



Université du Québec
à Rimouski

ETUDE ET MODELISATION DE LA COMMANDE MPPT AVEC MATLAB

Mémoire présenté

dans le cadre du programme de maîtrise en ingénierie

en vue de l'obtention du grade de maître en sciences appliquées (M. Sc. A.)

PAR

BILEL BEN NASSER

Octobre 2021

Composition du jury :

Mohamed Yasser Hayyani, président du jury, UQAR

Adrian Ilinca, directeur de recherche, UQAR

Richard Lekene, examinateur externe, Kraft Heinz Canada

Dépôt initial le 27 août 2021

Dépôt final le 09 septembre 2021

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À RIMOUSKI
Service de la bibliothèque

Avertissement

La diffusion de ce mémoire ou de cette thèse se fait dans le respect des droits de son auteur, qui a signé le formulaire « *Autorisation de reproduire et de diffuser un rapport, un mémoire ou une thèse* ». En signant ce formulaire, l'auteur concède à l'Université du Québec à Rimouski une licence non exclusive d'utilisation et de publication de la totalité ou d'une partie importante de son travail de recherche pour des fins pédagogiques et non commerciales. Plus précisément, l'auteur autorise l'Université du Québec à Rimouski à reproduire, diffuser, prêter, distribuer ou vendre des copies de son travail de recherche à des fins non commerciales sur quelque support que ce soit, y compris l'Internet. Cette licence et cette autorisation n'entraînent pas une renonciation de la part de l'auteur à ses droits moraux ni à ses droits de propriété intellectuelle. Sauf entente contraire, l'auteur conserve la liberté de diffuser et de commercialiser ou non ce travail dont il possède un exemplaire.

REMERCIEMENTS

C'est avec un grand plaisir que je consacre ces quelques lignes en signe de gratitude et de reconnaissance à tous ceux qui ont contribué à l'élaboration de ce mémoire. Je tiens à rendre un grand hommage à mon directeur de recherche : M. **Adrian Ilinca** qui a suivi de près ce projet avec le sérieux et la compétence qui le caractérisent. Qu'il trouve ici l'expression de ma profonde gratitude pour l'intérêt qu'il n'a jamais cessé de porter au projet, pour sa disponibilité et pour le soutien qu'il m'a prodigué.

RÉSUMÉ

Ce travail présente la démarche complète pour réaliser une simulation de la commande MPPT (Maximum Power Point Tracking) en se basant sur la méthode de perturbation et observation (P&O) et la méthode des réseaux neurones. Une chaîne de commande a été réalisée entre le panneau photovoltaïque et la charge. Pour cela nous avons modéliser et simuler le système dans l'environnements : Matlab/Simulink. Un autre point discuté est la comparaison entre la méthode classique P&O et la méthode dite nouvelle des réseaux de neurones ANN.

Mots clés : [MPPT, P&O, réseaux neurones, Matlab/Simulink]

ABSTRACT

This work presents the complete approach to perform a simulation of the MPPT (Maximum Power Point Tracking) command based on the perturbation and observation (P&O) method and the neural network method. A chain of command has been created between the photovoltaic panel and the load. For this we must model and simulate the system in the environments: Matlab / Simulink. Another point discussed is the comparison between the classical P&O method and the so-called new method of ANN neural networks.

Keywords: [MPPT, P&O, neural networks, Matlab / Simulink]

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	v
RÉSUMÉ.....	Erreur ! Signet non défini.
ABSTRACT	vii
TABLE DES MATIÈRES	viii
LISTE DES TABLEAUX.....	xi
LISTE DES FIGURES.....	xii
LISTE DES ABRÉVIATIONS, DES SIGLES ET DES ACRONYMES	xv
INTRODUCTION GÉNÉRALE.....	1
CHAPITRE 1 l'énergie solaire photovoltaïque	3
1.1. INTRODUCTION.....	3
1.1 L'EFFET PHOTOVOLTAÏQUE	3
1.1.1 Définition.....	3
1.2. PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT DE LA CELLULE PHOTOVOLTAÏQUE :.....	5
1.3. MODULE PHOTOVOLTAÏQUE	6
1.4. CELLULES MISES EN SERIE :	6
1.5. CELLULES MISES EN PARALLELE :.....	7
1.6. CARACTERISTIQUES D'UNE CELLULE PHOTOVOLTAÏQUE.....	7
1.4.1. Influence de l'éclairement	9
1.4.2. Influence de la température	10
1.7. CONCLUSION	12
CHAPITRE 2 Commande MPPT et liaison à la charge.....	13
2.1. INTRODUCTION.....	13

2.2.	LIAISON A TRAVERS UN CONVERTISSEUR DC/DC CONTROLE PAR MPPT	13
2.3.	CONVERTISSEUR STATIQUE DC/DC	14
2.4.	LES COMMANDES MPPT	16
2.5.	PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT	16
2.6.	ALGORITHME PERTUB AND OBSERVATION :	17
2.7.	ALGORITHME DE L'INCREMENTATION DE LA CONDUCTANCE	19
2.8.	ALGORITHME BASE SUR LES RESEAUX NEURONES	20
2.7.1.	RESEAUX NEURONES ARTIFICIEL	20
2.7.2.	Le perceptron et ses structures	21
2.7.3.	Conception du réseau de neurones.....	25
2.7.4.	Fonctionnement.....	25
2.7.5.	Algorithmes d'apprentissage	27
2.7.6.	Rétropropagation de gradient.....	29
2.7.7.	Algorithme de Levenberg-Marquardt	30
2.7.8.	Fonctions d'activation.....	32
CHAPITRE 3 IMPLEMENTATION SUR MATLAB		36
3.1.	INTRODUCTION	36
3.2.	DESCRIPTION DES BLOCS DE SIMULATION	36
3.2.1.	PANNEAU PHOTOVOLTAÏQUE	36
3.3.	LA COMMANDE MLI	38
3.4.	LE HACHEUR BOOST	38
3.5.	LES BLOCS POUR LES ALGORITHMES MPPT	39
3.4.1	La méthode de P&O.....	39
3.4.1	La méthode de réseaux neurones	41
CHAPITRE 4 SIMULATION ET RESULTATS		44
3.6.	SIMULATION DE P&O	44
3.7.	SIMULATION RN	45
3.8.	COMPARAISON DES DEUX METHODES.....	48

3.9. CONCLUSION :	49
CONCLUSION GÉNÉRALE	50
ANNEXES	52
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUE	54

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1 : Comparaison du rapport cyclique théorique et rapport cyclique du P&O.....	39
Tableau 2: tableau de comparaison entre D theorique et D de RN.....	42
Tableau 3: Tableau de comparaison entre les deux méthodes :.....	48

LISTE DES FIGURES

Figure 1 : La jonction P-N.....	4
Figure 2 : Caractéristiques résultantes d'un groupement de NS cellules en série.....	6
Figure 3: Caractéristiques résultantes d'un groupement de NP cellules en parallèle	7
Figure 4 : Caractéristique courant-tension	8
Figure 5 : Courbe courant / tension d'une cellule pour 2 valeurs d'irradiance	9
Figure 6: Courbe puissance / tension d'une cellule pour 2 valeurs irradiance	10
Figure 7: Influence de la température sur la caractéristique I-V d'une cellule solaire	11
Figure 8: Caractéristique P(V) d'un module pour différentes valeurs de température.....	12
Figure 9: liaison entre PV et la charge à travers DC/DC	14
Figure 10: Convertisseur buck classique.....	15
Figure 11: Convertisseur boost classique.....	15
Figure 12: Principe de fonctionnement d'une commande MPPT.....	17
Figure 13: Organigramme de l'algorithme P&O	19
Figure 14: Incremental conductance basic	20
Figure 15: Forme d'un neurone artificiel	21
Figure 16: Réseau à connexions locales.....	22
Figure 17: Réseau à connexions récurrentes	23
Figure 18: Réseau à connexion complète.....	23
Figure 19: Définition des couches de réseau de neurones	24

Figure 20:Structure du réseau de neurones pour la commande MPPT.....	25
Figure 21:Schéma bloc pour l'apprentissage supervisé.....	26
Figure 22:Schéma bloc pour l'apprentissage non-supervisé	27
Figure 23: Algorithmes d'apprentissage (ANN)	28
Figure 24: Etapes d'apprentissage par Rétropropagation de Gradient	30
Figure 25:Etapes de l'algorithme de L-M.....	32
Figure 26: Schéma de bloc de PV	37
Figure 27:Modélisation PV sur Simulink	37
Figure 28: Bloc du signal MLI	38
Figure 29: Schéma bloc convertisseur BOOST.....	38
Figure 30: schéma bloc de P&O.....	39
Figure 31: Face avant de la commande	41
Figure 32: Schéma bloc de ANN.....	42
Figure 33: Schéma bloc de ANN de l'intérieur.....	42
Figure 34: Schéma pour la commande MPPT avec méthode P&O.....	44
Figure 35: Variation des tensions à la sortie du panneau V_{pv} et de la charge V_s (P&O).....	44
Figure 36: Variation du rapport cyclique $D(P\&O)$	45
Figure 37:Variation des courants à la sortie du panneau P_{pv} et de la charge P_s (P&O).....	45
Figure 38: Schéma de simulation pour la commande MPPT par ANN.....	46
Figure 39: Variation des tensions à la sortie du panneau V_{pv} et de la charge V_s (ANN).....	46
Figure 40: Variation du rapport cyclique D (ANN)	47

Figure 41: Variation des puissances à la sortie du panneau Ppv et la sortie du hacheur Ps (ANN).....	47
Figure 42: datasheet du panneau solaire	52

LISTE DES ABRÉVIATIONS, DES SIGLES ET DES ACRONYMES

PV	Panneau Photovoltaïque.
DC	Courant continu.
AC	Courant alternatif.
MPPT	Maximum power point tracking.
ANN	Artificiel Neural Networks.
Dcal	Rapport cyclique D calculé théoriquement.
Drn	Rapport cyclique D donné par la méthode des réseaux neurones.
Dpo	Rapport cyclique D donné par la méthode de perturbation et observation.
Vs	Tension de sortie de la charge.
Vpv	Tension de sortie du panneau photovoltaïque.
Ipv	Courant de sortie du panneau photovoltaïque.
Ppv	Puissance de sortie du panneau photovoltaïque.
L-M	Levenberg-Marquardt.

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Vu la demande croissante en énergie électrique, la hausse des prix de carburant utilisé dans les centrales électriques conventionnelles, ainsi que les inquiétudes croissantes concernant leurs effets sur l'environnement, un grand intérêt est manifesté envers les énergies renouvelables, en particulier l'énergie solaire. Cette dernière, est considérée comme étant une ressource énergétique verte inépuisable, largement disponible et nécessite très peu d'entretien. Par ailleurs, l'électricité solaire est en train de s'imposer depuis que les modules photovoltaïques sont devenus très disponibles et présentent un rendement acceptable.[1]

Cependant, la faible efficacité de conversion (16-23 %)[1], la dépendance aux facteurs environnementaux (l'irradiation et la température) ainsi que la non-linéarité de la caractéristique courant-tension (I-V) et puissance-tension (P-V) d'un module photovoltaïque sont les principaux défis dans l'utilisation d'un tel système. Le point de fonctionnement d'un panneau photovoltaïque (PV) ne se coïncide pas toujours avec le point de puissance maximale (PPM). Par conséquent, un mécanisme de commande est nécessaire pour l'identification et la poursuite du point de puissance maximale, appelé « Maximum power point Tracking » (MPPT) afin que la puissance maximale soit générée en permanence.

La commande MPPT est une commande essentielle pour un fonctionnement optimal du système photovoltaïque. Le principe de cette commande est basé sur la variation automatique du rapport cyclique en l'amenant à la valeur optimale de manière à maximiser la puissance délivrée par le panneau PV.

L'objectif général de ce projet de recherche est d'étudier, de modéliser et de simuler un panneau solaire, ainsi que des techniques de poursuite des points de puissance maximale (MPP) qui permettent d'augmenter leur productivité, sont conçues, simulées et analysées.

Pour la réalisation de ce projet, dans le premier chapitre, nous détaillons le principe de la conversion photovoltaïque comme l'effet photovoltaïque, les cellules photovoltaïques et les générateurs photovoltaïque. Dans le deuxième chapitre, nous étudions les différentes techniques de poursuite de la puissance maximale PPM traditionnelles. Dans le troisième chapitre, nous montrons la modélisation du panneau photovoltaïque ainsi que les MPPT en utilisant les réseaux neurones. Dans le dernier chapitre nous allons faire une simulation et résultats et une conclusion.

CHAPITRE 1

L'ENERGIE SOLAIRE PHOTOVOLTAÏQUE

1.1. INTRODUCTION

L'énergie solaire photovoltaïque provient de la transformation d'une partie du rayonnement solaire en énergie électrique. Les cellules photovoltaïques sont fabriquées par des matériaux semi-conducteurs comme le silicium. Cet effet permet de produire une force électromotrice lorsque la surface de cette cellule est exposée à la lumière.

1.1 L'EFFET PHOTOVOLTAÏQUE

1.1.1 Définition

Les cellules solaires sont les composants de base du photovoltaïque panneaux. La plupart sont en silicium, même si d'autres des matériaux sont également utilisés. Les cellules solaires profitent de l'effet photoélectrique : la capacité de certains semi-conducteurs à convertir le rayonnement électromagnétique directement en électricité. Les particules chargées générées par le rayonnement incident sont séparées de manière pratique pour créer un courant électrique selon une conception appropriée de la structure de la cellule solaire.[2]

Une cellule solaire est essentiellement une jonction p-n qui est faite de deux couches différentes de silicium dopé avec un petite quantité d'atomes d'impuretés : dans le cas de la couche n, des atomes avec un électron de valence de plus, appelé donneurs, et dans le cas de la couche p, avec un électron de valence de moins, connus sous le nom d'accepteurs. Quand les deux les couches sont jointes, près de l'interface, les électrons libres

de la couche n sont diffusés du côté p, laissant derrière eux une zone chargée positivement par les donneurs. De même, les trous libres dans la couche p sont diffusés dans le côté n, laissant derrière eux une région chargée négativement par les accepteurs. Cela crée un champ électrique entre les deux côtés qui est une barrière potentielle à l'écoulement ultérieur.[3]

L'équilibre est atteint dans la jonction lorsque les électrons et les trous ne peuvent pas dépasser cette barrière potentielle et par conséquent ils ne peuvent pas bouger. Ce champ électrique tire les électrons et des trous dans des directions opposées de sorte que le courant ne peut plus circuler que dans un seul sens : les électrons peuvent bouger du côté p au côté n et des trous du direction opposée.[4]

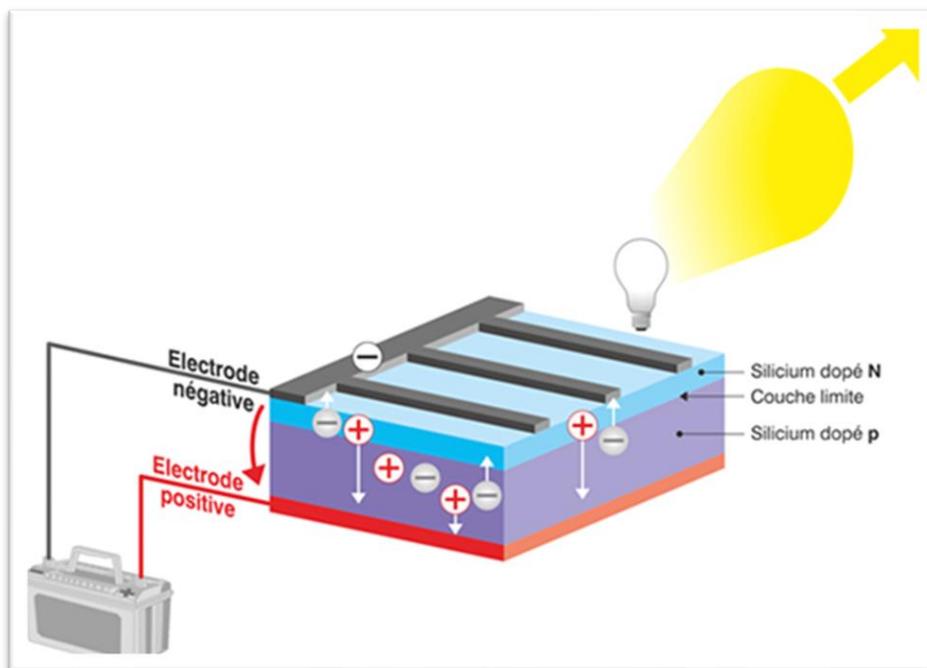


Figure 1 : La jonction P-N

Source : www.energieplus-lesite.be 2021

Des contacts métalliques sont ajoutés des deux côtés pour recueillir les électrons et les trous afin que le courant puisse circuler (Figure 1). Dans le cas de la couche n qui fait face au rayonnement solaire, les contacts sont constitués de plusieurs bandes métalliques, ils doivent permettre à la lumière de passer à la cellule solaire.[5]

1.2. PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT DE LA CELLULE PHOTOVOLTAÏQUE :

Le courant inverse d'une jonction PN fonctionne d'une part des densités de porteurs minoritaires dans les régions neutres de la diode et d'autre part de la génération de paires électron-trou dans la zone de charge d'espace.

