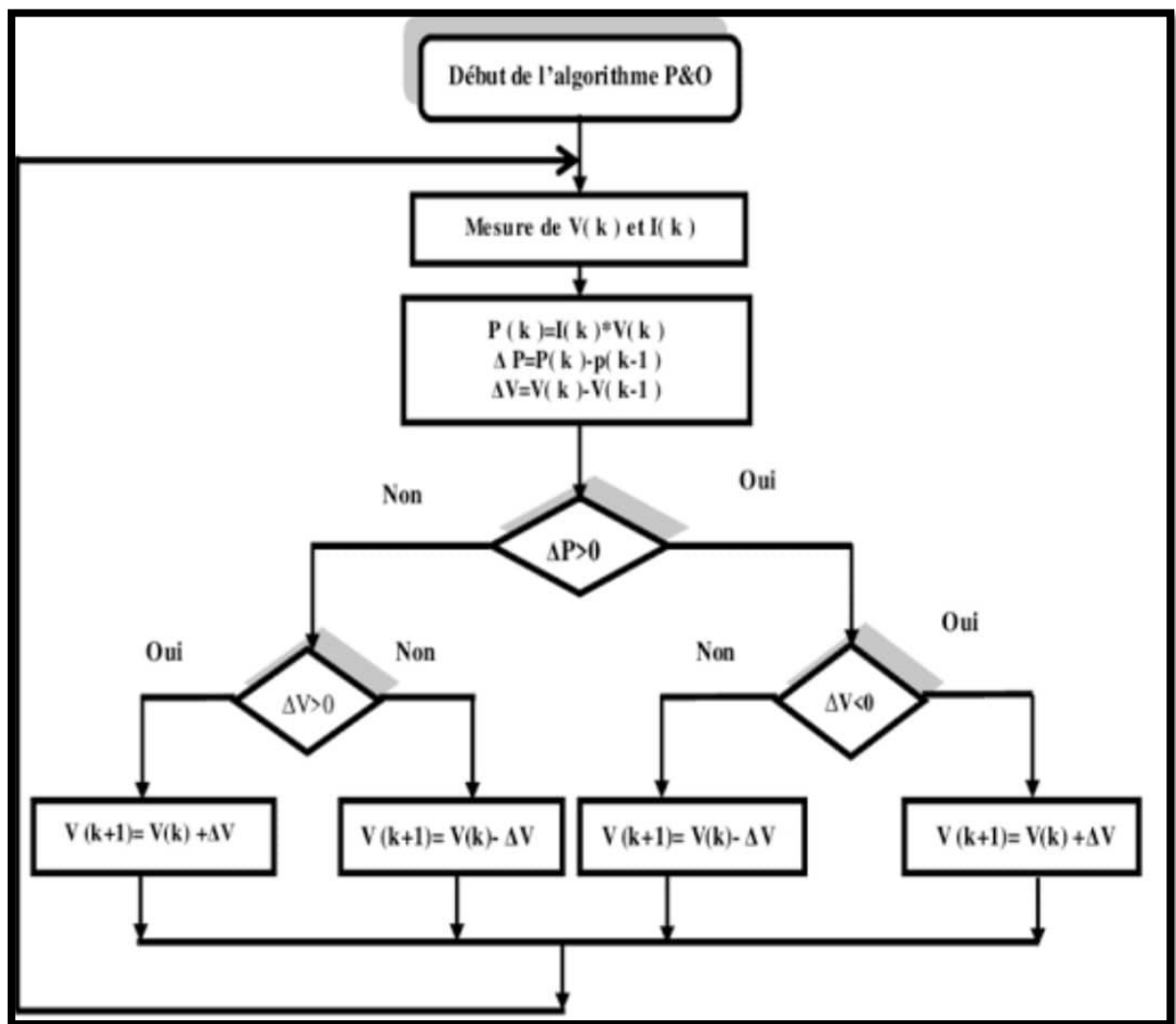


Figure II.11. L'organigramme de base de l'algorithme P&O

II-6- La méthode d'incrémentation de la conductance (INC)

L'algorithme de l'incrémentation de conductance (INC) est une technique MPPT classique qui utilise deux sondes pour la mesure de la tension V de fonctionnement et du courant I du module PV. Cette méthode repose sur le fait que la dérivée de la puissance P de sortie par rapport à la tension V du module PV est égale à zéro au point de puissance maximale (MPP). {11}.

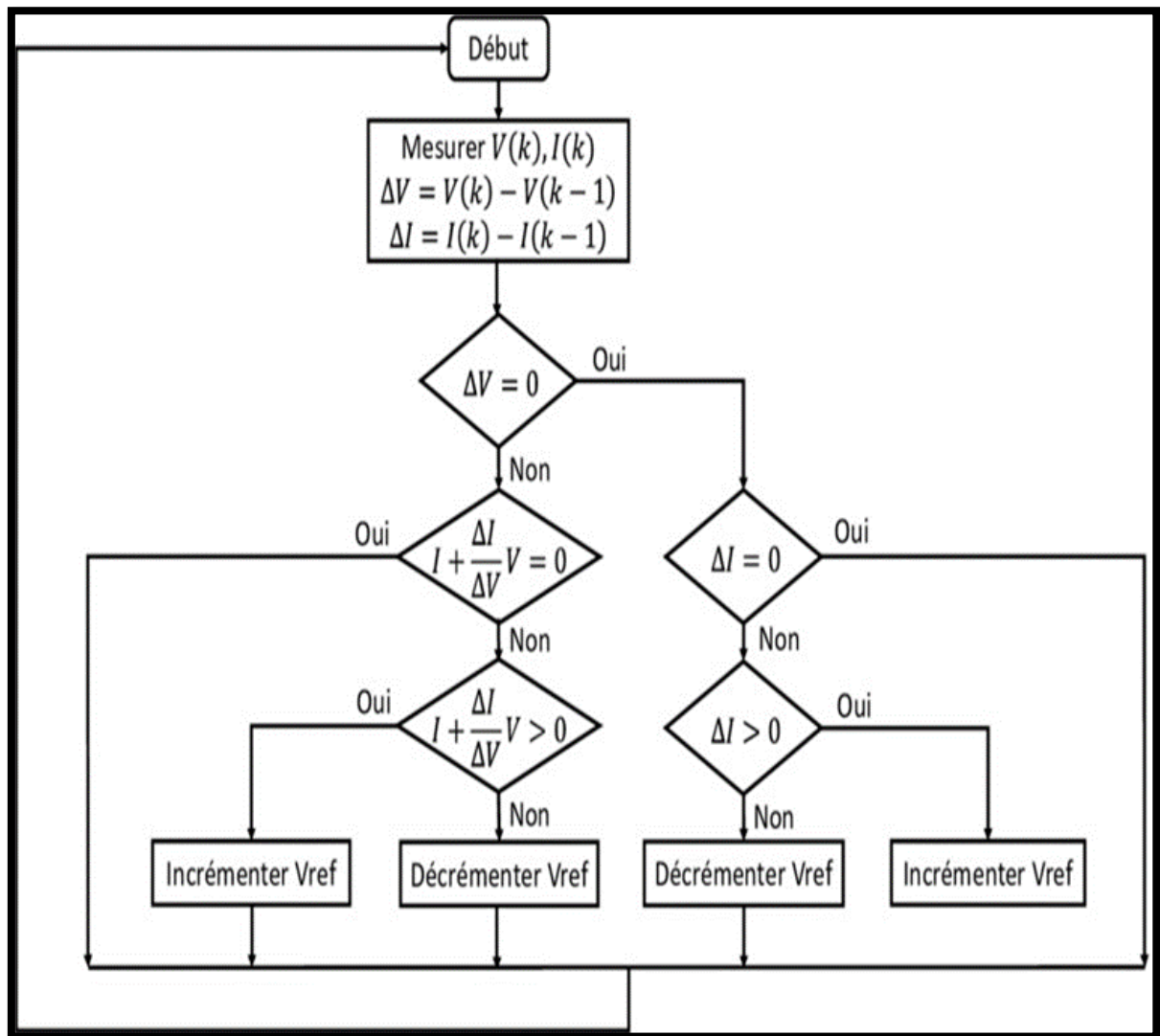


Figure II.12. Organigramme de l'algorithme de l'incrémentale de la conductance INC

Chapitr II : Stratégies de poursuite du point de puissance maximale (MPPT) dans les systèmes photovoltaïques

❖ Simulation Matlab :

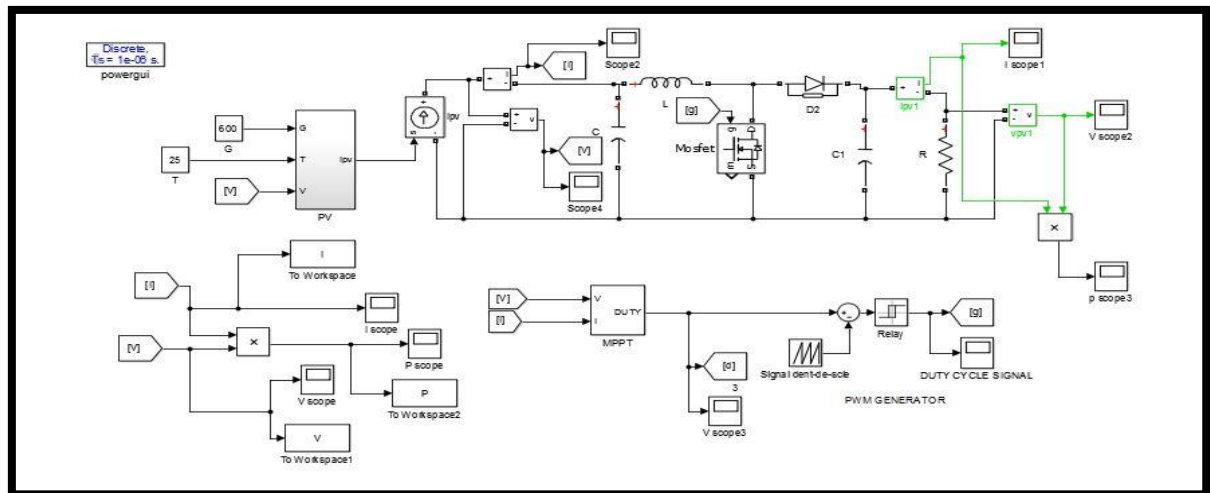


Figure II.13. Affiche le schéma du convertisseur Boost contrôlé par MPPT

❖ Simulation Résultats :

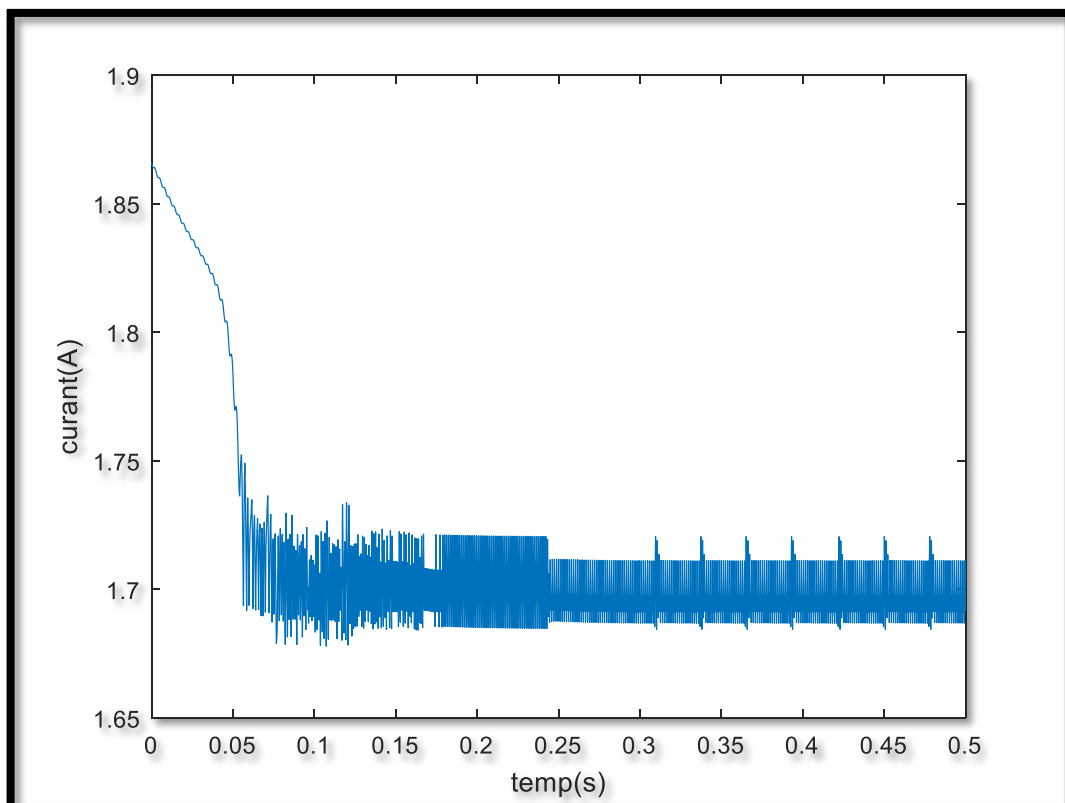


Figure II.14. Le current de panneau

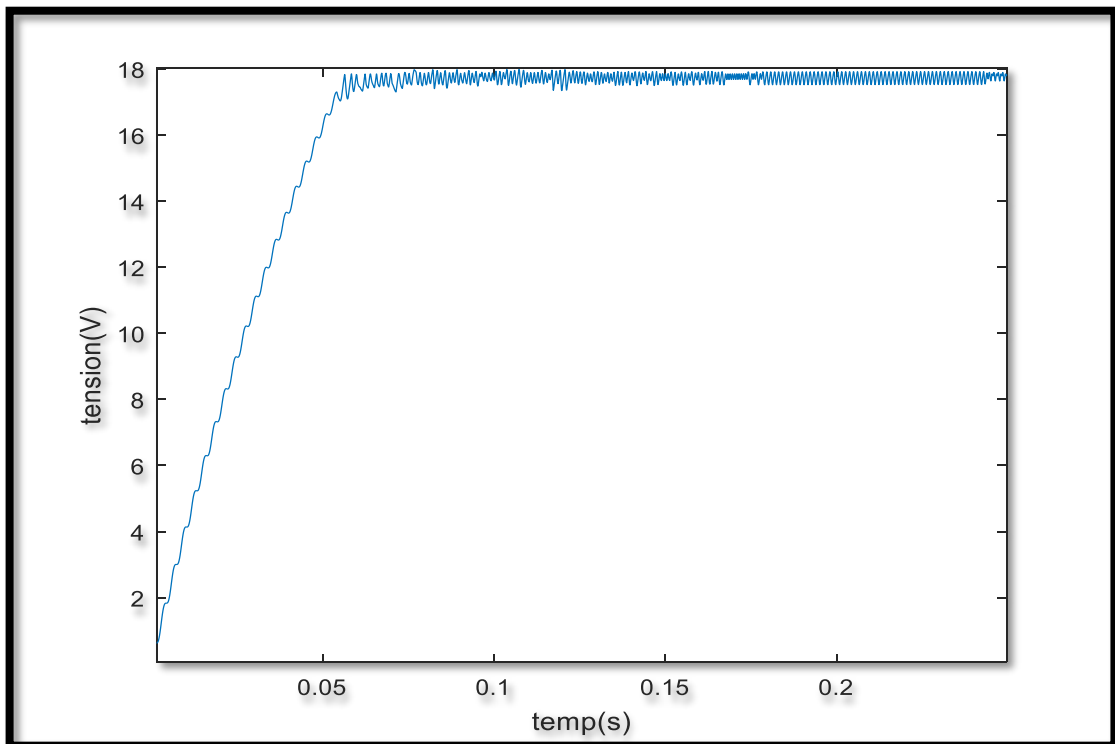


Figure II.15. La tension de panneau

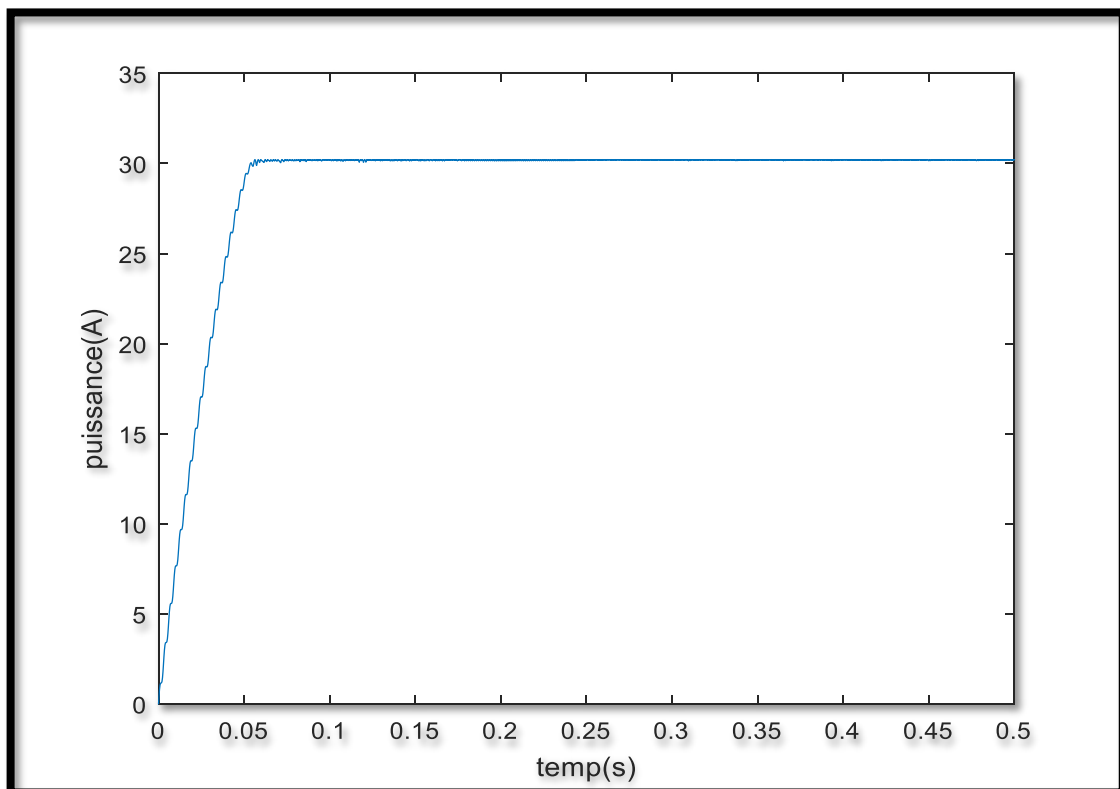
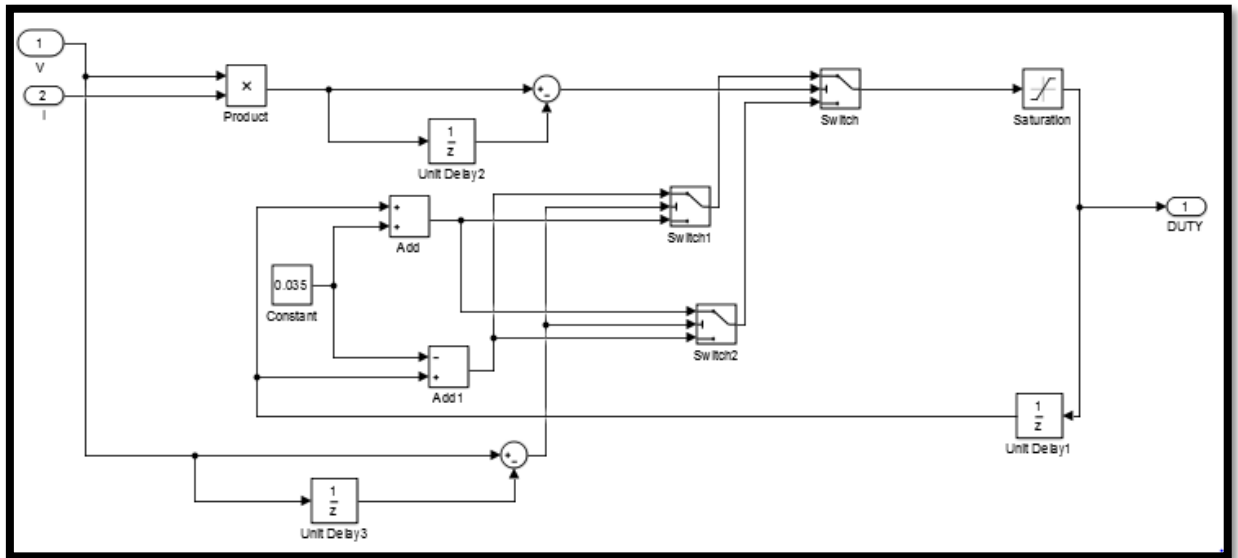