Dans une photodiode, le rayonnement augmente le courant inverse par la création de porteurs minoritaires dans les régions neutres et la génération de paires électrons-trous dans la zone de charge espace.[6]

Les photons du rayonnement solaire brillent sur la cellule. Trois différents cas peuvent se produire : certains des photons sont réfléchis de la surface supérieure de la cellule et la surface métallique. Celles qui ne sont pas réfléchies pénètrent dans le substrat. Certains d'entre eux, généralement ceux avec moins d'énergie, passent à travers la cellule sans causer aucun effet. Seulement ceux avec le niveau d'énergie au-dessus de la bande interdite du silicium peuvent créer une paire électron-trou. Ces paires sont générés des deux côtés de la jonction p-n. Les charges minoritaires (électrons du côté p, trous du côté N) sont diffusées à la jonction et emportées dans directions opposées (électrons vers le côté n, trous vers le côté p) par le champ électrique, tout en générant un courant dans la cellule, qui est recueilli par les contacts métalliques des deux côtés. [6]

1.3. MODULE PHOTOVOLTAÏQUE

Les caractéristiques électriques d'une seule cellule sont généralement insuffisantes pour alimenter les équipements électriques. Il faut associer les cellules en série pour obtenir une tension plus importante : le module solaire ou panneau photovoltaïque.

1.4. CELLULES MISES EN SERIE :

Une association des cellules en série permet d'augmenter la tension du générateur photovoltaïque (GPV). Les cellules sont alors traversées par le même courant et la caractéristique résultant du groupement série est obtenue par addition des tensions élémentaires de chaque cellule (Figure 2).

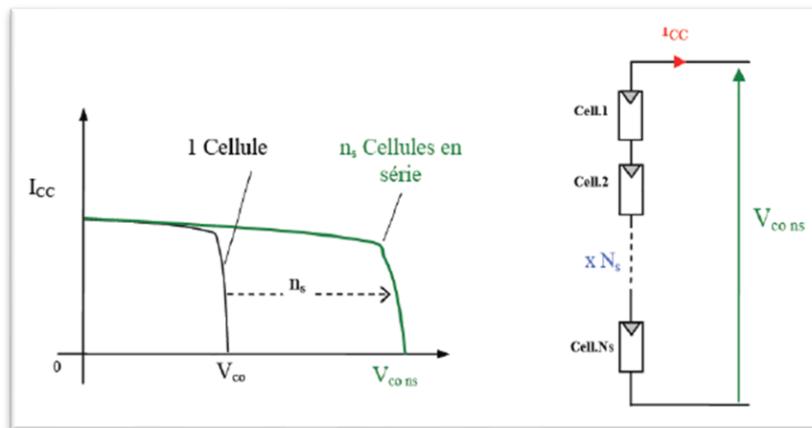


Figure 2 : Caractéristiques résultantes d'un groupement de NS cellules en série

Source : *Réalisation d'un convertisseur DC/DC dans une chaîne de conversion d'énergie photovoltaïque*, 2017. Abdelkader Mahmoudi .

1.5. CELLULES MISES EN PARALLELE :

Une association parallèle de N_p cellules est possible et permet d'accroître le courant de sortie de générateur ainsi créé. Dans un groupement de cellules identiques connectées en parallèle, les cellules sont soumises à la même tension et la caractéristique résultant du groupement est obtenue par addition des courants (Figure 3).

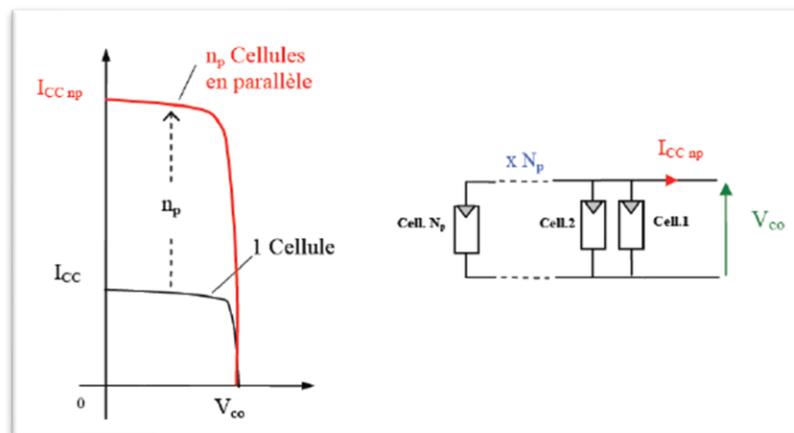


Figure 3: Caractéristiques résultantes d'un groupement de NP cellules en parallèle

Source : *Réalisation d'un convertisseur DC/DC dans une chaîne de conversion d'énergie photovoltaïque*, 2017. Abdelkader Mahmoudi .

1.6. CARACTERISTIQUES D'UNE CELLULE PHOTOVOLTAÏQUE

Les propriétés électriques de la cellule sont synthétisées dans un graphe qu'on appelle caractéristique courant-tension, illustré à la Figure 4.

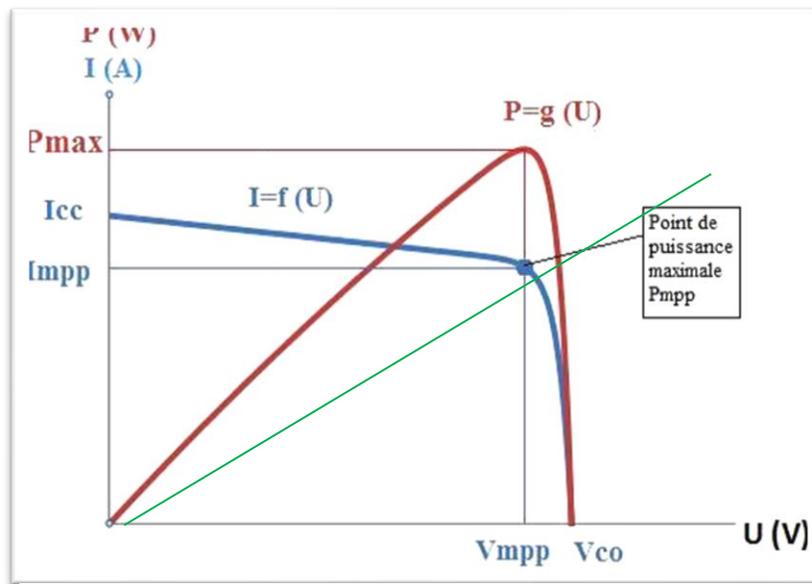


Figure 4 : Caractéristique courant-tension

Source : *Réalisation d'un convertisseur DC/DC dans une chaîne de conversion d'énergie photovoltaïque*, 2017. Abdelkader Mahmoudi .

Trois points sont importants sur cette courbe :

- **Le point de puissance maximale MPP (Maximum Power Point)** : obtenu pour une tension et un courant optimal : V_{opt} , I_{opt} (appelés aussi V_{mpp} , I_{mpp}).
- **Le courant de court-circuit noté I_{cc}** : il s'agit du courant qui traverse la cellule photovoltaïque lorsque celle-ci est en court-circuit, c'est-à-dire lorsque le pôle + est relié au pôle - (la tension à ses bornes est alors nulle). Dans ce cas, la puissance fournie par la cellule ($P = U \times I$) est nulle.
- **La tension en circuit ouvert notée V_{co}** : il s'agit de la tension aux bornes de la cellule lorsque celle-ci est en circuit ouvert, c'est-à-dire lorsque le pôle + et le pôle - sont isolés électriquement de tout autre circuit électrique (le courant la traversant est alors nul). Dans ce cas, la puissance fournie par la cellule ($P = U \times I$) est nulle.

1.1.1. Influence de l'éclairement

A température constante, la caractéristique $I = f(U)$ dépend évidemment fortement de l'éclairement : sur la courbe suivante (Figure 5), on remarque que le courant de court-circuit augmente avec l'éclairement, $G_1 > G_2$, alors que la tension à vide varie peu.

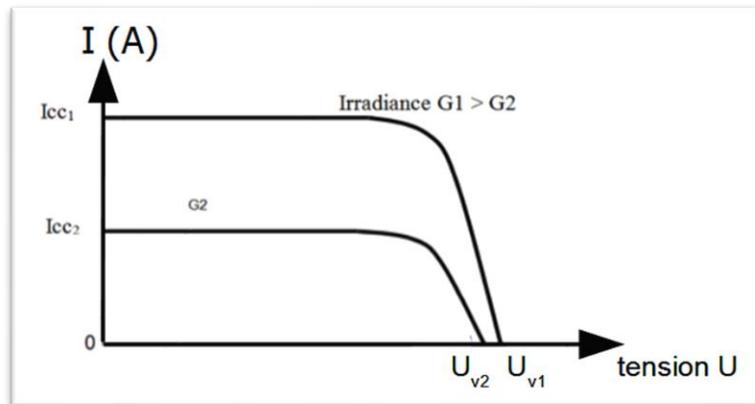


Figure 5 : Courbe courant / tension d'une cellule pour 2 valeurs d'irradiances

Source : *Influence de l'éclairement et de la température*, 2012. iutenligne.

A partir de la courbe précédente, on peut tracer les courbes de puissance $P = f(U)$ pour les 2 éclairements à la Figure 6. On remarque que la puissance maximum délivrée par la cellule augmente avec l'éclairement.[7]

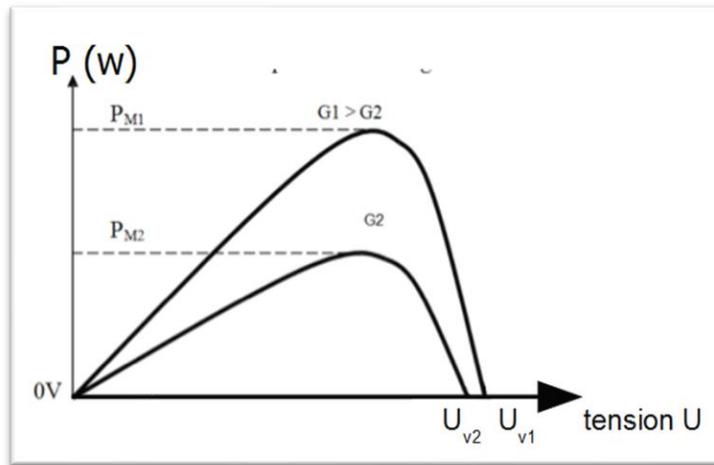


Figure 6: Courbe puissance / tension d'une cellule pour 2 valeurs irradiances

Source : *Influence de l'éclairement et de la température*, 2012. iutenligne.

La tension à vide et la puissance maximum diminuent très faiblement lorsque la température augmente.

1.1.1. Influence de la température

A un éclairement constant, la caractéristique $I = f(U)$ dépend évidemment fortement de température, tel qu'illustré dans la Figure 7[7]. Nous remarquons que le courant augmente avec la température, cependant la tension de circuit ouvert diminue. Ceci entraîne une diminution de la puissance maximale disponible.

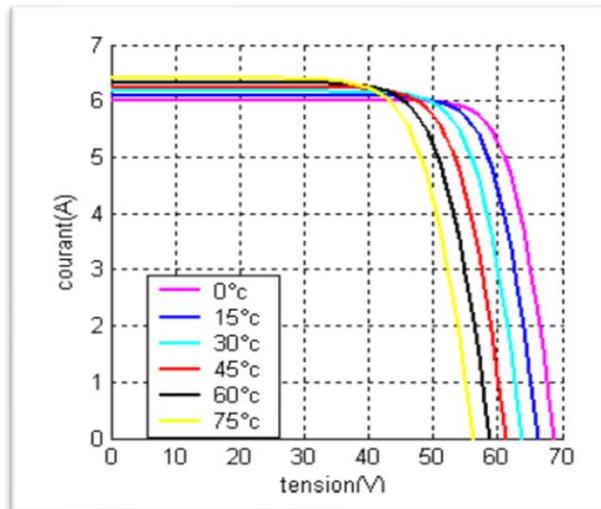


Figure 7: Influence de la température sur la caractéristique I-V d'une cellule solaire

Source : *Influence de l'éclairement et de la température*, 2012. iutenligne.

L'augmentation de la température entraîne une diminution de la tension (V_m) et un léger accroissement du courant (I_m) et par la suite une baisse relative de la puissance maximale (P_m). La variation de la puissance de la cellule photovoltaïque en fonction de température est illustrée à la Figure 8.[7]

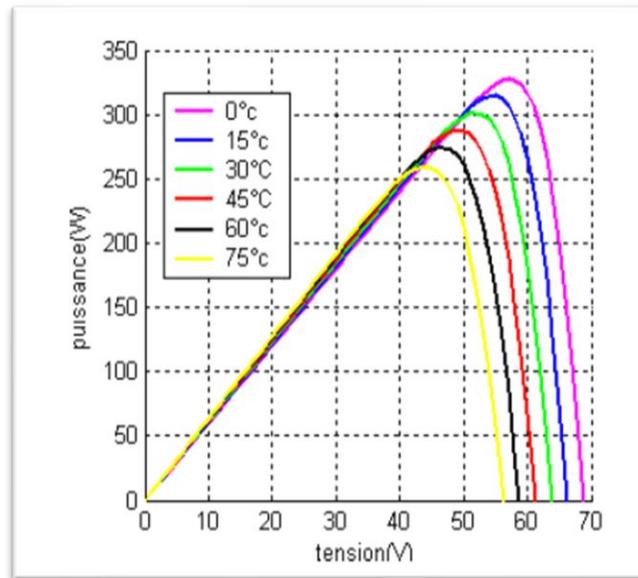


Figure 8: Caractéristique P(V) d'un module pour différentes valeurs de température

Source : *Influence de l'éclairement et de la température*, 2012. iutenligne.

1.7. CONCLUSION

On observe que la puissance augmente avec l'intensité lumineuse. L'irradiation standard, utilisée pour mesurer la performance des panneaux photovoltaïques, est définie par une intensité rayonnante de $1000\text{W}/\text{m}^2$ et une température de 25°C . Ces valeurs d'irradiation solaire et température varient fortement dans le temps et dans l'espace et dépendent de l'emplacement géographique, l'angle du soleil et l'orientation des panneaux. Les caractéristiques de fonctionnement des systèmes photovoltaïques doivent être ajustées à ces variations pour assurer une efficacité optimale de conversion. Cette technique est connue sous le nom de suivi du point de puissance maximale (Maximal Power Point Tracking – MPPT) et fera l'objet de cette recherche.

CHAPITRE 2

COMMANDE MPPT ET LIAISON A LA CHARGE

2.1. INTRODUCTION

La puissance délivrée par panneau photovoltaïque dépend fortement du niveau d'ensoleillement, de la température des cellules, de l'ombrage et aussi de la nature de la charge alimentée. Vu cette dépendance, la position du MPP n'est jamais constante dans le temps. Afin d'extraire à chaque instant le maximum de puissance disponible aux bornes de panneau solaire et de la transférer à la charge, un étage d'adaptation entre le PV et la charge doit être utilisé.

Les systèmes de poursuite du point de puissance maximale MPPT sont généralement associés avec les générateurs photovoltaïques ou encore avec les générateurs éoliens. C'est une commande essentielle pour un fonctionnement optimal du système. Le principe de cette commande est basé sur la variation automatique du rapport cyclique en l'amenant à la valeur optimale de manière à maximiser la puissance délivrée par le panneau PV.

2.2. LIAISON A TRAVERS UN CONVERTISSEUR DC/DC CONTROLE PAR MPPT

L'un des intérêts à introduire un étage d'adaptation est d'assurer que la charge reçoit le maximum de puissance du PV à chaque moment. Pour assurer le fonctionnement d'un générateur photovoltaïque à son point de puissance maximale MPP, on incorpore un hacheur entre le générateur photovoltaïque et la charge. Des contrôleurs MPPT sont souvent utilisés pour minimiser l'erreur entre la puissance de fonctionnement et la puissance maximale de référence qui est variable en fonction des conditions climatiques.

[8]

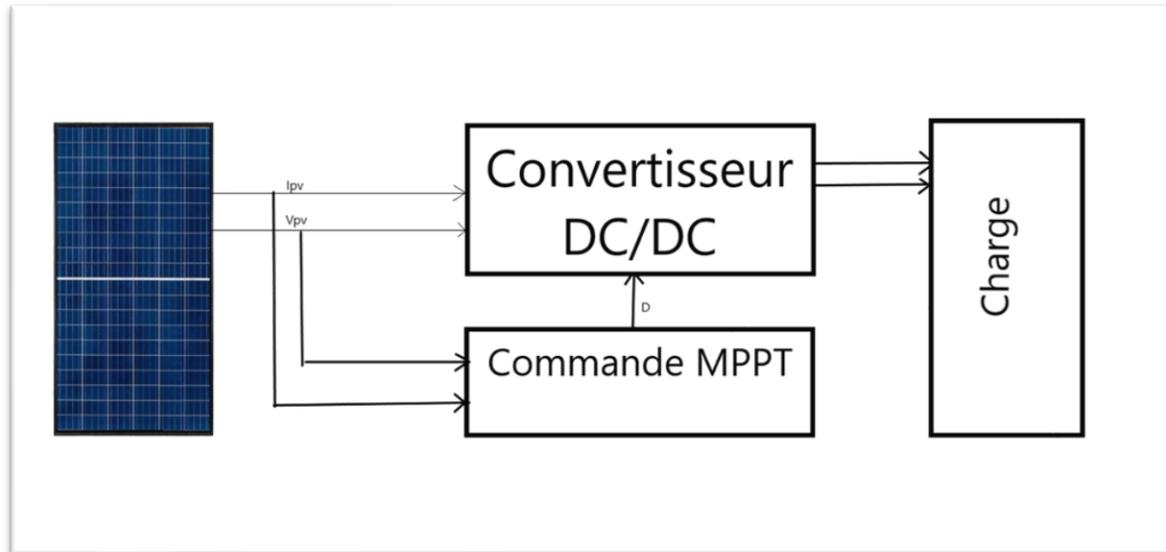


Figure 9: liaison entre PV et la charge à travers DC/DC

2.3. CONVERTISSEUR STATIQUE DC/DC

Le rôle d'un convertisseur DC/DC dans un circuit est d'assurer la fluence d'énergie entre une source de tension continue et une source de courant continu [9]. Or Dans le cadre d'un PV est de faire l'adaptation entre la source (GPV) et la charge pour un transfert de puissance maximal. Ceci est assuré en maintenant le point de fonctionnement proche de MPP pour n'importe quelles conditions de fonctionnement (rayonnement, température, caractéristique de charge, etc.).

2.3.1. Convertisseur dévolteur

Un convertisseur Buck, ou hacheur série, est une alimentation à découpage qui convertit une tension continue en une autre tension continue de faible valeur. La tension moyenne de sortie E_s est inférieure à celle de l'entrée $E_{entrée}$. [10] Pour un rapport cyclique D donné, et en régime de conduction continu, la tension moyenne à la sortie est donnée par :

$$E_s = D * E_{entrée}$$

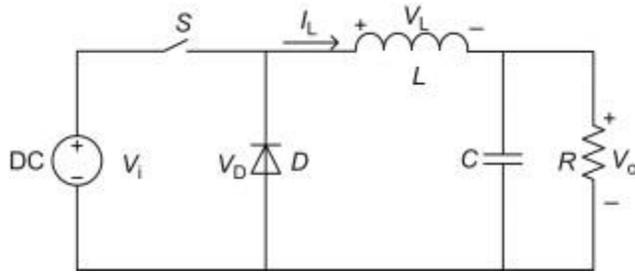


Figure 10: Convertisseur buck classique

Source : *Energy storage for sustainable microgrid*, 2015. David Wenzhong Gao.

2.3.2. Convertisseur survolteur

Un convertisseur Boost, ou hacheur parallèle, est une alimentation à découpage qui convertit une tension continue en une autre tension continue de forte valeur. Ce type de convertisseur peut être utilisé comme adaptateur source-charge, afin de disposer d'un niveau de tension suffisamment élevé. [11]

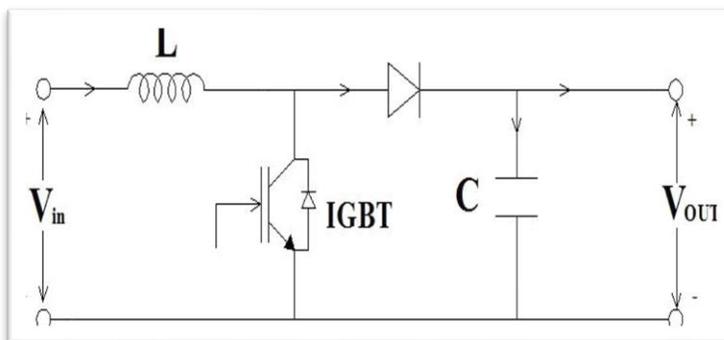


Figure 11: Convertisseur boost classique

Source : *Energy storage for sustainable microgrid*, 2015. David Wenzhong Gao.

Le fonctionnement du convertisseur se compose de deux phases :

- Une phase d'accumulation d'énergie : lorsque l'interrupteur est fermé (état passant), cela entraîne l'augmentation du courant dans l'inductance donc le stockage d'une quantité d'énergie sous forme d'énergie magnétique. La diode D est alors bloquée et la charge est alors déconnectée de l'alimentation.
- Lorsque l'interrupteur est ouvert (état bloqué), l'inductance se trouve alors en série avec le générateur et sa f.é.m. s'additionne à celle du générateur (effet survolteur). Le courant traversant l'inductance traverse ensuite la diode D, le condensateur C et la charge R. Il en résulte un transfert de l'énergie accumulée dans l'inductance vers la capacité. [12]

2.4. LES COMMANDES MPPT

De nombreuses recherches sur les commandes MPPT ont été effectuées afin de trouver un système optimal permettant une recherche du PPM selon l'évolution de la puissance fournie par le générateur photovoltaïque. Dans la littérature, nous pouvons trouver différents types d'algorithmes de commandes extrémales présentant plus ou moins de précisions. A partir de l'évaluation ou de la mesure de la puissance fournie par le générateur, ces commandes utilisent le rapport cyclique du convertisseur de puissance pour appliquer une action de contrôle adéquate sur l'étage et pour suivre l'évolution au cours du temps du PPM. Un grand nombre de ces commandes ont l'avantage d'être précises et d'avoir une grande rapidité de réaction mais souffrent encore d'un manque d'optimisation de leur algorithme parfois trop complexe et consommant alors trop d'énergie.

2.5. PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT

De nombreuses méthodes de poursuite de point de puissance maximale (MPPT) ont été développées pour permettre au système d'extraire le maximum de puissance du générateur photovoltaïque. La plupart de ces commandes rencontrées dans la littérature adoptent comme fonctionnement celui décrit dans la figure suivante

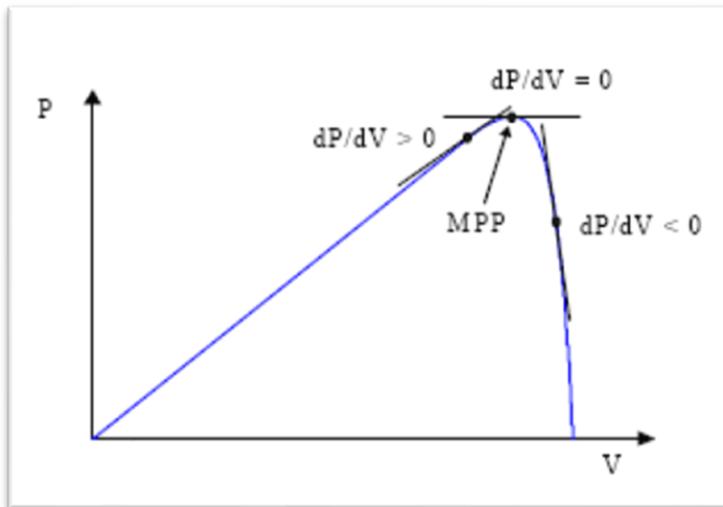


Figure 12: Principe de fonctionnement d'une commande MPPT

Source : *Energy storage for sustainable microgrid*, 2015. David Wenzhong Gao.

Le principe de ces méthodes est de déplacer le point de fonctionnement en augmentant V_{PV} , lorsque dP_{PV}/dV_{PV} est positif ou en diminuant V_{PV} , lorsque dP_{PV}/dV_{PV} est négatif. Lors du régime transitoire ou permanent, ces commandes doivent estimer et comparer la puissance avec celle de l'instant précédent. Les performances de celles-ci sont liées à la rapidité avec laquelle le point MPP est atteint, à la manière d'osciller autour de ce même point, mais aussi à la robustesse pour éviter une divergence lors de changements brutaux d'ensoleillement ou de charge. [13]

2.6. ALGORITHME PERTURB AND OBSERVATION :

La méthode P&O est généralement la plus utilisée en raison de sa simplicité et sa facilité de réalisation. Comme son nom l'indique, cette méthode fonctionne en perturbant le système et observant l'impact sur la puissance de sortie du GPV. Cette perturbation se fait au niveau de la tension V_{pv} .

Si une augmentation de la tension provoque un accroissement de la puissance, le point de fonctionnement se trouve à gauche du PPM, si au contraire la puissance décroît, il est à droite. De la même manière, on peut faire un raisonnement pour une diminution de la tension. En résumé, pour une perturbation de la tension, si la puissance augmente, la direction de la perturbation est maintenue. Si non, elle est inversée pour que le point de fonctionnement converge vers le PPM. [13]

Le processus est répété périodiquement jusqu'à ce que le MPP soit atteint. Le système oscille alors autour du MPP, ce qui provoque des pertes de puissance. L'oscillation peut être minimisée en diminuant la taille de la perturbation. Cependant, une taille de perturbation trop petite ralentit considérablement la poursuite du MPP. Il existe alors un compromis entre précision et rapidité. [14]

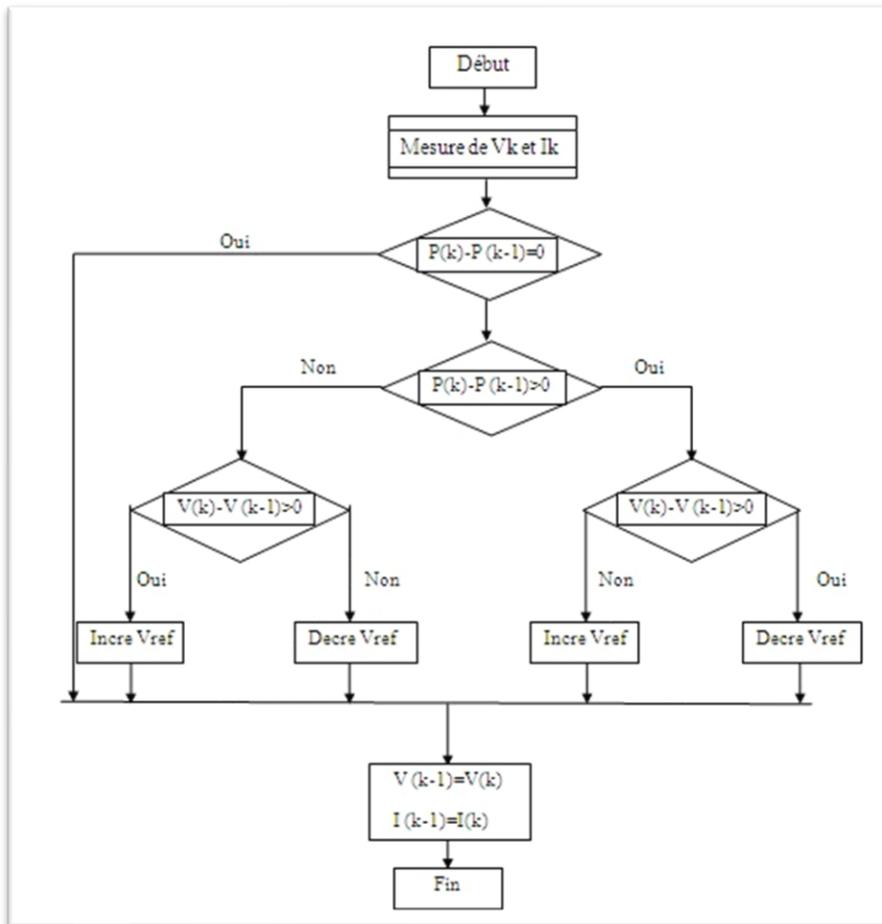


Figure 13: Organigramme de l'algorithme P&O

Source : *Modélisation Et Commande D'un Générateur Photovoltaïque Muni D'un Régulateur MPPT*, 2009. Abdelaziz talha.