Figure II.16. la puissance de panneau

Chapitr II : Stratégies de poursuite du point de puissance maximale (MPPT) dans les systèmes photovoltaïques



FigureII.17. Model Simulink MPPT

II-8- Conclusion

En conclusion, on retient plusieurs points importants

- **Amélioration du rendement :** le MPPT permet de maximiser la puissance extraite des conditions de fonctionnement. cela se traduit par une production d'énergie accrue pouvant atteindre 35% de plus par rapport à un système sans MPPT.
- **Fonctionnement optimal :** le MPPT garantit que les panneaux solaires fonctionnent toujours au point de leur courbe caractéristique ou la puissance produit est maximale. ceci est important car les conditions d'ensoleillement varient tout au long de la journée.
- **Adaptabilité :** le MPPT s'adapte automatiquement aux changement d'ensoleillement et de température, garantissant une production d'énergie optimal en tout circonstance.
- **indépendance de la charge :** le MPPT permet une production optimisée indépendamment de l'état de charge de la batterie, contrairement aux systèmes sans MPPT

Chapitre III :
Fondamentaux des réseaux de
neurones artificiels et leurs
applications

III-1- Introduction

Un réseau de nuerons artificiel, ou réseau neuronal artificiel, est un système dont la conception s'inspire à l'origine schématiquement du fonctionnement des neurones biologiques et an ensuite converge avec des méthodes statistiques. Les réseaux de neurones sont généralement optimisés à l'aide de méthodes d'apprentissage probabilistes, notamment bayésiennes. Elles se positionnent, d'une part, dans le domaine des applications statistiques, en l'enrichissant d'un ensemble de paradigmes de classifications rapides (réseaux Kohner notamment), et d'autre part, dans la famille des méthodes d'intelligence artificielle. Ils fournissent un mécanisme de perception indépendant, distinct des propres idées de ce lui qui les met en œuvre, et fournissent des informations pour un raisonnement logique formel (voir Deep Learning). Dans le domaine de la modélisation des circuits biologiques, ils permettent de tester certaines hypothèses fonctionnelles issues de la neurophysiologie ou d'examiner les conséquences de ces hypothèses pour les comparer à la réalité.

III-2- Aperçu historique

Les réseaux de neurones artificiels sont construits sur un paradigme biologique, plus précisément ce lui du neurone formel, tout comme les algorithmes génétiques s'inspirent de la sélection naturelle. Cette métaphore biologique a pris de l'importance aux côtés des concepts de cybernétique et de biocybernétique. Comme l'on dit Yann Le Cun, cela ne prétend pas décrire le cerveau plus qu'une aile d'avion ne reproduit celles d'un oiseau [27]. Il est important de noter que le rôle des cellules gliales n'est pas pris en compte.

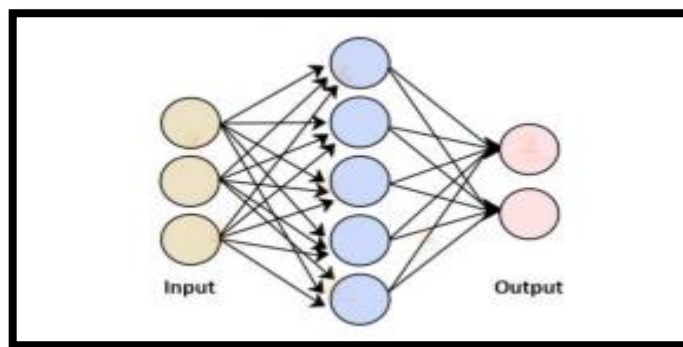


Figure III.1. Simplifiée d'un réseau de neurones artificiels

L'histoire des réseaux de neurones remonte plus loin qu'un ne le pense généralement. Alors que la notion de "machine pensante" peut être retracée jusqu'à la Grèce antique, nous

nous concentrons sur les jalons pivot aux qui ont orienté le développement de la pensée des réseaux de neurones, leur popularité fluctuant au fil des années :

1. 1943: Warren S. McCulloch et Walter Pitts ont publié "A logiciel calculus of the ideas immanent in nervous activité" (Un calcul logique des idées immanentes à l'activité nerveuse). Cette recherche visait à comprendre comment le cerveau humain génère des schéma complexes via des cellules cérébrales interconnectées, c'est-à-dire des neurones. Un concept pivot issue de ce travail était l'analogie entre les neurones à seuil binaire et la logique booléenne, caractérisée par des instructions 0/1 ou vrai/faux.
2. 1958: Frank Rosenblatt est crédité du développement du perceptron, documenté dans sa recherche intitulée "The Perceptron: A Probabiliste Model for Information Storage and Organisation in the Brian" (Le Perceptron: Un modèle probabiliste pour le stockage et l'organisation de l'information dans le cerveau). Rosenblatt est allé plus loin que McCulloch et Pitts en introduisant la notion de poids dans l'équation. En utilisant un IBM 704, Rosenblatt a réussi à apprendre à un ordinateur à distinguer les cartes marquées à gauche de celles marquées à droite.
3. 1974: Alors que de nombreux chercheurs ont contribué au concept de rétro propagation, Paul Werbos est devenu la première personne aux États-Unis à observer son applicabilité aux réseaux de neurones dans sa thèse de doctorat.
4. 1989: Yann Le Cun a publié un article illustrant comment les contraintes de la rétro propagation et leur intégration dans l'architecture des réseaux de neurones pouvaient être exploitées pour l'entraînement des algorithmes. Cette recherche a utilisé un réseau de neurones pour reconnaître des chiffres manuscrits provenant de codes postaux fournis par le service postal des États-Unis.

III-3- Fonctionnement des réseaux de neurones artificiels

Un réseau de neurones artificiels s'appuie en général sur un grand nombre de processeurs fonctionnant en parallèle et organisés en couches. La première couche reçoit des entrées d'informations brutes, un peu comme les nerfs optiques dans le traitement du signal visuel humain.

Suite à cela, chaque couche reçoit les sorties d'information de la couche précédente. Ce processus reflète l'expérience humaine, où les neurones reçoivent des signaux de neurones proches du nerf optique. La dernière couche, quant à elle, produit les résultats du système.

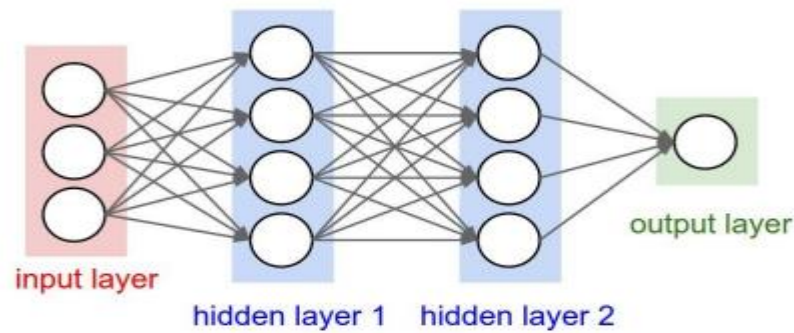


Figure III.2. fonctionnement du réseau neuronal artificiel

Les réseaux de neurones artificiels, grâce à un algorithme, permettent aux ordinateurs d'apprendre à partir de nouvelles données. Les ordinateurs équipés de réseaux de neurones apprennent à effectuer une tâche en analysant des exemples à des fins d'entraînement. Ces exemples ont été préalablement étiquetés, permettant au réseau de comprendre ce qu'ils représentent.

Par exemple, un réseau de neurones artificiel peut être utilisé pour enseigner la reconnaissance d'objets à un ordinateur. Un large ensemble d'objets de la même catégorie est présenté au réseau de neurones, et l'ordinateur apprend à identifier cet objet dans de nouvelles images en analysant les motifs récurrents dans les images d'exemple. Ainsi, en examinant des milliers de photos de chats, le réseau de neurones apprendra à reconnaître un chat dans n'importe quelle image.

Contrairement à d'autres types d'algorithmes, les réseaux de neurones ne peuvent pas être directement programmés pour effectuer une tâche. Similaire au développement du cerveau d'un enfant, leur unique directive est d'apprendre. Cependant, on distingue trois méthodes d'apprentissage distinctes.

Apprentissage supervisé 1 :

Dans cette méthode, l'algorithme s'entraîne sur un ensemble de données étiquetées et s'ajuste jusqu'à ce qu'il puisse traiter le jeu de données pour obtenir le résultat souhaité.

Apprentissage non supervisé 2 :

Dans ce cas, les données ne sont pas étiquetées. Le réseau de neurones analyse le jeu de données, et une fonction de coût l'informe de son écart par rapport au résultat souhaité. Le réseau s'adapte pour améliorer la précision de l'algorithme.

Apprentissage par renforcement :

Ici, le réseau de neurones est renforcé pour les résultats positifs et pénalisé pour les résultats négatifs. Cela lui permet d'apprendre et de s'améliorer au fil du temps, de la même manière qu'un humain apprend progressivement de ses erreurs.

III-4- Applications

Grace à leurs capacités de classification et de généralisation, les réseaux de neurones artificiels trouvent un large éventail d'applications dans divers problèmes statistiques. Ils sont utilisés efficacement dans;

III.4.1. Classification des espèces animales à partir de l'analyse d'ADN

Les réseaux de neurones sont utilisés pour classifier les espèces animales en fonction de l'analyse d'AND.

III.4.2. Classification d'images

Les réseaux de neurones excellent dans les tâches de classification d'images, telles que la reconnaissance de formes. Exemples : la reconnaissance optique de caractères (OCR) pour les banques afin de vérifier les montanistes des chèques et les services postaux pour trier le courrier par codes postaux. Ils sont également utilisés dans l'automatisation des robots' mobiles autonomes.

III.4.3. Approximation de fonction

Les réseaux de neurones peuvent approximer des fonctions inconnues.

III.4.4. Modélisation accélérée de fonctions complexes

Ils accélèrent la modélisation de fonctions connues mais complexes sur le plan du calcul. Par exemple, certaines fonctions d'inversion sont utilisées pour décoder les signaux de télédétection des satellites en données de surface de la mer.

III.4.5. Estimations de séries temporelles

Les réseaux de neurones sont appliqués dans l'analyse de séries temporelles, comme l'analyse de données de capteurs.

III.4.6. Reconnaissance vocale et musicale

Ils sont utilisés dans les applications de reconnaissance vocale et musicale.

III.4.7. Modélisation des systèmes chaotique

Les réseaux de neurones trouvent une application en météorologie pour la classification des conditions atmosphériques et la prévision statistique du temps. Ils sont également utilisés dans l'inspection des structures hydrauliques pour comprendre les phénomènes physiques liés aux déplacements, aux sous-pressions et aux fuites.

III.4.8. MPPT (Maximum Power Point Tracking) dans les systèmes photovoltaïques

Les réseaux de neurones artificiels sont utilisés dans l'optimisation du MPP, un élément critique des systèmes photovoltaïques. Ils améliorent l'efficacité de la capture de l'énergie solaire en ajustant en permanence le point de fonctionnement des panneaux photovoltaïques pour maximiser la production d'électricité, en tenant compte des conditions environnementales variables telles que l'ensoleillement, la température et l'ombrage. Cela permet aux systèmes photovoltaïques d'exploiter l'énergie solaire plus efficacement et d'augmenter la production globale d'énergie.

Ces exemples démontrent la polyvalence et l'utilité pratique des réseaux de neurones artificiels dans divers domaines et types de problèmes, y compris leur rôle précieux dans l'optimisation des systèmes photovoltaïques grâce au MPPT.

III-5- Conclusion

En résumé, un réseau de neurones artificiels, ou réseau neuronal, est un système informatique inspiré par le fonctionnement du cerveau humain pour faciliter l'apprentissage. Cette technologie appartient au domaine de l'intelligence artificielle, plus particulièrement à la famille du Deep Learning. Elle offre une approche puissante pour la résolution de problèmes et l'analyse de données, trouvant des applications dans divers domaines allant de la reconnaissance d'images à la prévision météorologique et à l'optimisation des systèmes photovoltaïques grâce au MPP. Alors que les réseaux de neurones artificiels continuent d'évoluer et de progresser, ils ont le potentiel de stimuler de nouvelles innovations et améliorations dans le domaine de l'intelligence artificielle et au-delà.

Chapitr IV :
Résultats et Simulation du
MPPT utilisant les ANN pour
les Systèmes PV

IV-1- Introduction

Dans cette section introductive, notre objectif principal est d'orienter le lecteur vers le thème central du chapitre IV, qui tourne autour de la mise en œuvre pratique des techniques de Suivi du Point de Puissance Maximum (MPPT) utilisant les Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) dans l'environnement MATLAB. Ce chapitre est le pont entre la théorie et l'application réelle, où nous traduisons les concepts théoriques discutés dans les chapitres précédents en solutions concrètes et pratiques.

Au fur et à mesure que nous avançons, nous approfondirons les complexités méthodologiques de notre approche, qui implique l'entraînement des ANN en utilisant des données collectées à partir de simulations de la méthode Perturba and Observe (P&O) MPPT sous divers scénarios climatiques. L'objectif crucial est de démontrer comment les ANN peuvent améliorer l'efficacité du MPPT dans les systèmes photovoltaïques et, ce faisant, contribuer à l'utilisation durable de l'énergie solaire.

À la fin de ce chapitre, les lecteurs auront acquis une compréhension approfondie de la manière dont les ANN peuvent être utilisés efficacement pour optimiser les performances des systèmes photovoltaïques, et ils seront équipés d'informations sur les aspects pratiques de la mise en œuvre de ces technologies dans un cadre de simulation basé sur MATLAB.

À travers une exploration détaillée de la collecte de données, du prétraitement, de l'architecture des RNA, des processus de formation et de l'évaluation des performances, ce chapitre pose les bases des discussions ultérieures, offrant une vue d'ensemble complète de l'intégration pratique des ANN pour améliorer l'efficacité et la durabilité de la production d'énergie solaire [16].

IV-2- Méthodologie MPPT basée sur les ANN

Dans cette section, nous présentons une analyse détaillée de la méthodologie employée dans ce chapitre, un composant critique dans la mise en œuvre des techniques de Suivi du Point de Puissance Maximum (MPPT) utilisant les Réseaux de Neurones Artificiels (ANN) dans l'environnement MATLAB. La méthodologie comprend les étapes clés suivantes :

IV.2.1- Collecte de données

La phase initiale de notre méthodologie implique la collecte de données à partir de simulations de la méthode Perturba and Observe (P&O) MPPT réalisées sous une gamme diversifiée de scénarios climatiques. La collecte de données sert de pierre angulaire pour la formation et l'évaluation de notre modèle MPPT basé sur les ANN. Cette sous-section fournit des informations détaillées sur le processus de collecte de données [17].

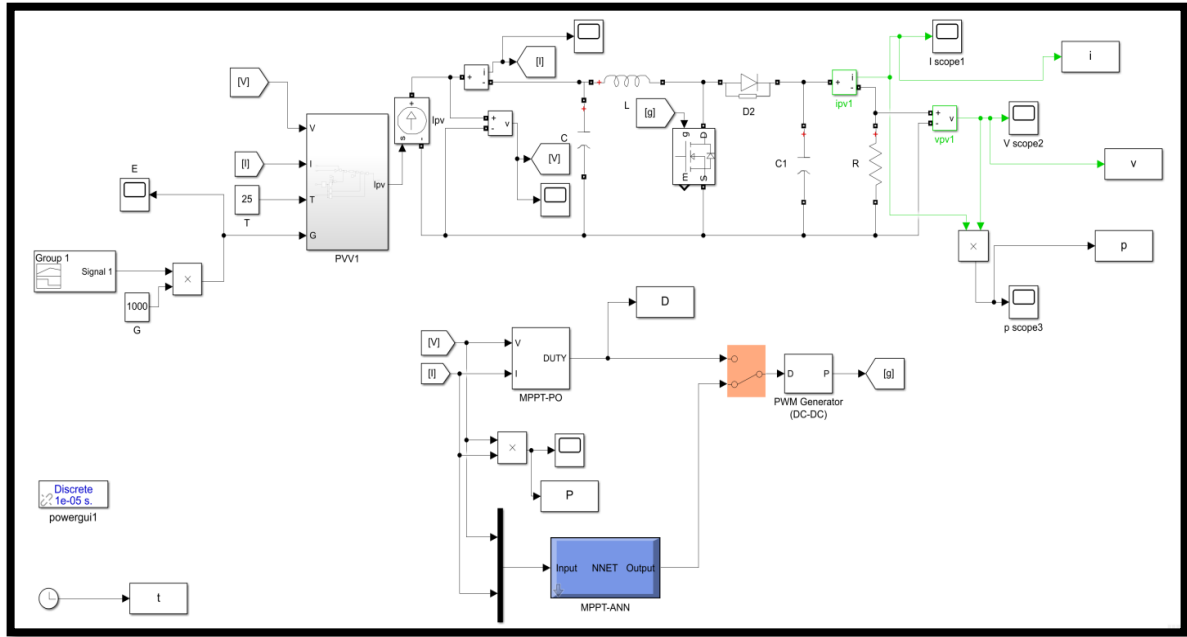


Figure IV 1. Modèle Simulink de suiveur de (MPPT) basé sur les réseaux de (ANN) avec (PV)

L'image illustre les étapes du processus de collecte de données utilisé pour simuler l'algorithme de suivi du point de puissance maximale (MPPT) par perturbation et observation (P&O) dans divers scénarios climatiques. Le processus se concentre principalement sur la collecte de données pertinentes, en particulier les variables d'entrée et leur influence sur la variable de sortie unique, le rapport cyclique noté « D », sur une période de simulation de 2 seconde. Pour garantir la cohérence, un intervalle de temps discret (T_s) de $1e-5$ est utilisé, ce qui garantit la précision et la fiabilité tout au long du processus. Cette figure sert de référence essentielle, résumant les étapes fondamentales de l'agrégation des données vitales pour la formation et l'évaluation ultérieures du modèle MPPT piloté par réseau de neurones artificiels (ANN) [17].

IV.2.2- Conception du Modèle de ANN

Un nouveau Réseau de Neurones Artificiels (ANN) a été élaboré en se basant sur les données collectées à partir de la méthode de Perturbation et Observation (P&O).

Le réseau de neurones artificiels est composé de trois couches : une couche d'entrée, une couche cachée et une couche de sortie, comme illustré dans la figure IV 2.

L'entraînement du ANN peut être réalisé à l'aide de la tension et du courant du réseau photovoltaïque, de l'irradiance solaire et de la température, ou de toute combinaison de ces paramètres.

L'apprentissage du réseau de neurones est effectué en mettant à jour les poids à l'aide de l'algorithme de rétropropagation Levenberg-Marquardt avec la tension et le courant du panneau solaire en tant qu'entrées.

La couche cachée est constituée de quinze neurones et utilise une fonction d'activation sigmoïde tangentielle pour produire sa sortie, tandis que les neurones de la couche de sortie sont entraînés avec une fonction d'activation linéaire.

La performance du réseau de neurones est analysée à travers son erreur quadratique moyenne (EQM-MSE), calculée selon l'équation suivante :

$$MSE = \sum_{i=0}^{12} [y(i) - \hat{y}(i)]^2 \quad (IV\ 1)$$

Dans cette expression, $y(k)$ désigne la sortie mesurée et $\hat{y}(k)$ désigne la sortie souhaitée, où N représente le nombre de motifs d'entraînement.