2.7. ALGORITHME DE L'INCREMENTATION DE LA CONDUCTANCE

Cet algorithme exploite le fait que la pente de la courbe de tension d'alimentation d'un panneau photovoltaïque est égale à zéro au point de puissance maximale. La pente est positive dans la zone située à gauche du point de puissance maximale et négatif dans la zone à droite.

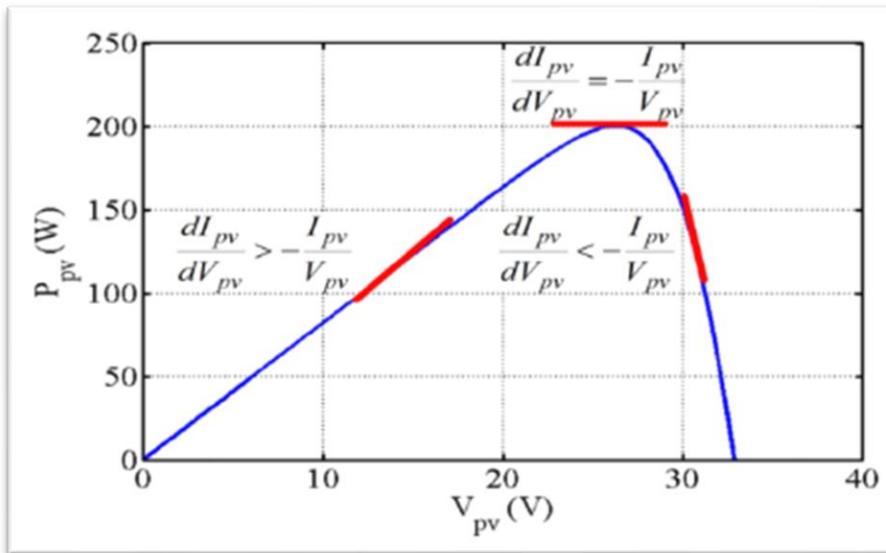


Figure 14: Incremental conductance basic

Source : *Modélisation Et Commande D'un Générateur Photovoltaïque Muni D'un Régulateur MPPT*, 2009. Abdelaziz talha.

2.8. ALGORITHME BASE SUR LES RESEAUX NEURONES

1.1.1. RESEAUX NEURONES ARTIFICIEL

Un réseau de neurone artificiel est une inspiration de neurones biologiques. C'est une structure composée de neurones interconnectés, capables d'aborder sous des angles nouveaux les problèmes de perception, de mémoire, d'apprentissage et de raisonnement. [15]

Chaque neurone artificiel est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre d'entrée des neurones amont, à chacune de ces entrées est associée un poids qui définit la force de cette interconnexion. De plus, chaque neurone à une sortie unique qui se ramifie pour alimenter un nombre de neurones aval. [16]

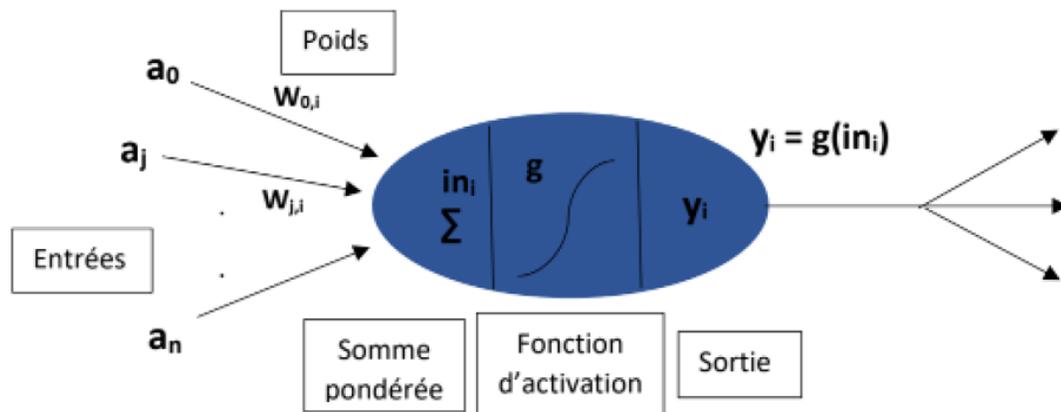


Figure 15:Forme d'un neurone artificiel

Source : *In Renewable and Sustainable Energy Conference*, 2015. IEEE.

Parfois, on peut trouver un biais (seuil), il s'agit d'une entrée à valeur fixe ± 1 (fixé par l'utilisateur) qui agit indirectement sur la sortie en élevant ou minimisant la somme pondérée. En gros il faut fixer une constante et laisser notre réseau neuronal décider le poids avec lequel ce terme constant devrait être multiplié par pour obtenir la fonction désirée.

En effet, un réseau de neurone typique consiste en une couche d'entrée, une ou des couche(s) cachée(s) et une couche de sortie, tous interconnectés avec des interconnexions pondérées. En raison de ces interconnexions, le réseau neuronal peut se modifier lui-même, ce qui permet l'apprentissage et la résolution de problèmes sans algorithme, donc sans programmation classique.[15]

1.1.2. Le perceptron et ses structures

1.1.2.1. La notion du perceptron

C'est un réseau simple, se composant que d'une couche d'entrée et une couche de sortie. Il est utilisé pour résoudre des opérations logiques simples(et/ou). Ce type de réseau ne peut

résoudre que des problèmes linéaires séparables. Il suit un apprentissage supervisé selon la règle de correction d'erreur (loi de Hebb).

1.1.2.2. Le perceptron multicouche

1.1.2.2.1. Définition

Un perceptron multicouche peut être composé d'une ou de plusieurs couches cachées. Chaque couche est composée d'un ou plusieurs neurones. Dans un PMC, les couches sont connectées entre elles, mais les perceptrons de chaque couche ne sont pas reliés entre eux.[15]

1.1.2.2.2. Les types de connexions d'un réseau de neurone

On a principalement trois architectures générales des réseaux de neurones :

Réseau à connexions locales : Il s'agit d'une structure multicouche, mais qui à l'image de la rétine, conserve une certaine topologie. Chaque neurone entretient des relations avec un nombre réduit et localisé de neurones de la couche avale. Les connexions sont donc moins nombreuses que dans le cas d'un réseau multicouche classique. [15]

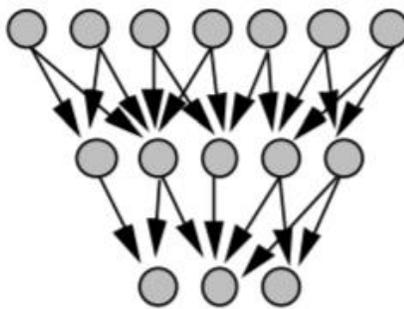


Figure 16:Réseau à connexions locales

Source : *LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS*, 1992. Claude touzet.

Réseau à connexions récurrentes : les connexions récurrentes ramènent l'information en arrière par rapport au sens de propagation défini dans un réseau multicouche. Ces connexions sont le plus souvent locales.

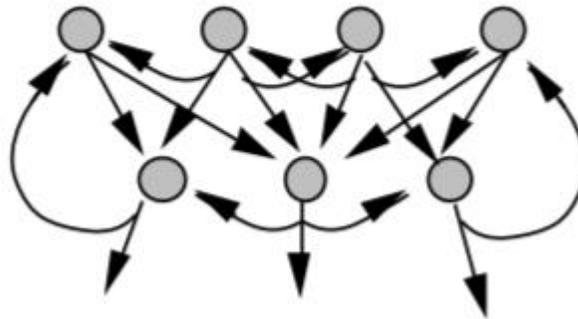


Figure 17: Réseau à connexions récurrentes

Source : *LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS*, 1992. Claude touzet.

Réseau à connexion complète : c'est la structure d'interconnexion la plus générale. Chaque neurone est connecté à tous les neurones du réseau (et à lui-même).

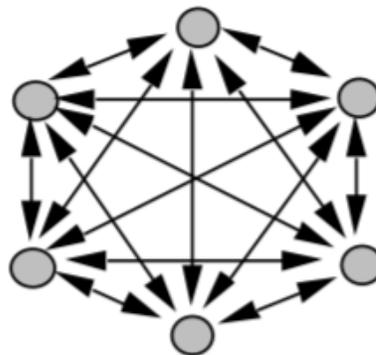


Figure 18: Réseau à connexion complète

Source : *LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS*, 1992. Claude touzet.

1.1.2.3. Description des couches

L'architecture de réseaux de neurones est constituée des couches de cellules reliées entre elles et formant une vaste toile, chaque couche est composée des neurones non-connectés entre eux. Un réseau de neurones typique à trois couches, la couche d'entrée, la couche cachée et la couche de sortie. Le nombre de neurones correspond à la taille de la couche d'entrée et la couche de sortie, tandis que la couche cachée peut être manipulée pour convenir au niveau de la sortie désirée :

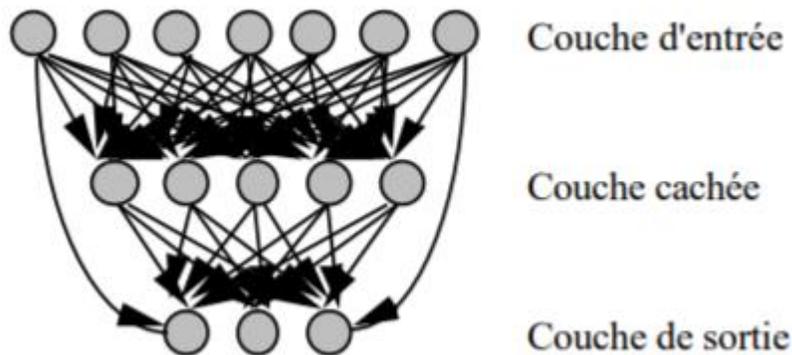


Figure 19: Définition des couches de réseau de neurones

Source : *LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS*, 1992. Claude touzet.

Couche d'entrée : Son rôle est de lire les signaux de chaque entrée par neurone cependant il est à noter qu'elle n'introduit aucune modification au système et n'est pas comptabilisée. Les entrées sont pondérées.

Couches cachées : Chaque neurone d'une couche cachée est connecté en entrée à chacun des neurones de la couche précédente et en sortie à chaque neurone de la couche suivante, ce sont les couches qui participent au transfert et traitement de données.

Couche de sortie : C'est la couche qui fournit la sortie du système après l'application d'une fonction de transfert ou d'activation.

1.1.3. Conception du réseau de neurones

La première étape de la conception d'un ANN consiste à collecter des données sur le problème qui sera résolu par le réseau de neurone.

Un réseau de neurones est constitué d'un minimum de 2 couches : une couche cachée, et une couche de sortie. Le nombre de couches cachées et le nombre de neurones dans chaque couche contrôlent les performances du réseau. Jusqu'à présent, il n'y a pas de lignes directrices pour adapter un certain moyen de choix de nombre de neurones ou le nombre de couches cachées pour un problème donné afin d'améliorer les performances, c'est toujours une méthode de conception par essais et erreurs, il suffit de prendre en considération ces trois facteurs : la précision, la rapidité et la complexité.

Généralement une couche cachée suffit pour la majorité des problèmes et donne une décente performance avec des erreurs très négligeables, pour cela la structure choisie pour notre objectif consiste en une couche cachée à 3 neurones et on l'augmentera par la suite si la performance de notre PMC n'est pas jugée suffisante, c'est l'étape d'optimisation, une couche de sortie avec le rapport cyclique D comme sortie. L'entrée du système est définie par la température T et l'irradiation G.

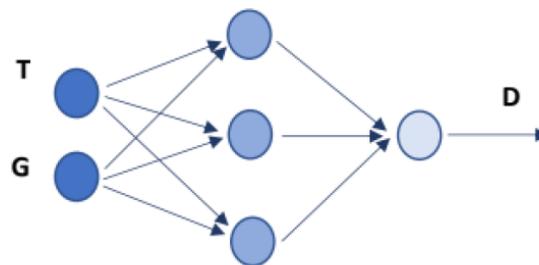


Figure 20: Structure du réseau de neurones pour la commande MPPT

Source : *LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS*, 1992. Claude touzet.

1.1.4. Fonctionnement

Un réseau de neurones est une technique utilisée pour cartographier un vecteur d'entrée aléatoire dans un vecteur de sortie aléatoire correspondant sans supposer qu'il existe une

relation persistante entre les deux. Une fois le réseau de neurone est structuré pour une certaine application, il est prêt pour l'apprentissage. La première étape pour y procéder est le mappage. Ce dernier consiste à affecter à chaque entrée un poids de connexion, qui transmet l'information au neurone suivant. Les poids de connexion sont premièrement attribués aléatoirement, et seront fixés au cours de l'apprentissage.

L'apprentissage est une phase du développement du réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré. Le modèle sans apprentissage présente en effet peu d'intérêt. Il existe deux approches d'apprentissage : supervisée et non supervisée.

Apprentissage supervisé : Il implique un mécanisme permettant de fournir au réseau la sortie désirée en classant manuellement les performances du réseau ou en fournissant les sorties désirées avec les entrées. La formation non supervisée est l'endroit où le réseau doit donner un sens aux intrants sans aide extérieure.

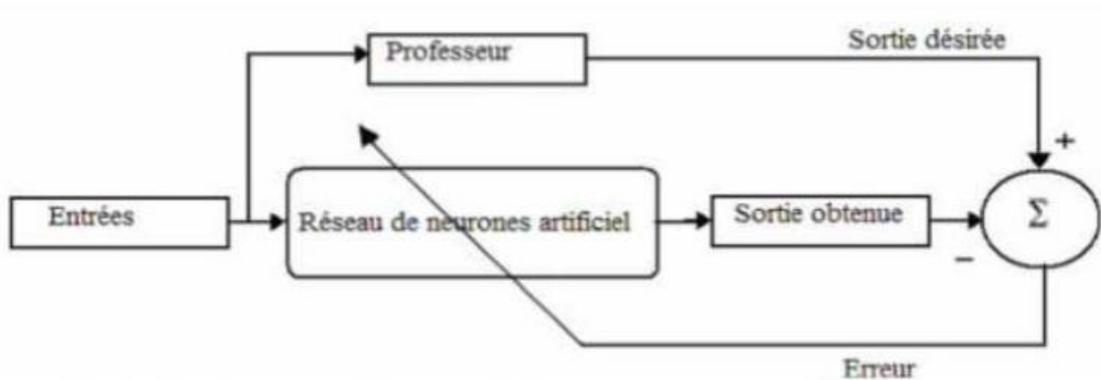


Figure 21:Schéma bloc pour l'apprentissage supervisé

Source : *LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS*, 1992. Claude touzet.

Apprentissage non-supervisé : Le réseau est fourni avec des entrées mais pas avec des sorties désirées. Le système lui-même doit alors décider des fonctionnalités qu'il utilisera pour regrouper les données d'entrée.

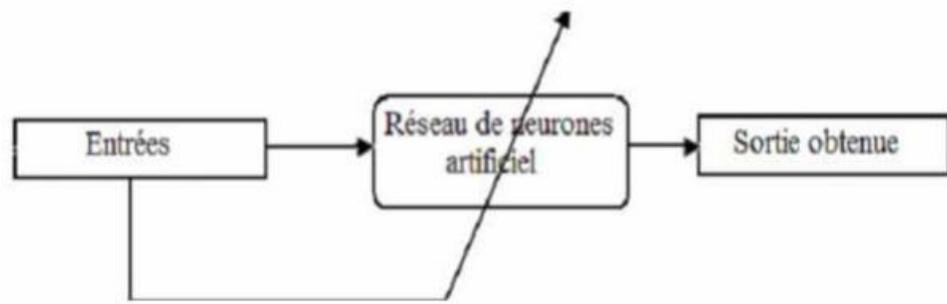


Figure 22:Schéma bloc pour l'apprentissage non-supervisé

Source : *LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS*, 1992. Claude touzet.

La grande majorité des réseaux utilisent une formation supervisée. Une formation non supervisée est utilisée pour effectuer une caractérisation initiale des entrées. Cependant, dans le sens complet d'être vraiment auto-apprentissage, ce n'est encore qu'une promesse brillante qui n'est pas entièrement comprise, ne fonctionne pas complètement, et est donc reléguée au laboratoire.

1.1.5. Algorithmes d'apprentissage

Il existe divers algorithmes d'apprentissage, ils peuvent se diviser en deux catégories majeures par rapport à notre objectif :

Les algorithmes à base de rétropropagation du gradient ou qui utilisent une phase de rétropropagation dans un réseau neuronal : ces algorithmes constituent des renouvellements et des ajouts à la méthode classique de rétropropagation du gradient et sont constitué généralement en plus de la méthode classique de la méthode du gradient conjugué et l'algorithme de Levenberg-Marquardt.

Les algorithmes qui ne sont pas à base/qui n'utilisent pas de la rétropropagation du gradient : sont les autres méthodes tel que la méthode de Newton ou quasi-Newton...

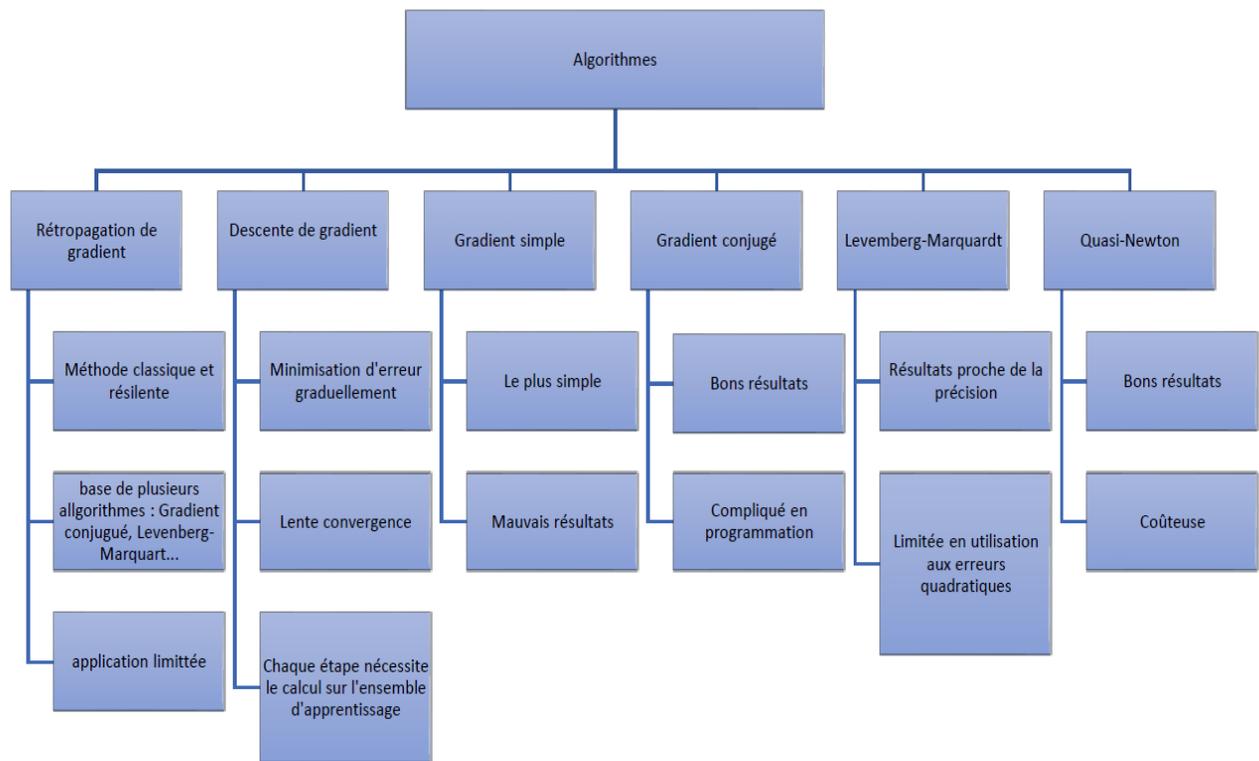


Figure 23: Algorithmes d'apprentissage (ANN)

Source : *LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS*, 1992. Claude touzet.

On procédera dans un premier temps par un algorithme « à choisir » de la catégorie de rétropropagation du gradient pour les raisons suivantes :

✓ C'est la catégorie des algorithmes les plus utilisés dans l'apprentissage supervisé et qui donne des résultats décents.

✓ Les algorithmes à base de rétropropagation de gradient sont très efficaces quand on cherche un point optimal en un domaine elliptique.

✓ L'algorithme aide à donner des réponses en temps-réel ce qui constitue le premier avantage de la ANN par rapport aux autres algorithmes.

✓ Bien que la rétropropagation du gradient pose un problème en cas d'entrées discontinues, la température et la radiance diverge loin de ceci car elles sont continuées.

Dès qu'on se fixe dans la catégorie des algorithmes à base de rétropropagation du gradient il faut choisir entre les algorithmes cités au paravent, ainsi on choisira l'algorithme de Levenberg-Marquardt pour les raisons suivantes :

✓ Convergence excellente vers un minimum ou maximum cherché.

✓ Dans notre cas on utilise une base de données relativement petite pour la phase de trainage de notre réseau neuronal avec 2 entrées, une sortie et une seule couche cachée évitant ainsi l'inconvénient majeur de cet algorithme.

1.1.6. Rétropropagation de gradient

Le principe de l'algorithme consiste à ajuster les poids du réseau de façon à minimiser une fonction de coût, en utilisant seulement les données d'entrée/sortie. La sortie est en fait le résultat de fausses valeurs attribuées aux poids de connexion. Ainsi la rétropropagation consiste à rétro-propager l'erreur commise par un neurone à ses poids et aux neurones qui y sont reliés. Les poids sont assignés aléatoirement au départ. On présente le vecteur d'entrée, une fois on a la sortie du réseau, l'erreur correspondante et le gradient de l'erreur par rapport à tous les poids sont calculés. Les poids sont alors ajustés. Ce processus est répété jusqu'à ce que les sorties du réseau soient suffisamment proches des sorties désirées.

Considérant un réseau de neurones constitué de L couches, ayant des fonctions d'activation de type sigmoïde. Voici un résumé de la démarche à suivre pour entraîner un perceptron multicouche avec l'algorithme de rétropropagation de gradient :

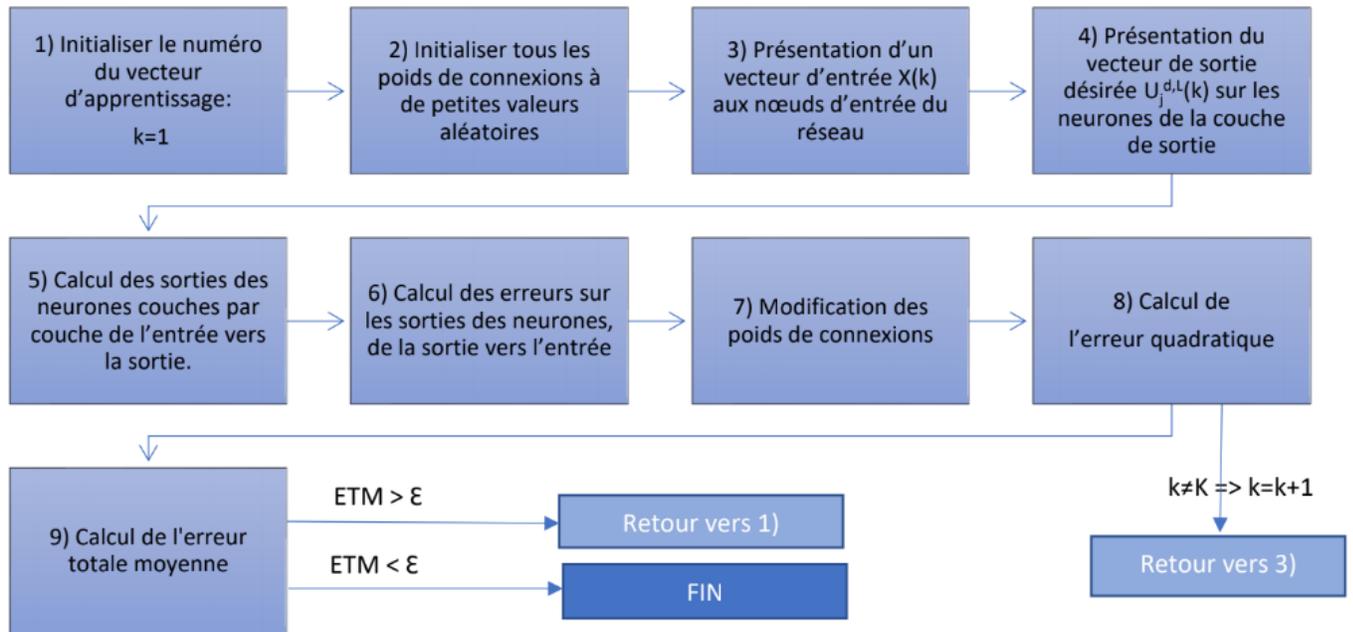


Figure 24: Etapes d'apprentissage par Rétropropagation de Gradient

Source : *LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS*, 1992. Claude touzet.

1.1.7. Algorithme de Levenberg-Marquardt

L'algorithme de Levenberg-Marquardt, également connu sous le nom de méthode des moindres carrés atténués, cet algorithme utilise l'idée de rétropropagation dans le calcul de Jacobien, il été conçu pour fonctionner spécifiquement avec des fonctions sous la forme d'une somme d'erreurs au carré. Cela fonctionne sans calculer la matrice Hessienne exacte. Au lieu de cela, il travaille avec le vecteur gradient et la matrice Jacobienne.

Considérant la fonction d'erreurs \mathbf{E} à minimiser :

$$E = \sum_{i=0}^m ei^2$$

Avec m est le nombre d'instances dans les données de trainage.

Par suite on définit le Jacobienne de cette fonction sous la forme :

$$J_{i,j}E(w) = \partial e_i / \partial w_j \quad [17]$$

Avec n le nombre de paramètres dans notre réseau neuronal, noté que la matrice Jacobienne et de taille $[n,m]$.

Le vecteur gradient de la fonction E est alors sous la forme : $\nabla E = 2 \cdot J^T \cdot e$ [17]

Avec e est le vecteur des erreurs.

Alors on peut approximer la matrice Hessienne sous la forme :

$$(E) = 2 \cdot J^T \cdot J + \lambda \cdot I \quad [17]$$

Où λ est un facteur d'amortissement qui assure la positivité de la Hessienne et I est la matrice identité.

On aura alors le développement des paramètres de notre réseau neuronal (les poids) sous la forme :

$$w_{i+1} = w_i - (J_i^T \cdot J_i + \lambda_i \cdot I)^{-1} \cdot 2 J_i^T \cdot e_i \quad [17]$$

Lorsque le paramètre d'amortissement λ est nul, il s'agit juste de la méthode de Newton classique, en utilisant la matrice Hessienne approximative. D'autre part, lorsque λ est grand, cela devient une descente de gradient avec un faible taux d'apprentissage. [18]

Le paramètre λ est initialisé par une valeur grande, de sorte que les premières itérations constituent des petites étapes dans la direction de descente du gradient (rétropropagation). Si une itération aboutit à une défaillance, alors λ est augmenté d'un facteur. Sinon, à mesure que la perte diminue, λ diminue, de sorte que l'algorithme de Levenberg-Marquardt se rapproche de la méthode de Newton. Ce processus accélère généralement la convergence au minimum (maximum). [18]

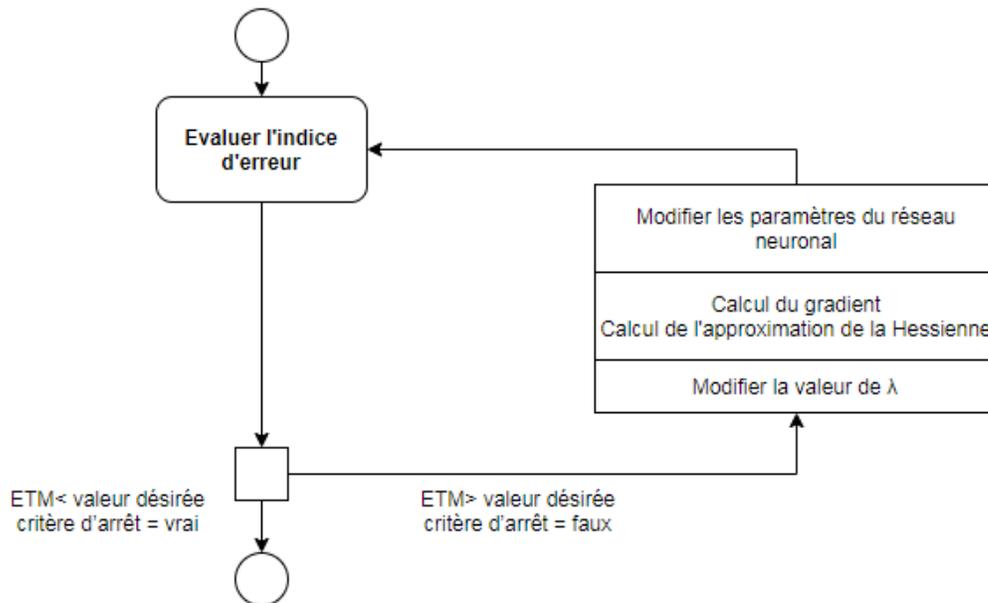


Figure 25:Etapes de l'algorithme de L-M

Source : *LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS*, 1992. Claude touzet.