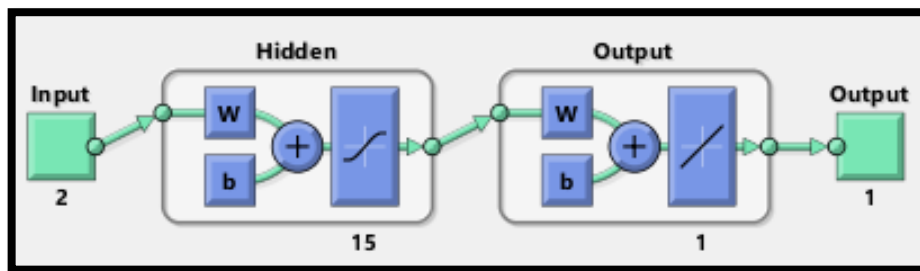


Figure IV 2. Structure du Réseau de Neurones

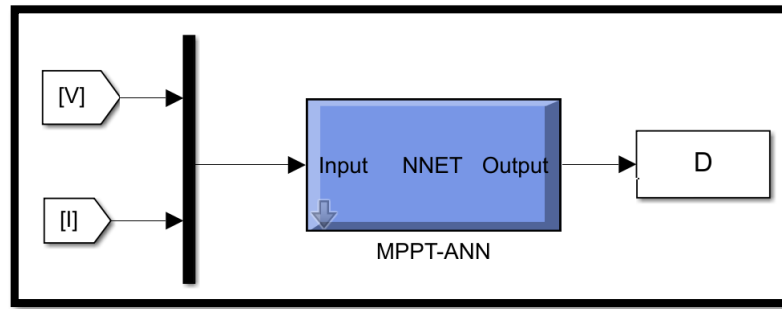


Figure IV 3. Modèle Simulink du contrôleur basé sur les réseaux de neurones

La sélection des caractéristiques est cruciale pour la performance du modèle, consistant à identifier les paramètres climatiques et les variables ayant l'influence la plus significative sur l'optimisation du suivi du point de puissance maximale (MPPT). Ces caractéristiques sélectionnées sont essentielles pour la précision et l'efficacité du modèle ANN.

Suite à l'exécution de la simulation Perturba and Observe (P&O) et à la collecte des données, celles-ci sont réparties dans l'outil Neural Fit Ting (nftool) comme suit :

- Entraînement: 70 %
- Validation: 15 %
- Test: 15 %

Elle offre une vue d'ensemble des paramètres de configuration du réseau, mettant en avant la couche critique connue sous le nom de couche cachée dans le réseau neuronal de fit Ting. La figure souligne la configuration sélectionnée, composée d'une couche cachée comprenant 10 neurones.

200001 données collectées à partir de l'algorithme Perturb and Observe sont utilisées pour l'entraînement. Une partie des données utilisées pour l'entraînement est présentée dans le tableau ci-dessous.

L'avantage de l'algorithme proposé est que le temps nécessaire pour suivre le PPM est plus rapide. Les paramètres du réseau PV varient avec le temps, donc le réseau neuronal doit être entraîné régulièrement pour assurer un suivi exact du PPM. L'entrée du sous-système du panneau PV, c'est-à-dire l'irradiation, a été variée comme suit.

data			
200001x3 double			
	1	2	3
30319	15.8064	4.0001	0.2450
30320	15.8194	3.9969	0.2100
30321	15.8361	3.9928	0.1750
30322	15.8536	3.9885	0.1400
30323	15.8687	3.9847	0.1050
30324	15.8801	3.9818	0.1400
30325	15.8879	3.9798	0.1750
30326	15.8922	3.9787	0.2100
30327	15.8930	3.9785	0.2450
30328	15.8903	3.9792	0.2800
30329	15.8840	3.9808	0.3150
30330	15.8743	3.9833	0.3500
30331	15.8611	3.9866	0.3850
30332	15.8466	3.9902	0.3500
30333	15.8348	3.9932	0.3150
30334	15.8277	3.9949	0.2800
30335	15.8254	3.9955	0.2450
30336	15.8278	3.9949	0.2100
30337	15.8350	3.9931	0.1750
30338	15.8469	3.9902	0.1400
30339	15.8631	3.9861	0.1050
30340	15.8812	3.9815	0.1400
30341	15.8994	3.9769	0.1750
30342	15.9170	3.9723	0.2100
30343	15.9324	3.9683	0.2450
30344	15.9442	3.9651	0.2800
30345	15.9524	3.9630	0.3150
30346	15.9571	3.9617	0.3500

Figure IV 4. Ensemble de données d'entraînement utilisé pour les ANN

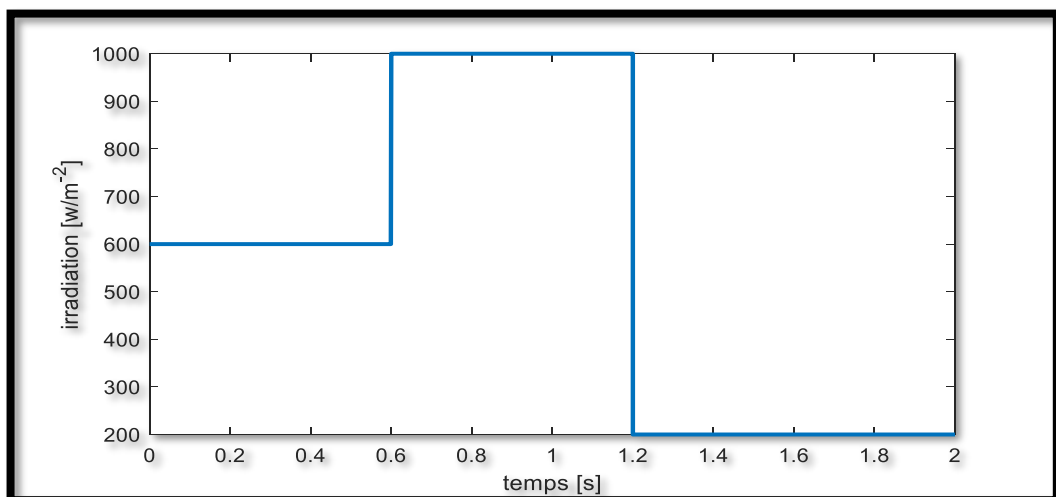


Figure IV 5. Variation de l'ensoleillement en fonction du temps (Générateur de signaux)

IV-3- Résultats et Discussion

IV.3.1- Caractéristiques de Régression

Les caractéristiques de régression obtenues, en utilisant l'ensemble de données obtenu à partir de la méthode MPPT P&O, sont les suivantes.

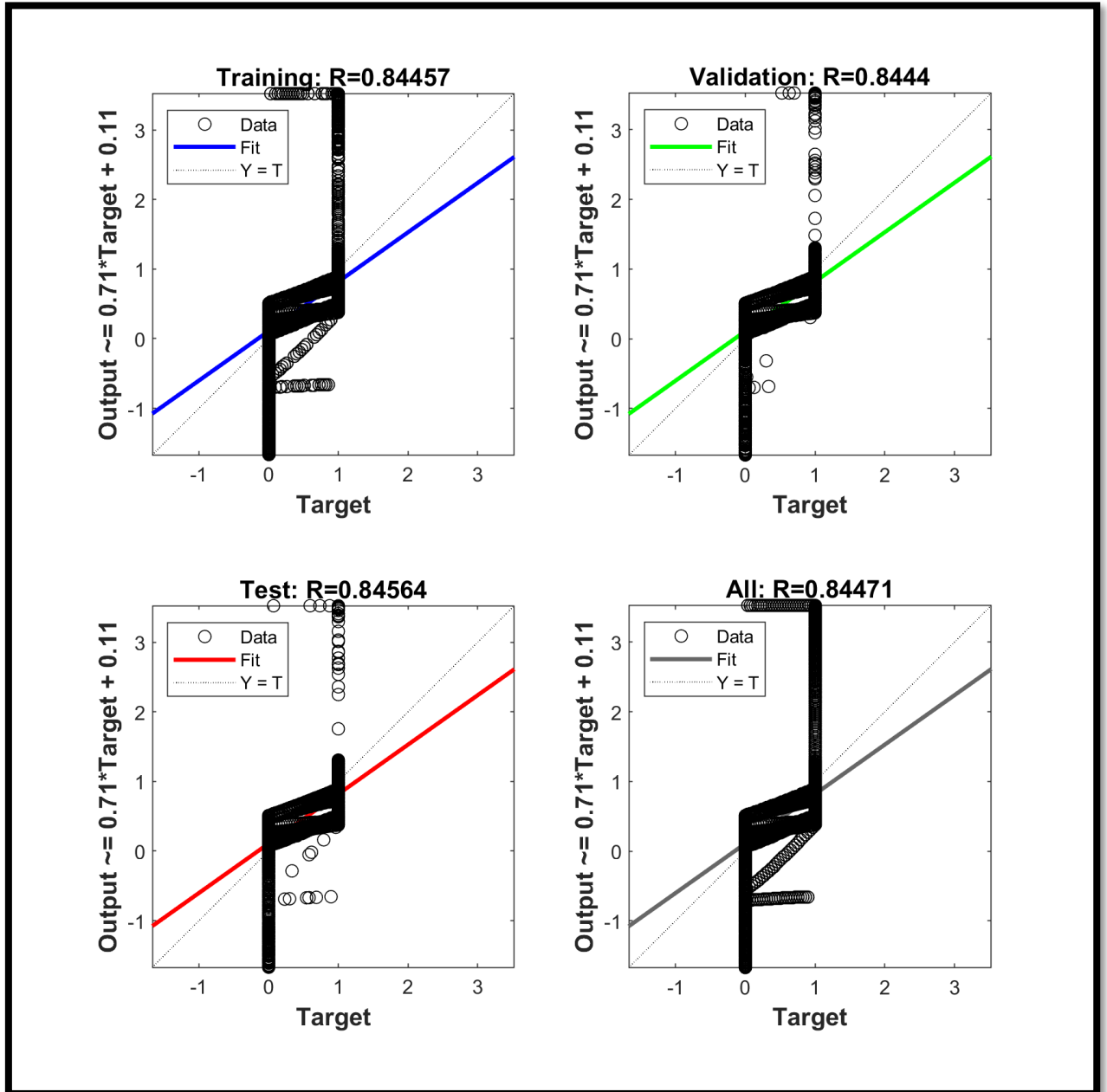


Figure IV 6. Caractéristiques de régression

L'ajustement idéal présente le coefficient de régression R égal à 1. Mais dans les scénarios pratiques, R=1 n'est jamais atteint. Cependant, les ajustements qui donnent des résultats assez bons ont $R > 0.95$. Notre ensemble d'entraînement a une valeur de R égale à

0.84457, tandis que celle de l'ensemble de validation et de l'ensemble de données de test est de 0.8444 et 0.84564 respectivement. Notre coefficient de régression global s'élève à $R=0.84471$. La droite passant par l'origine est la droite d'ajustement parfaite, obtenue dans des scénarios idéaux. À des fins pratiques, les valeurs aberrantes, représentées par des cercles noirs, doivent se situer le long de la droite d'ajustement parfaite, comme indiqué dans la figure ci-dessus.

IV.3.2- Évaluation de la performance

Cette sous-section est dédiée à l'évaluation du système MPPT basé sur le ANN implémenté.

Results			
	 Samples	 MSE	 R
 Training:	1400001	5.89471e-2	8.44574e-1
 Validation:	300000	5.91134e-2	8.44402e-1
 Testing:	300000	5.86270e-2	8.45644e-1

Figure IV 7. Training results

Cette figure présente les résultats de l'entraînement du modèle de Réseau de Neurones Artificiels (ANN) pour la mise en œuvre du suivi du point de puissance maximale (MPPT). Les résultats sont affichés sous forme de tableau, mettant en évidence des métriques critiques telles que le nombre d'échantillons, l'erreur quadratique moyenne (MSE) et le coefficient de détermination (R-carré) pour les phases d'entraînement et de validation/test.

Dans le tableau, la phase d'entraînement comprend 1400001 échantillons, atteignant un MSE d'environ $5.8e-2$ et une valeur de R-carré d'environ 0,84. De même, la phase de validation/test comprend 300000 échantillons, avec un MSE d'environ $5.9e-2$ et une valeur de R-carré d'environ 0,844. Ces métriques servent d'indicateurs de la performance du modèle ANN et de sa capacité à prédire et optimiser avec précision le processus de MPPT.

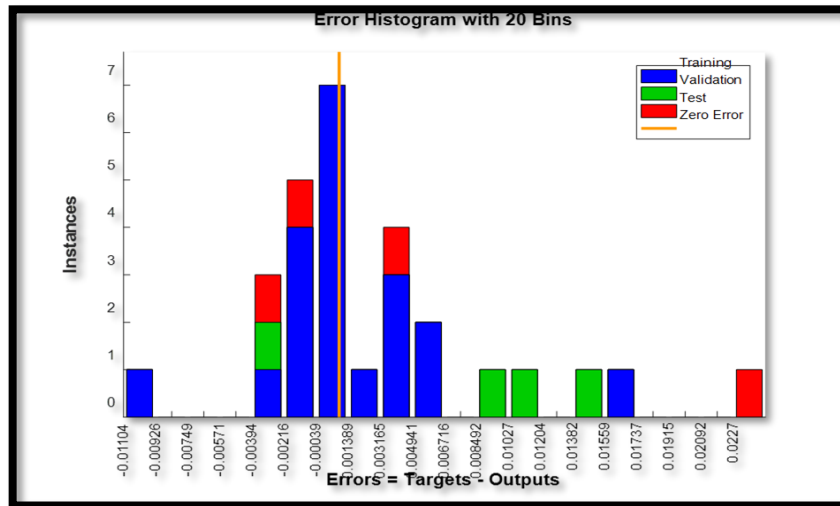


Figure IV 8. Error Histogram with 20 Bin

Cette figure affiche un histogramme des erreurs avec 20 bis, fournissant une représentation visuelle de la distribution des erreurs dans le modèle de Réseau de Neurones Artificiels (ANN) pour la mise en œuvre du suivi du point de puissance maximale (MPPT). L'histogramme inclut des données des phases d'entraînement, de validation et de test. L'axe des x représente les valeurs d'erreur, tandis que l'axe des y indique la fréquence ou le nombre d'erreurs dans chaque bin [18].

IV.3.3- Tension, Courant, Puissance de Sortie du Système Utilisant la Technique P&O

Simulation de la méthode MPPT Perturber et Observer (P&O) dans divers scénarios climatiques

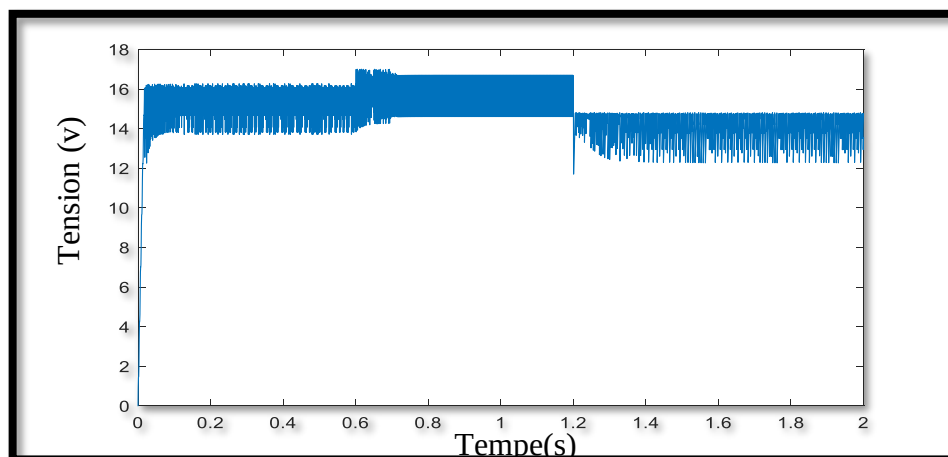


Figure IV 9. Tension de Sortie du Système Utilisant la Technique P&O

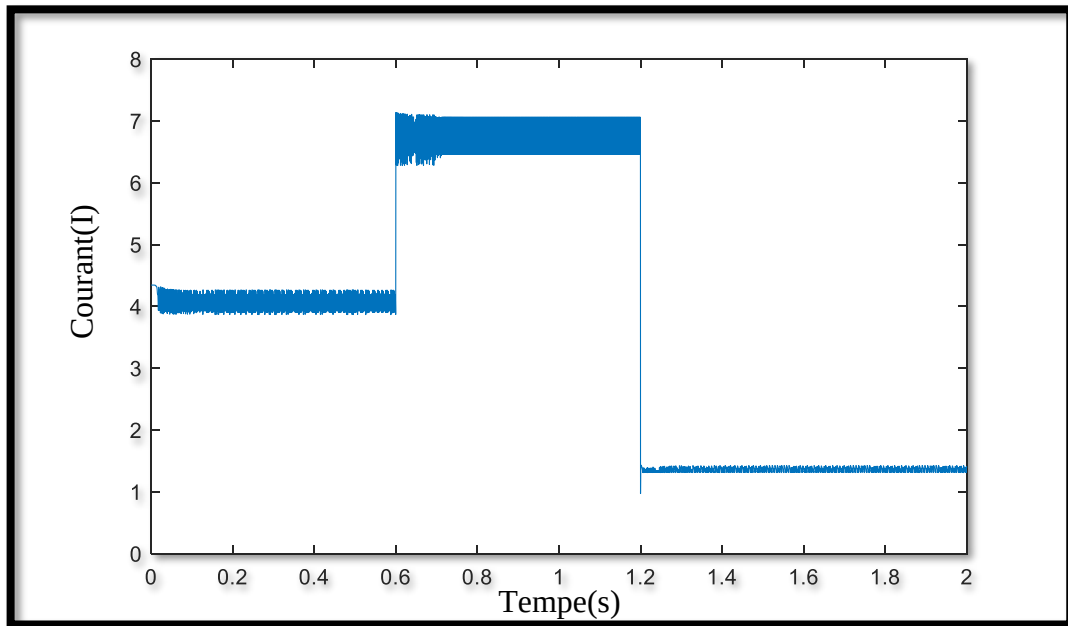


Figure IV 10. Courant de Sortie du Système Utilisant la Technique P&O

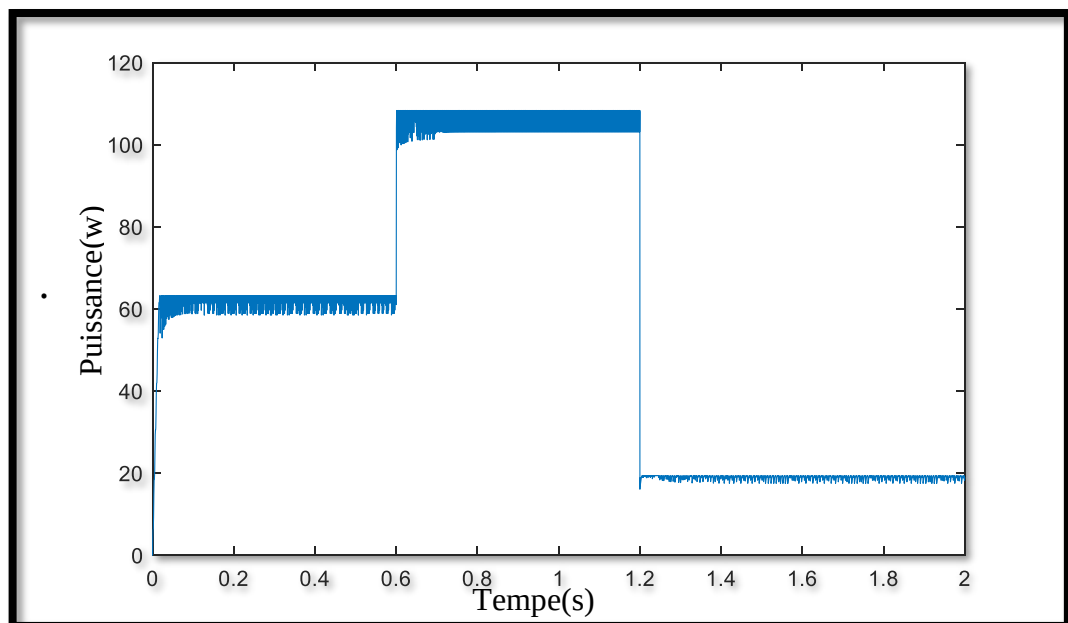


Figure IV 11. Puissance de Sortie du Système Utilisant la Technique P&O

IV.3.4- Tension, Courant, Puissance de Sortie du Système Utilisant la Technique RNA