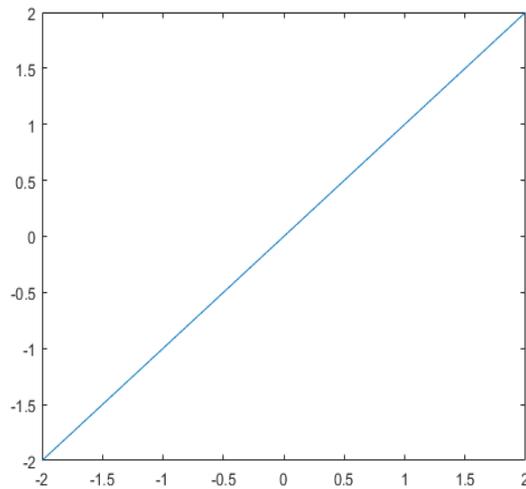
Comme nous l'avons vu, l'algorithme de Levenberg-Marquardt est une méthode adaptée aux fonctions de type erreur de somme-de-carré. Cela le rend très rapide à la formation des réseaux de neurones basés sur la mesure de ce type d'erreurs. Cependant, cet algorithme a quelques inconvénients. Le premier est qu'il ne peut pas être appliqué à des fonctions telles que l'erreur quadratique moyenne ou l'erreur d'entropie croisée. En outre, il n'est pas compatible avec les termes de régularisation. Enfin, pour de très grands ensembles de données et réseaux neuronaux, la matrice jacobienne devient énorme, et nécessite donc beaucoup de mémoire. Par conséquent, l'algorithme de Levenberg-Marquardt n'est pas recommandé lorsque nous disposons de grands ensembles de données et / ou de réseaux de neurones.

1.1.8. Fonctions d'activation

Les fonctions d'activations exécutent des opérations des mathématiques affines sur les signaux générés par les entrées. Cette combinaison affine est déterminée par le vecteur de

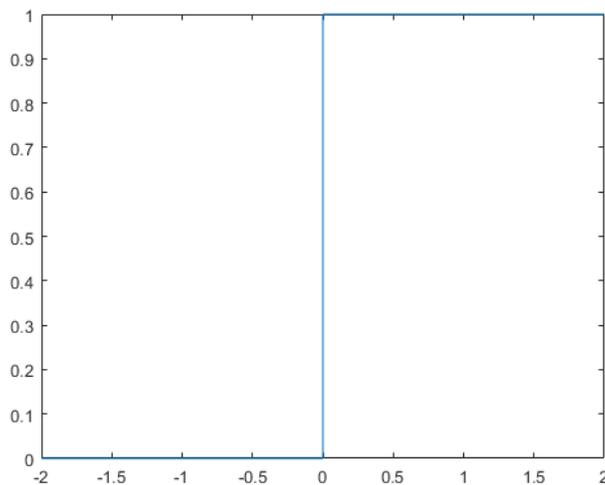
ponds associé à chaque neurone dont les valeurs sont déterminées dans la phase d'apprentissage. Les différents types des perceptrons multicouches PMC sont distingués par leurs fonctions d'activation :

Linéaire : fonction identité $g(x)=Id$



- Adapté aux modèles impliquant une rétropropagation due au différentiabilité de la fonction d'activation

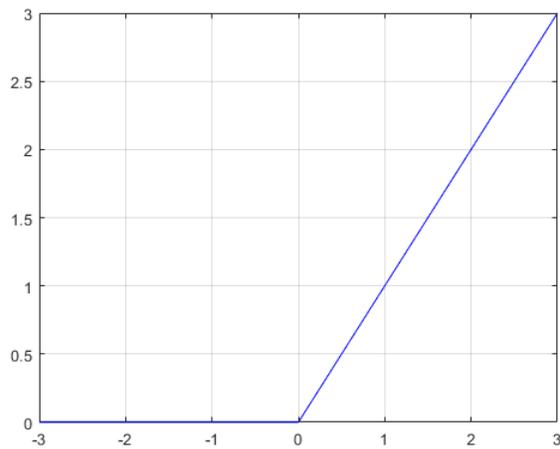
Seuil : $g(x)=1 ; x \in [0, +\infty[$



- Le modèle le plus conforme à la réalité biologique.

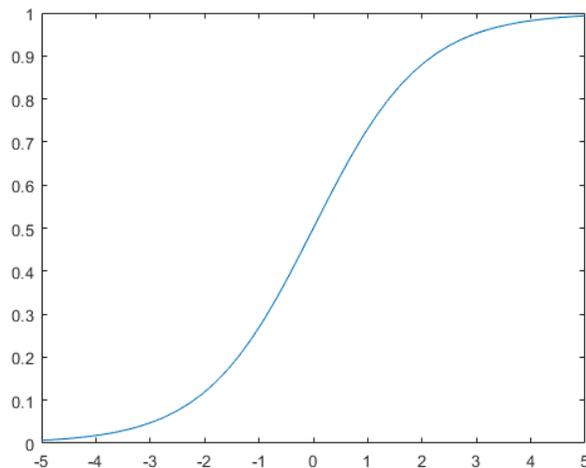
- Pose des problèmes d'apprentissage

ReLU (rectified linear unit) : $f(x) = \max(0, x)$



- Adapté à la rétropropagation.
- L'activation des neurones est éparse et efficace ce qui réduit les couts de réalisation.

Sigmoïde : $g(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$



- Adapté à la rétropropagation.

- Contrairement à la fonction linéaire, la sortie de la fonction d'activation va toujours être dans une plage de $[0,1]$.

Il est à noter qu'il existe des autres fonctions d'activations comme : tangente hyperbolique (TanH), signe doux, radiale, stochastique...

1.2. Conclusion

La facilité d'implémentation de la méthode P&O est la première raison qu'il soit fréquemment utilisée malgré qu'elle présente des problèmes d'oscillations autour du PPM, ceci revient à la répétition périodique de calcul qui oblige le système à osciller autour du PPM. En plus, et pour des variations brusques des conditions climatiques ou/et de la charge, cette méthode présente parfois des erreurs d'interprétation dans la direction qu'il faut suivre pour atteindre le PPM.

La capacité des réseaux de neurones a convergé vers un état final qui les rend très flexibles et puissants. De plus, il n'est pas nécessaire de concevoir un algorithme pour effectuer une tâche spécifique c-à-d qu'il n'est pas nécessaire de comprendre les mécanismes internes de ces tâches à effectuer. Ils sont également très bien adaptés aux systèmes en temps réel en raison de leurs temps de réponse et de calcul rapides (dans des limites) dus à leur architecture parallèle.

CHAPITRE 3

IMPLEMENTATION SUR MATLAB

3.1. INTRODUCTION

La simulation est un outil puissant pour l'évaluation des performances théoriques d'un système. En effet, ce dernier peut être testé sous des conditions facilement contrôlables et ses performances peuvent être aisément surveillées. La procédure de simulation lie les deux principales parties de la conception d'un système, à savoir, l'étude théorique et la réalisation d'un prototype.

Dans ce chapitre, nous allons exploiter ce que nous venons de voir dans le chapitre II. Une simulation des deux algorithmes dans l'environnement MATLAB/SIMULINK nous donnera l'opportunité d'évaluer leurs performances et d'analyser leurs résultats.

3.2. DESCRIPTION DES BLOCS DE SIMULATION

3.2.1. PANNEAU PHOTOVOLTAÏQUE

Le bloc du panneau solaire est modélisé par équations électriques. Ayant comme entrées la température T et l'irradiation G , et les courant I et tension V comme sortie.

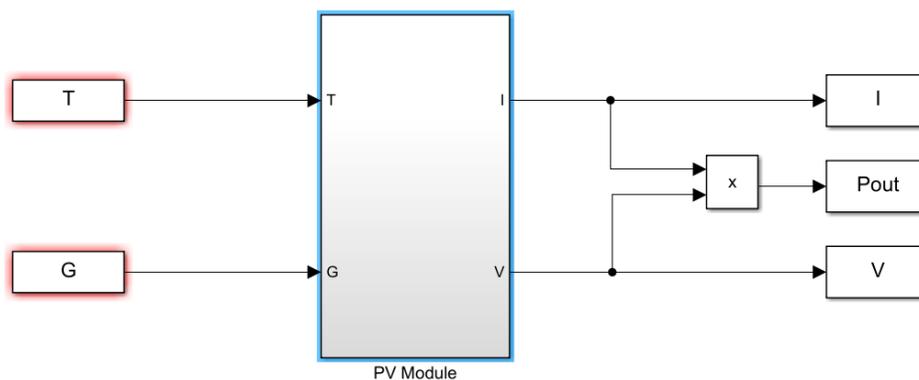


Figure 26: Schéma de bloc de PV

Le schéma bloc PV est modélisé comme :

Avec : $q=1.6 \cdot 10^{-19} C$

$N_s=36$ $a=1.6$

$R_s=0.1 \text{ Ohm}$ $k=1.38 \cdot 10^{-23} J/^{\circ}K$

$K_i=3.18 \cdot 10^{-3}$ $K_v=-0.123$

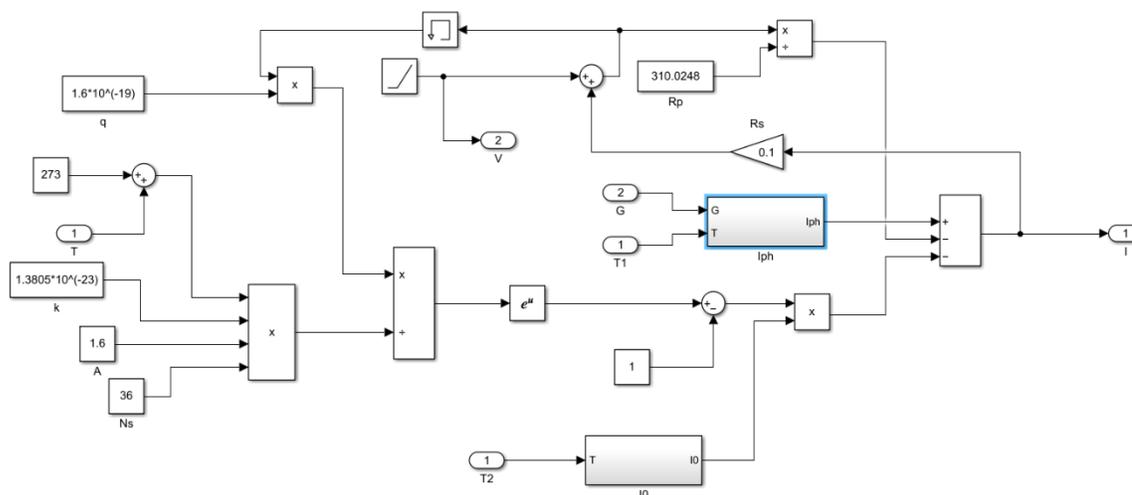


Figure 27: Modélisation PV sur Simulink

Pour le panneau solaire, on utilise le panneaux monocristallins BlueSolar de 115W avec une tension de circuit ouvert 23.32V, un courant de circuit ouvert 6.61A et la tension et une tension correspondante à la puissance maximale de 19.0V

3.3. LA COMMANDE MODULATION DE LARGEUR D'IMPULSION

Pour la commande MLI nous avons utilisé le bloc généré directement par SIMULINK qui tiens en entrée le rapport cyclique D.

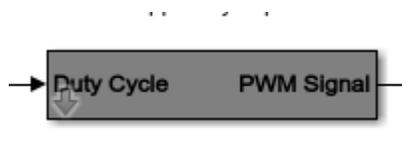


Figure 28: Bloc du signal MLI

3.4. LE HACHEUR BOOST

Pendant le fonctionnement du hacheur, on ferme le commutateur selon que le signal MLI est à 1, sinon il est ouvert.

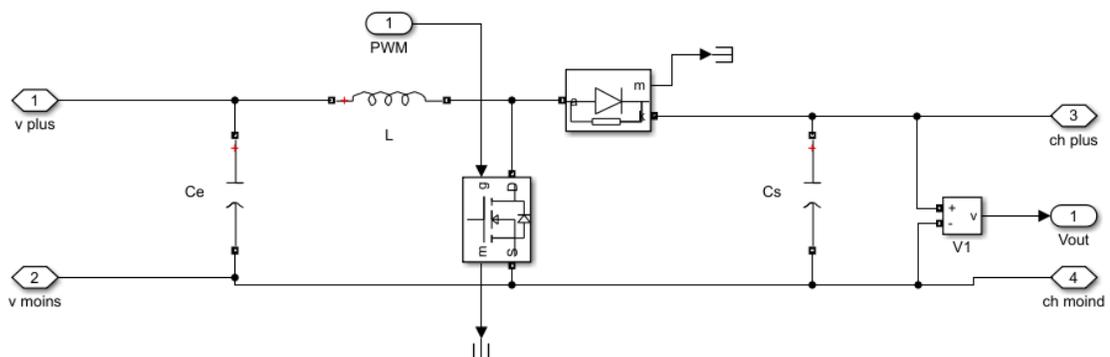


Figure 29: Schéma bloc convertisseur BOOST

Avec : $C_e = 60\mu\text{F}$

$L = 1.42\text{mH}$

$C_s = 800\mu\text{F}$

3.5. LES BLOCS POUR LES ALGORITHMES MPPT

3.4.1 La méthode de P&O

Ici a été utilisé un bloc prédéfini de la P&O proposé par Matlab, auquel on introduit ΔP , ΔV et le rapport cyclique de l'itération précédente. Le schéma bloc est donné par la figure suivante :

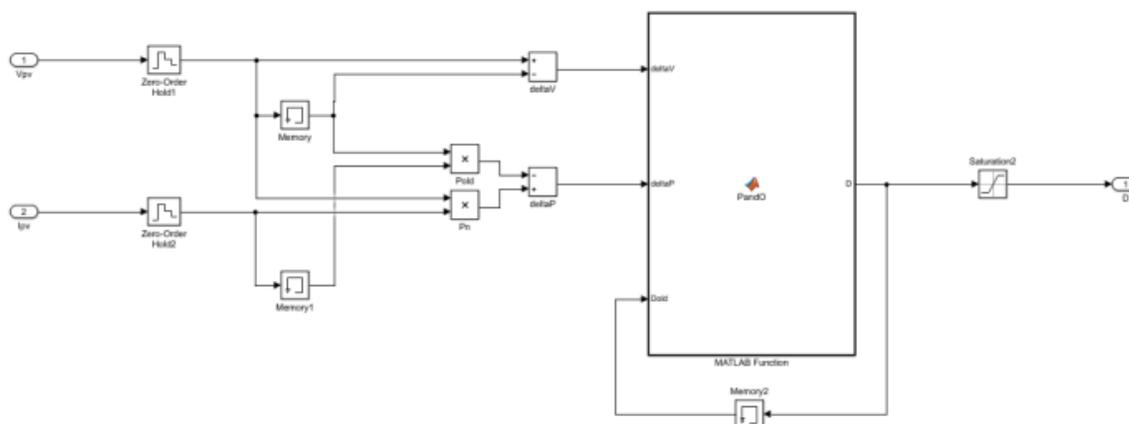


Figure 30: schéma bloc de P&O

Le tableau suivant permet de comparer les valeurs du rapport cyclique obtenues théoriquement et ceux à la sortie de l'algorithme P&O :

Tableau 1 : Comparaison du rapport cyclique théorique et rapport cyclique du P&O

T	G	Dcalc*	Dpo
10	400	0.08	0.08
10	600	0.24	0.24
10	800	0.34	0.34
25	400	0.13	0.13

25	600	0.28	0.28
25	800	0.37	0.37
25	1000	0.43	0.43
35	400	0.16	0.16
35	600	0.3	0.30
35	800	0.39	0.39
35	1000	0.45	0.45
40	400	0.19	0.19
40	600	0.33	0.33
40	800	0.41	0.41

* $D_{calc} = 1 - V_e/V_s$

3.4.1 La méthode de réseaux neurones

La génération d'un réseau de neurones sur Matlab n'est pas aussi compliquée que le réseau lui-même ; on explique étape par étape en ce qui suit comment le générer. Dans la fenêtre de commande de Matlab, on lance la commande : `nftool`. Une fenêtre s'ouvre :

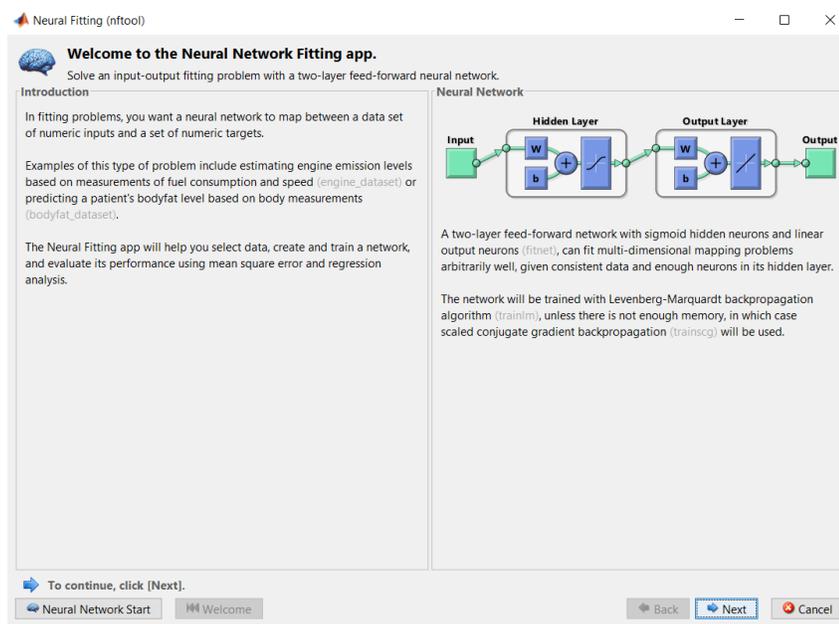


Figure 31: Face avant de la commande

La deuxième fenêtre permet d'entrer les valeurs d'entrées et des sorties lui correspondant que l'on dispose. On parle de valeurs d'échantillonnage selon lesquelles le réseau de neurones développera un certain algorithme pour lier toutes entrées à la sortie. Ensuite, on passe à définir la structure du réseau. Comme nous avons défini, on utilisera 3 neurones dans la couche cachée, ce nombre peut être modifier jugeant la performance du réseau après.

Une fois la structure de réseau définie, on procède à l'étape de trainage ou d'apprentissage par l'algorithme de Levenberg-Marquardt.

Le nombre d'itérations n'est pas défini par une méthode spécifique, on s'arrête quand on voit que le résultat est bon. Le schéma bloc final généré par Matlab a donné des résultats très proches des valeurs d'échantillonnage, il est représenté comme suit :

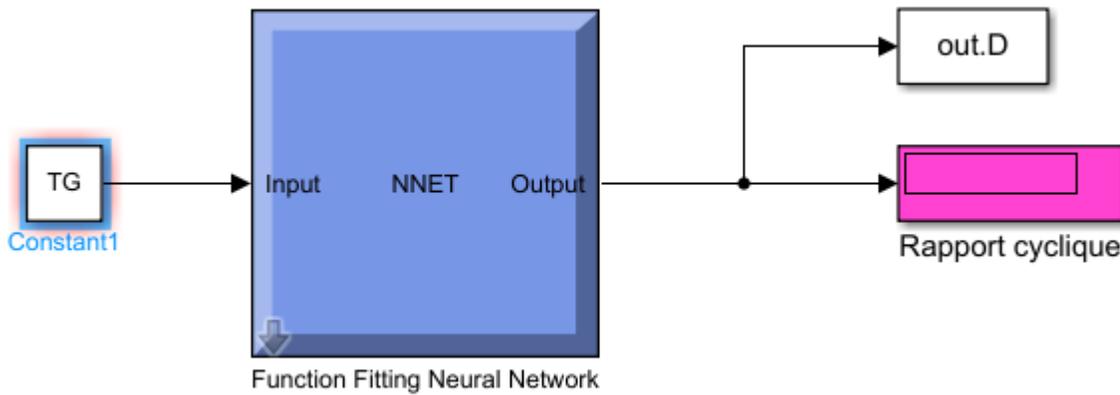


Figure 32: Schéma bloc de ANN

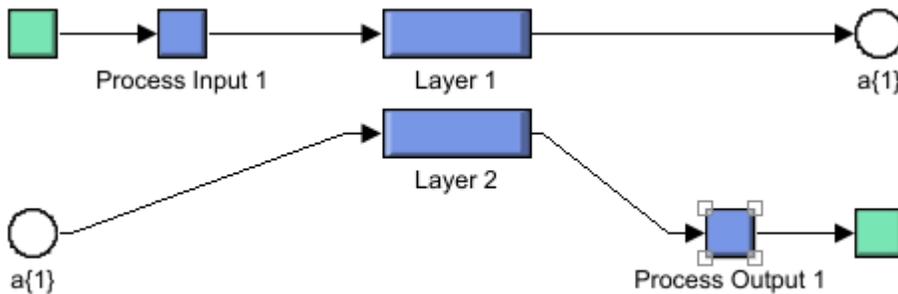


Figure 33: Schéma bloc de ANN de l'intérieur

Les performances de ce bloc ont été validé d'être bon en comparant les valeurs réelles aux sorties du bloc RN. Le tableau suivant permet la comparaison :

Tableau 2: tableau de comparaison entre D theorique et D de RN

T	G	Dcalc	Drn
----------	---	-------	-----

10	400	0.08	0.08
10	600	0.24	0.2401
10	800	0.34	0.3434
25	400	0.13	0.13
25	600	0.28	0.2799
25	800	0.37	0.3702
25	1000	0.43	0.4294
35	400	0.16	0.16
35	600	0.3	0.3053
35	800	0.39	0.3896
35	1000	0.45	0.4499
40	400	0.19	0.19
40	600	0.33	0.3301
40	800	0.41	0.4102

CHAPITRE 4

SIMULATION ET RESULTATS

3.6. SIMULATION DE P&O

La simulation du schéma général avec la méthode P&O s'illustre comme suit :

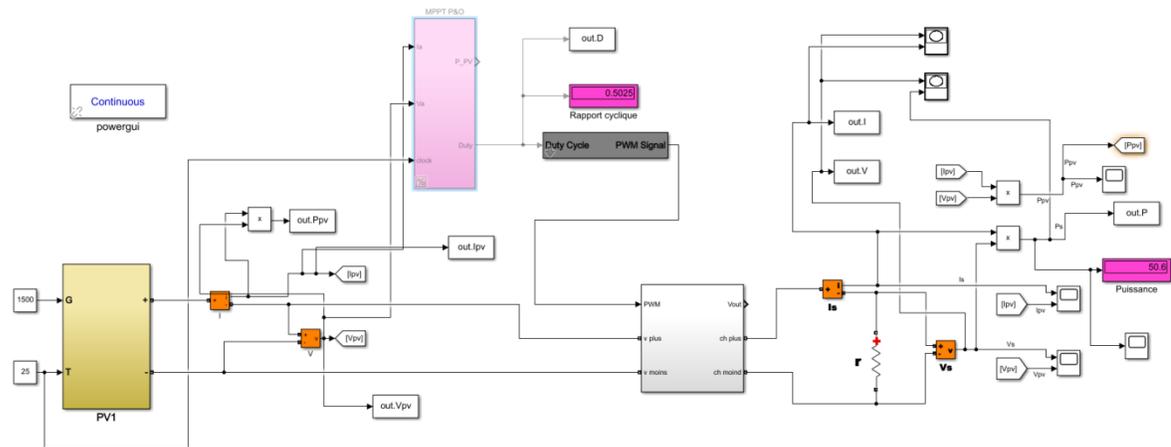


Figure 34: Schéma pour la commande MPPT avec méthode P&O

Variation de la tension pour $T=25^{\circ}\text{C}$ et différentes valeurs de G (800-1000-600 W/m^2) :

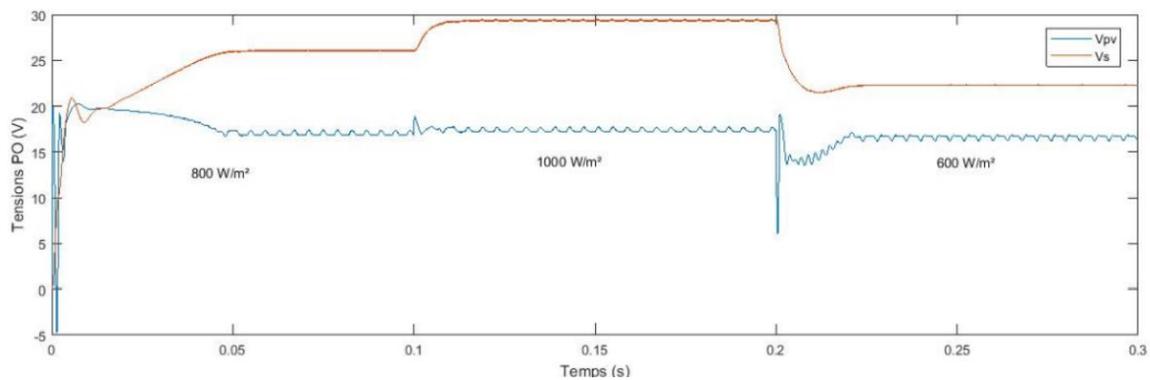


Figure 35: Variation des tensions à la sortie du panneau V_{pv} et de la charge V_s (P&O)

Variation du rapport cyclique pour $T=25^{\circ}\text{C}$ et différentes valeurs de $G(800-1000-600 \text{ W/m}^2)$:

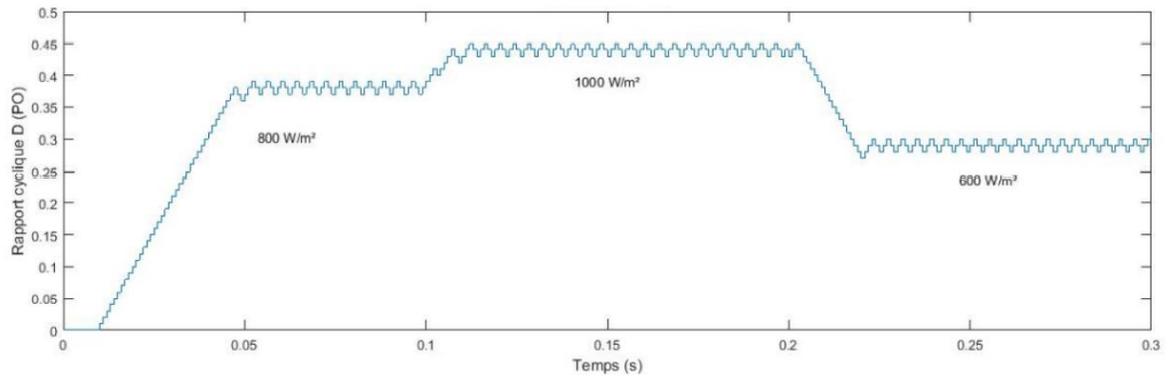


Figure 36: Variation du rapport cyclique D(P&O)

Variation de la puissance pour $T=25^{\circ}\text{C}$ et différentes valeurs de $G(800-1000-600 \text{ W/m}^2)$:

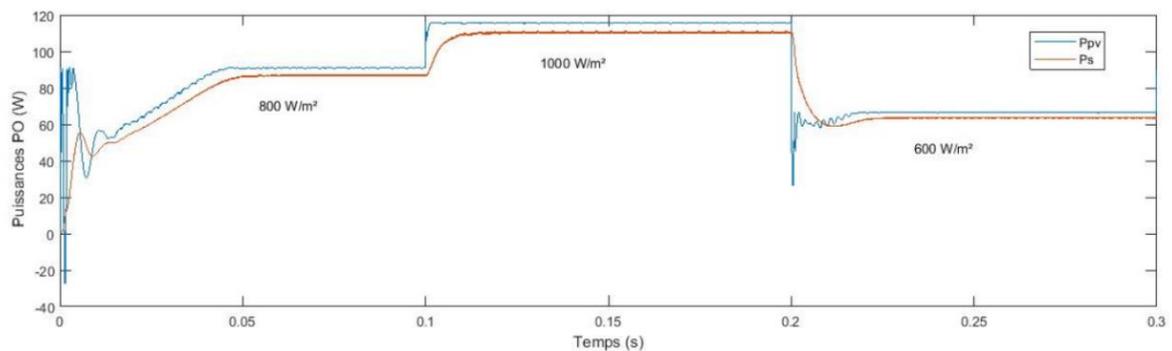


Figure 37: Variation des courants à la sortie du panneau Ppv et de la charge Ps (P&O)

La puissance au niveau de la charge oscille autour de la valeur maximale du panneau avec quelques pertes dues au hacheur. Le rendement du hacheur est 94.8%.