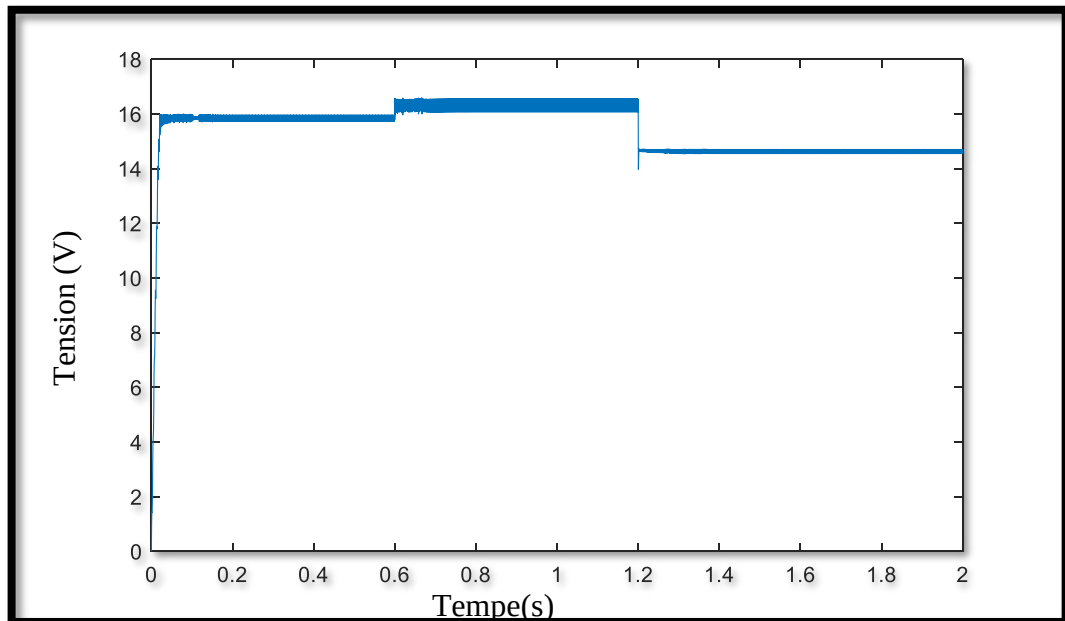


Figure IV 12. Tension de Sortie du Système Utilisant la Technique ANN

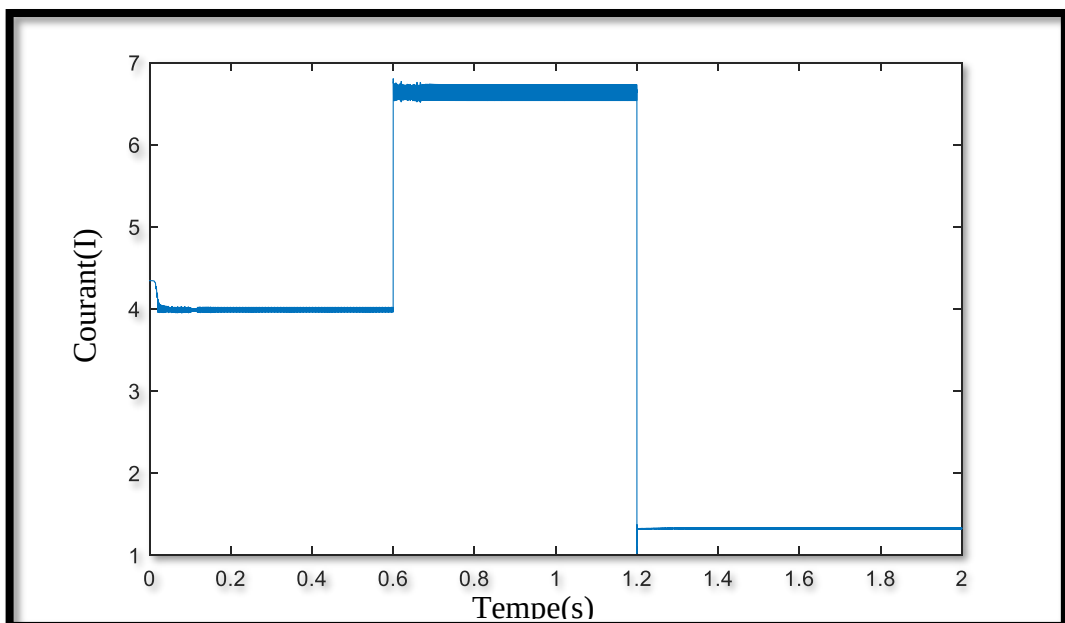


Figure IV 13. Courant de Sortie du Système Utilisant la Technique ANN

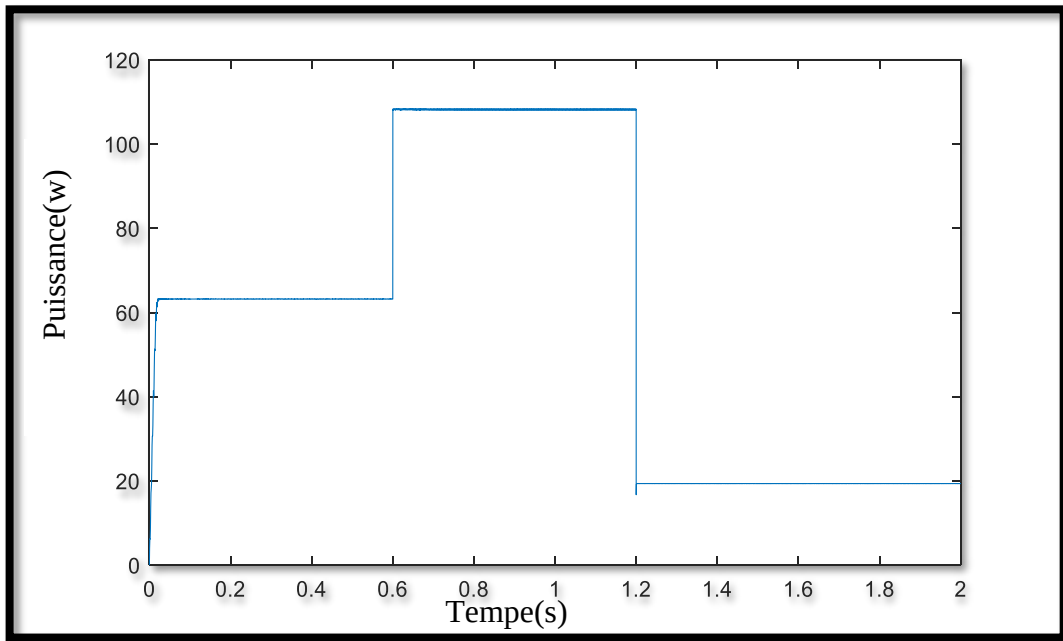


Figure IV 14. Puissance de Sortie du Système Utilisant la Technique ANN

IV.3.5- Comparaison des Résultats de P&O et ANN

Une analyse comparative des performances de la puissance et des tensions suivies par le contrôleur MPPT est effectuée sur la base de divers paramètres du système de contrôle tels que l'efficacité, les ondulations, la stabilité et le temps d'établissement.

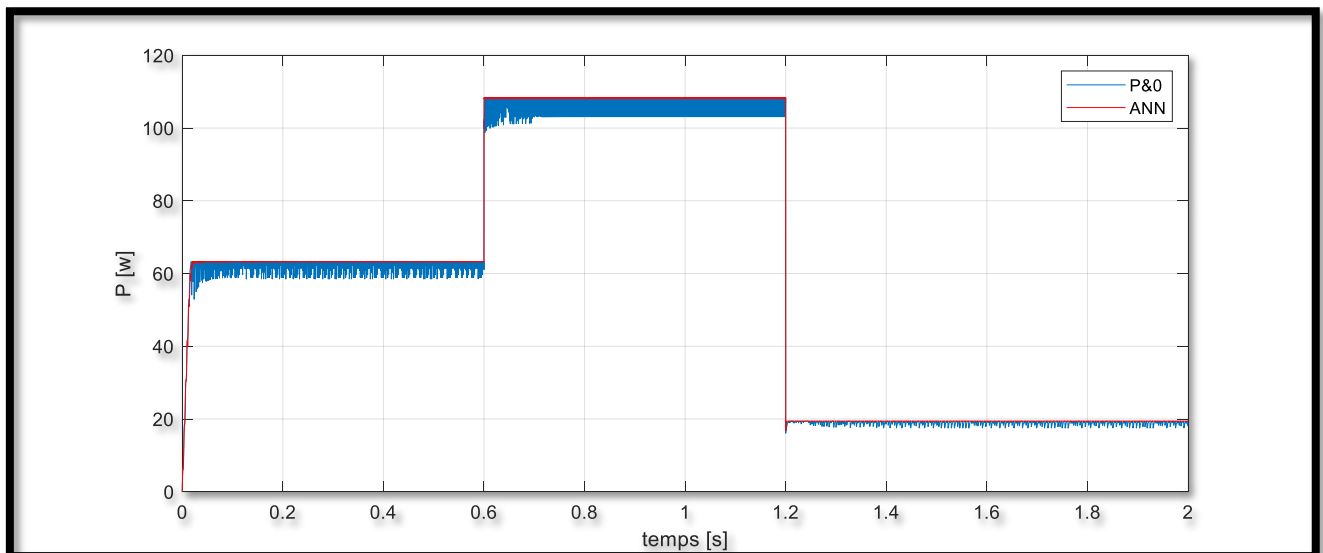


Figure IV 15. Comparaison de la Puissance de P&O et ANN

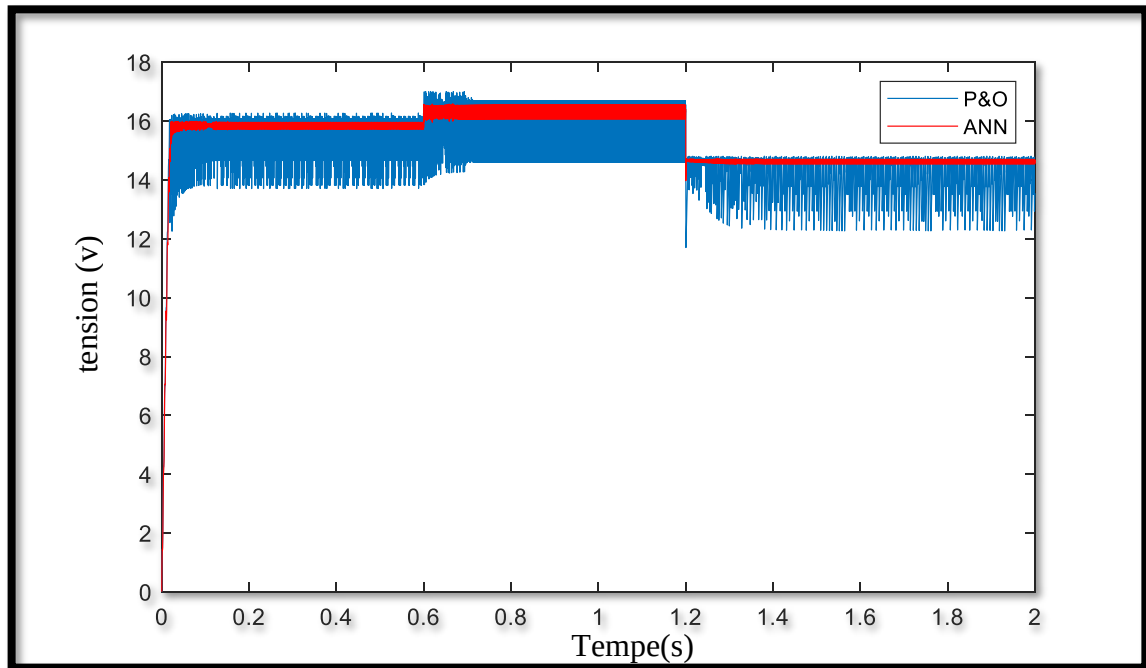


Figure IV 16. Comparaison des Tensions de P&O et ANN

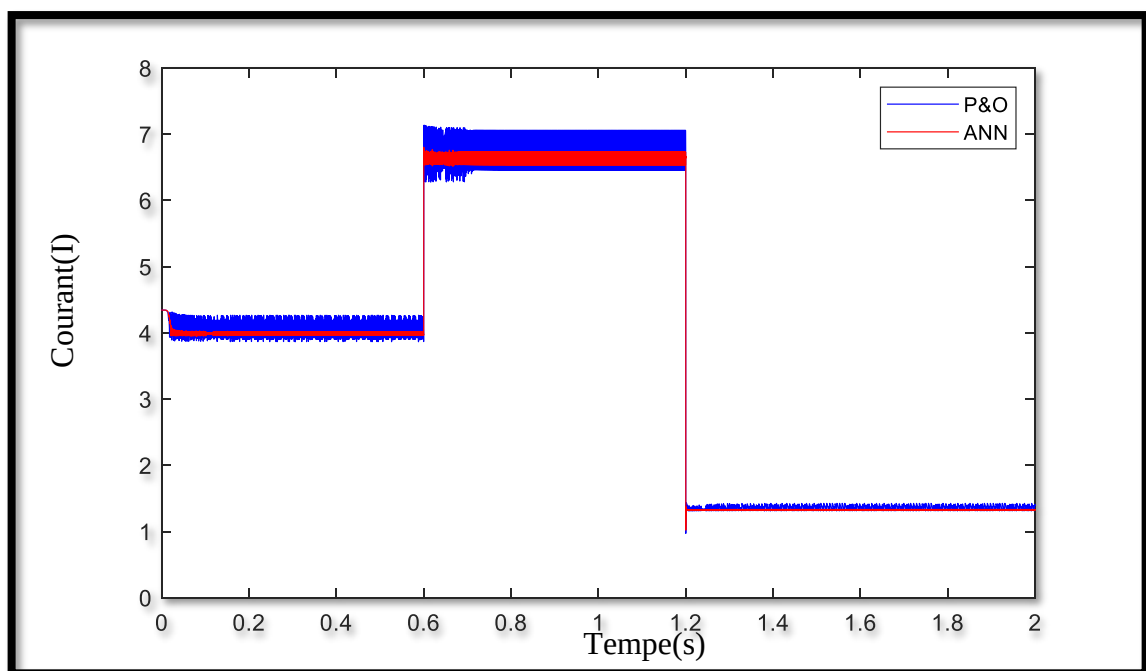


Figure IV 17. Comparaison des courants de P&O et ANN

Notre comparaison montre que le modèle mis en œuvre à l'aide de la technique MPPT ANN offre une efficacité plus élevée par rapport à la technique MPPT P&O. De plus, le modèle ANN donne des ondulations de tension et de courant bien moindres par rapport au modèle P&O. Sur la base des paramètres donnés, on peut facilement conclure que l'ANN offre de meilleures performances sur le système PV autonome [19].

IV-4- Conclusion

Ce chapitre a mis en lumière une comparaison significative entre les techniques P&O et ANN pour le suivi de la puissance maximale dans un système PV autonome. En utilisant un convertisseur Boost DC-DC, les performances des deux approches ont été évaluées sous diverses conditions d'irradiation. Les résultats obtenus indiquent que l'utilisation du réseau neuronal artificiel (ANN) présente des avantages notables par rapport à la méthode Perturber et Observer (P&O).

L'efficacité de l'approche ANN s'est avérée supérieure à celle de la méthode P&O, avec une puissance maximale suivie plus élevée et des ondulations de tension et de courant réduites. De plus, l'ANN a démontré une meilleure performance dynamique, capable de suivre les changements de PPM de manière plus précise et réactive.

Ces résultats confirment l'utilité et l'efficacité des réseaux neuronaux dans le suivi du point de puissance maximale des systèmes photovoltaïques. Ils ouvrent également la voie à des applications plus larges de l'apprentissage automatique dans l'optimisation des systèmes énergétiques renouvelables, offrant ainsi des perspectives prometteuses pour l'amélioration des performances des installations solaires autonomes.

Conclusion Générale

Conclusion Générale

En conclusion, l'intégration des réseaux de neurones artificiels dans les systèmes photovoltaïques pour le suivi du point de puissance maximale représente une avancée technologique prometteuse pour améliorer l'efficacité de l'énergie solaire. Les algorithmes traditionnels de suivi du MPPT sont limités par certaines contraintes qui peuvent être surmontées grâce à l'intelligence artificielle, permettant ainsi une réponse plus rapide et plus précise aux changements environnementaux dynamiques.

Les réseaux de neurones artificiels se distinguent par leur capacité à apprendre et à s'adapter à des schémas complexes, ce qui améliore considérablement les performances des systèmes photovoltaïques. Cette capacité d'adaptation permet d'optimiser la production d'énergie, de réduire les pertes et de garantir un fonctionnement maximal du système en tout temps. De plus, cette approche renforce la dépendance aux sources d'énergie renouvelable, réduisant ainsi la dépendance aux combustibles fossiles et contribuant à la préservation de l'environnement et à la réduction des émissions de carbone.

Les résultats expérimentaux et les études actuelles montrent que l'utilisation des réseaux de neurones artificiels dans les systèmes photovoltaïques est non seulement réalisable, mais également extrêmement bénéfique. Avec la poursuite de la recherche et du développement dans ce domaine, on peut s'attendre à voir des améliorations continues et une plus grande application de cette technologie à l'avenir.

Ainsi, l'intégration des réseaux de neurones artificiels dans les systèmes photovoltaïques pour le suivi du point de puissance maximale représente une opportunité importante pour améliorer l'efficacité et la durabilité des systèmes d'énergie solaire, conduisant ainsi vers un avenir plus propre et plus durable dans le secteur de l'énergie. Grâce à davantage de recherche et de développement, cette technologie peut jouer un rôle central dans la transition vers une économie mondiale plus axée sur les énergies renouvelables.

Références

Références

- [1] Mémoire-université blida 1 les systèmes photovoltaïques
- [2] Terreolaire.com /blog / comprendre-le-solaire-du-photovoltaïque 2 /.
- [3] My power. Engie. Fr/coneils/panneaux-solaires/panneau-solaire-photovoltaïque /types-cellules-solaire-html.
- [4] AOUI Saliha “ Modélisation et commande d’un système de pompage photovoltaïque“
thèse magister UNITVERSTTE FERHAT ABBAS-SETIF1
- [5] WWW.archi-energies Renouvelable Vol-16N° 3(2013)485-498
- [6] Y. JAUTALD, T. BOUDOL, l’électricité photovoltaïque, site Internet “ Architecture et énergie renouvelable“,2000
- [7] FZ. ZERHOUNI, M. ZEGRAR et A. BOUDGHENE STAMBOULI : "Connexion directe source d'énergie renouvelable verte non polluante photovoltaïque à une charge", Revue des Energies Renouvelables Vol. 12 N°4 (2009) 585-595.
- [8] Y. LALILI" Commande MPPT d'un système photovoltaïque sous radiation uniforme et non- uniforme, Mémoire de Master, Université Mohammed Sedik Benyahta-JUJEL, 2020/2021
- [9] A. BELKAID, "Conception et implémentation d'une commande MPPT de haute performance pour une chaine de conversion photovoltaïque autonome", Thèse de Doctorat en sciences, Université Ferhat Abbas-Sétif, 19/10/2015.
- [10] M. HACID, L. KACI ;" Caractérisation et commande d'un système photovoltaïque", Mémoire de Master, Université Mouloud Mammeri de TIZ1-OUZOU,2021
- [11] OM. BOUKLI-HACENE : "Conception et Réalisation d'un Générateur Photovoltaïque Muni d'un Convertisseur MPPT pour une Meilleure Gestion Energétique". Thèse de Magister, Université Abou Bakr Belkand-lemcen 2011
- [12] MS BENSABOU, SE ARAR : "Etude d'un convertisseur boost pour système photovoltaïque", Mémoire de Master, HIGHER SCHOOL. IN APPLIED SCIENCES Tlemcen, 2020.
- [13] L. TARGANT, S. KHALEF : " Modélisation et simulation d'un système photovoltaïque connecté au réseau électrique", Mémoire de Master. Université Mouloud Mammeri de TIZI-OUZOU.2018
- [14] Kh. Bouchareb, A. Touati ; "Modélisation et Simulation d'un système PV adapté par une commande MPPT basée sur un mode glissant", Mémoire de Master, Université 8Mai 1945-Guelma, 2021

- [15] baroud kendo li, « état de l'art et modélisation des microcentrales », magister en électrotechnique de l'Université mentouri de constantine 2007.
- [16] Y. JAUTARD, T. BOUDOL, L'électricité photovoltaïque, Site Internet "Architecture et énergies renouvelables", 2000.
- [17] Anne, Labourait, Michel, Villon., Energie photovoltaïque que. (Dunod 3e'me e'dition2006). Bernard Eque, Energie solaire photovoltaïque que (Ellipses 2004).
- [18] Huan-Liang Tsai., Ci-Siang Tu., Yi-Jie Su., 2008. Développement d'un modèle photovoltaïque généralisé à l'aide de MATLAB/Simulink. Actes du Congrès mondial sur l'ingénierie et l'informatique, du 22 au 24 octobre, San Francisco, États-Unis.
- [19] Chouder, A., Rahmani, L., Sadaoui, N., Silvestre, S., 2012. Modélisation et simulation d'un système PV connecté au réseau basé sur l'évaluation des principaux paramètres du module PV. Simul. Modèle. Entraînez-vous. Théorie 20, 46-58