3.7. SIMULATION RN

On présente le schéma général qui se compose des blocs dont on vient de parler par :

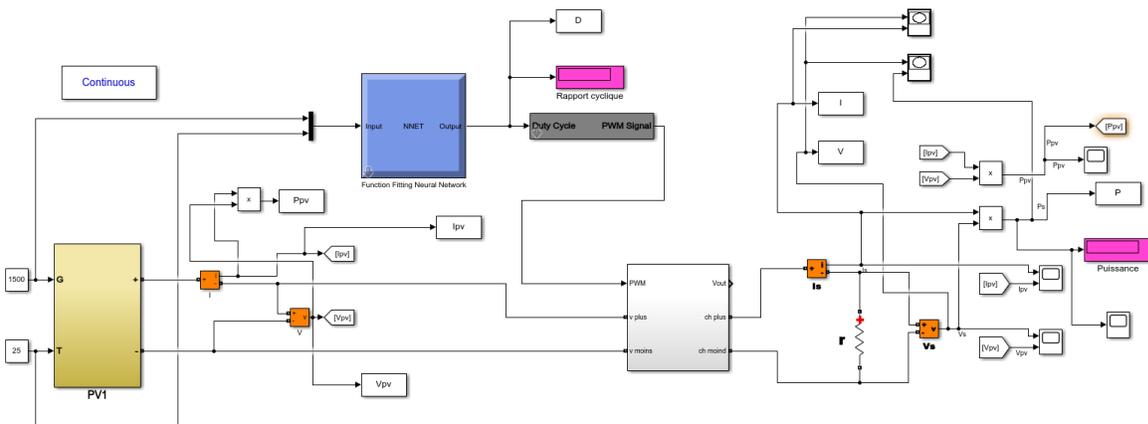


Figure 38: Schéma de simulation pour la commande MPPT par ANN

On passe à la simulation du schéma final, et on observe l'évaluation des grandeurs :

Variation de la tension pour $T=25^{\circ}\text{C}$ et différentes valeurs de G (800-1000-600 W/m^2) :

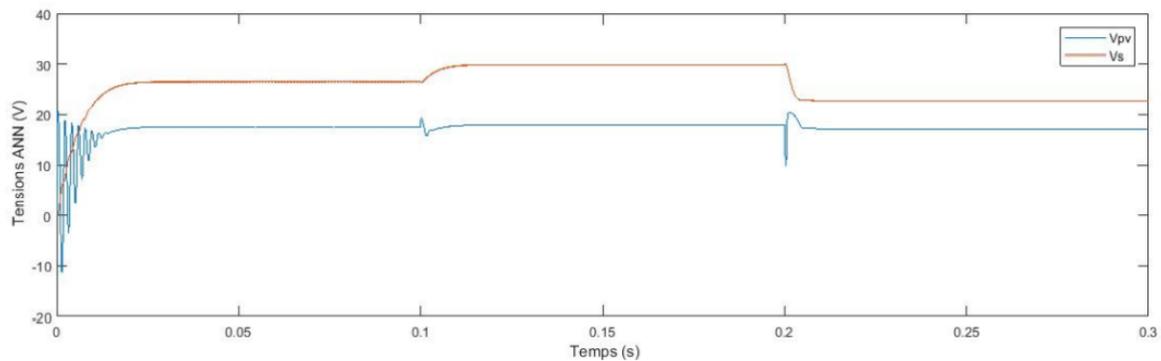


Figure 39: Variation des tensions à la sortie du panneau V_{pv} et de la charge V_s (ANN)

Variation du rapport cyclique pour $T=25^{\circ}\text{C}$ et différentes valeurs de G (800-1000-600 W/m^2) :

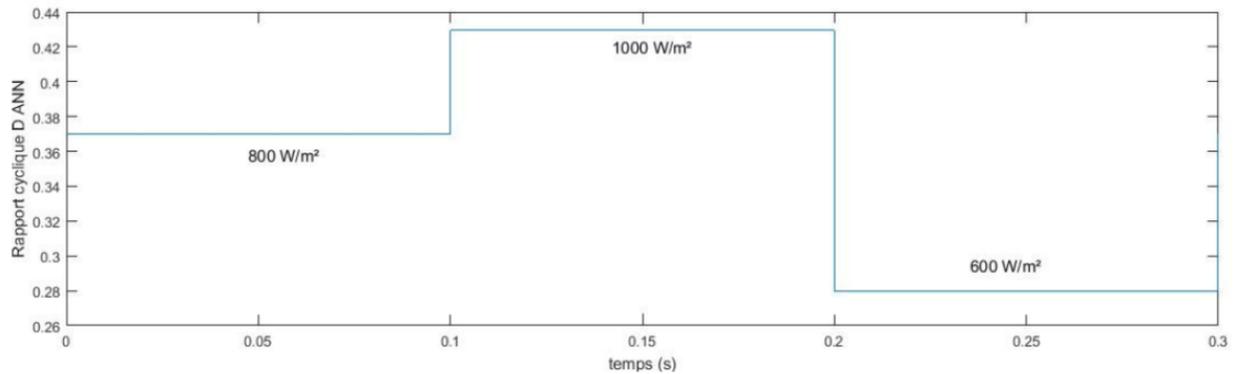


Figure 40: Variation du rapport cyclique D (ANN)

Variation de la puissance pour $T=25^{\circ}\text{C}$ et différentes valeurs de G (800-1000-600 W/m^2) :

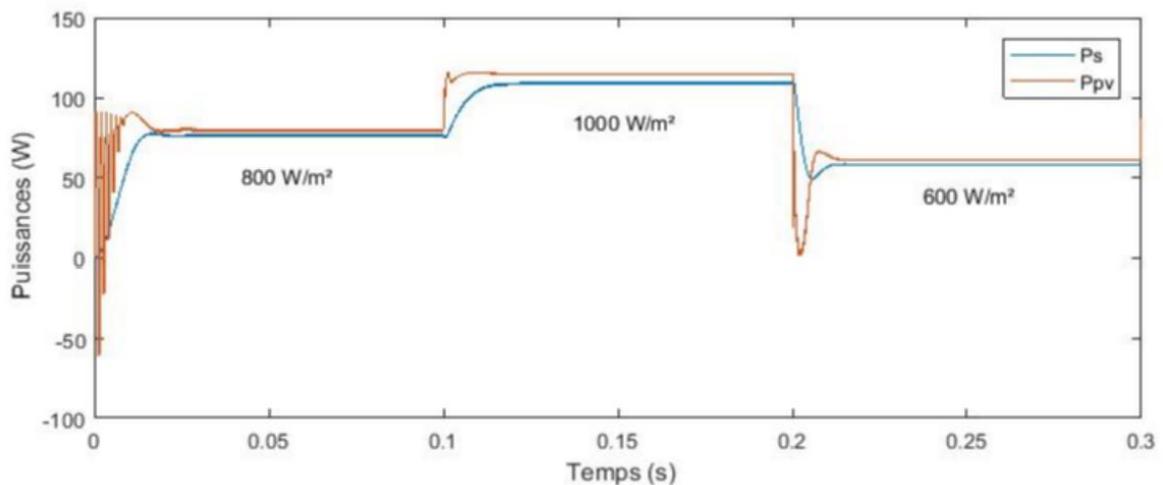


Figure 41: Variation des puissances à la sortie du panneau Ppv et la sortie du hacheur Ps (ANN)

La puissance de sortie est très proche de celle à la sortie du panneau. La différence entre les deux puissances est limitée dans quelques watts. Ces pertes sont dues à la commutation et la conduction du transistor Mosfet. Le rendement de notre convertisseur est : 95.21%. A chaque changement d'irradiation, le contrôleur ANN a pu poursuivre la puissance maximale après un temps de réponse court $T_r=12\text{ms}$.

3.8. COMPARAISON DES DEUX METHODES

Comme dans notre projet on a étudié deux commandes de la méthode MPPT : celle de la méthode de perturbation et observation et celle des réseaux de neurones, il se révèle directement intéressant de comparer ces deux méthodes et d'en tirer les avantages et les inconvénients (s'ils existent). On résume dans le tableau suivant les principaux points de comparaisons entre les deux :

Tableau 3: Tableau de comparaison entre les deux méthodes :

Méthode	G	Dcalc
Stabilité	Oui	Oui
Temps de réponse	0.05s	0.02s
Oscillations	+/- 10w	Négligeable

On remarque que les deux méthodes ont pu poursuivre la puissance du panneau suivant les changements climatiques. Dans les conditions standards, les valeurs de la puissance sont autour de 115w pour les deux méthodes. Cependant pour des valeurs non optimales est surtout pour des valeurs de faibles irradiations, la puissance autour de laquelle oscille la méthode P&O est plus grande à celle délivrée par la méthode d'ANN. Ces valeurs paraissent exagérées (différence de 5W) en se référant aux valeurs théoriques correspondantes. Néanmoins on remarque toujours que la méthode P&O donne des oscillations lors du basculement d'une valeur d'irradiation à une autre. Ces oscillations sont continues sur un régime transitoire de 0.05s et d'amplitude $\pm 10W$ en négligeant les valeurs piques qui dépassent une valeur $\pm 50W$. Cependant pour la méthode ANN, ces oscillations n'apparaissent pas. Cela est due à la conception de l'ANN qui donne le rapport cyclique

exacte pour les valeurs d'entrée de T et G en temps réel, ainsi la puissance exacte du système. Par conséquent on peut confirmer que le système à base d'ANN est plus stable que celui de la méthode P&O.

Pour la rapidité on remarque que la méthode P&O, comme on a déjà vu, prend un temps d'au moins $0.03\mu s$ pour se stabiliser à une valeur du régime permanent, par contre la méthode des ANN à un temps de réponse d'environ $0.02s$. Il est à noter qu'on peut minimiser le temps de réponse de la méthode P&O en augmentant le pas de perturbation, cependant cette augmentation affecte la précision du système négativement en régime permanent ce qui est néfaste pour cette méthode due à la modeste précision qu'il offre.

3.9. CONCLUSION :

Ce chapitre, présente la modélisation et la simulation de l'ensemble composé de : générateur photovoltaïque, hacheurs (survolteur) et les commandes MPPT par réseaux de neurones et par P&O. D'après les résultats obtenus durant la simulation, nous avons pu comparer les deux algorithmes MPPT. On remarque que la commande ANN permet de suivre le point de puissance maximal plus rapidement que l'algorithme P&O, ainsi qu'il donne des oscillations réduites par rapport à la méthode P&O quand il y a un changement d'irradiation. La méthode P&O présente des oscillations plus que l'ANN. On peut dire que la méthode ANN est plus performante que la méthode P&O, mais elle est plus complexe que la méthode de P&O.

CONCLUSION GÉNÉRALE

Ce projet a présenté une revue de la littérature sur l'énergie photovoltaïque et ses caractéristiques il a ensuite présenté la technique de suivi de point de puissance maximale et les différents algorithmes pour ceci. Par suite il se concentre sur l'intelligence artificielle utilisant les réseaux de neurones ANN, cette méthode prédit le cycle de fonctionnement approprié pour lequel le convertisseur DC-DC peut fonctionner et ainsi une puissance maximale peut être obtenue du système PV. En outre ce travail présente les différents algorithmes des réseaux de neurones et argumente le choix de l'algorithme de Levenberg-Marquardt. Autre que la méthode de réseau de neurones, l'algorithme P&O, lui aussi a été expliqué. Cette dernière reste la méthode la plus classique et la plus utilisée dans la production. La suite de ce projet portait sur la simulation et la comparaison des deux méthodes précédemment mentionnées dans l'environnement Matlab/Simulink. L'algorithme conventionnel P&O et celui des réseaux des neurones ont été développés par les codes Matlab, ont été testés puis simulés sous Simulink où on a remarqué que sous des changements brusques de température et d'irradiation la méthode ANN a donné une réponse très rapide et précise.

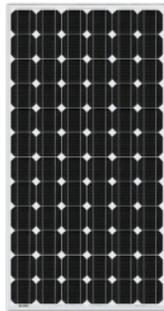
Pendant notre recherche, nous avons pensé à quelques idées afin d'améliorer les résultats, et donc nous proposons ces deux pour d'autre fois à venir :

- 1- Implémentation d'un modèle physique pour la technique MPPT des réseaux de neurones artificiels utilisant des microcontrôleurs et testant celui-ci sur un vrai panneau PV.
- 2- Étudier l'effet de la méthode de contrôle du courant d'hystérésis et son effet sur la qualité de l'alimentation du point de vue de la grille de distribution

ANNEXES

Panneaux monocristallins BlueSolar

www.victronenergy.com



BlueSolar monocrystallin 305 W

- Un coefficient de température de tension faible améliore un fonctionnement à température élevée.
- Performance de faible luminosité exceptionnelle et sensibilité élevée pour illuminer le spectre solaire complet.
- Garantie limitée de 25 ans sur la production et la performance de puissance.
- Garantie limitée de 5 ans sur les matériaux et la qualité d'exécution.
- La boîte de connexion est multifonctionnelle, étanche et scellée, ce qui permet un niveau de sécurité élevé.
- Les diodes de dérivation à haute performance minimisent les chutes de puissances en cas de manque de rayonnement.
- Système avancé d'encapsulation EAV (Éthylène-Acétate de Vinyle) avec une feuille isolante arrière à trois couches respectant les exigences de sécurité les plus rigoureuses pour un fonctionnement sous tension élevée.
- Un cadre en aluminium anodisé robuste permet de monter facilement les modules sur un toit avec une variété de systèmes de montage standard.
- Verre trempé de la plus haute qualité offrant une transmission élevée et fournissant une résistance à l'impact et une dureté améliorées.
- Modèles à haute puissance avec un système de connexion rapide précâblé avec des connecteurs MC4 (PV-ST01).



Connecteurs MC4

Référence de l'article	Description	Poids net	Données électriques sous STC (1)				
			Puissance Nominal	Tension de puissance	Courant de puissance	Tension de circuit ouvert	Courant de court-circuit
			PMPP	VMPP	IMPP	Voc	Isc
		Kg	W	V	A	V	A
SPM040201200	20W-12V Mono 440 x 350 x 25mm séries 4a	1.9	20	18.5	1.09	22.6	1.19
SPM040301200	30W-12V Mono 560 x 350 x 25mm séries 4a	2.2	30	18.7	1.61	22.87	1.76
SPM040401200	40W-12V Mono 425 x 668 x 25mm séries 4a	3.1	40	18.3	2.19	22.45	2.40
SPM040551200	55W-12V Mono 545 x 668 x 25mm séries 4a	4	55	18.8	2.94	22.9	3.22
SPM040901200	90W-12V Mono 780 x 668 x 30mm séries 4a	6.1	90	19.6	4.59	24.06	5.03
SPM041151200	115W-12V Mono 1015 x 668 x 30mm séries 4a	8	115	19.0	6.04	23.32	6.61

Figure 42: datasheet du panneau solaire

Modélisation mathématique du PV :

Le schéma électrique peut être modélisé par des équations mathématiques regroupant l'ensemble des caractéristiques le définissant :

➤ Tension thermique de la cellule PV :

$$VT = kT/q$$

➤ Le courant photovoltaïque :

$$I_{pv} = (I_{pv,n} + K_i(T-T_n)) * G/G_n$$

➤ Le courant de saturation de la cellule PV :

$$I_0 = I_{pv,n} + K_i(T - T_n) / \exp \left(\frac{V_{oc,n} + K_v(T - T_n)}{aVT} - 1 \right)$$

➤ Le courant généré par une cellule PV :

$$I = I_{pv} - I_0 \left(\exp \left(\frac{V + R_s I}{aVT} \right) - 1 \right) - \left(V + R_s I / R \right)$$

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUE

1. Canada, G.d. *Les carburants et la pollution atmosphérique*. Available from: <https://www.canada.ca/fr/sante-canada/services/sante-environnement-milieu-travail/carburants-pollution-atmospherique.html>.2021
2. énergies, C.d. *Solaire photovoltaïque*. 2017; Available from: <https://www.connaissancedesenergies.org/fiche-pedagogique/solaire-photovoltaïque>.2021
3. Pasquinelli, M., *CARACTERISATIONS DES MATERIAUX ET DES DISPOSITIFS POUR LE PHOTOVOLTAÏQUE*. 2018.
4. Mohammed, E., *Implémentation en temps réel des commandes MPPT sur la plateforme FPGA pour un système photovoltaïque*. 2018.
5. systovi. *le solaire fonctionnement* Available from: <https://www.systovi.com/le-solaire/fonctionnement/>.2021
6. Bernard BRULLOT, H.B., Christophe RUBBELYNCK, Xavier LECAT, *REPNSES DE PHOTODIODES SILICIUM À DES IMPULSIONS PROTONS SUB-NANOSECONDES*. 1994: Direction de l'Information Scientifique et Technique.
7. iutenligne, *Panneaux Photovoltaïques*.2021
8. V.BOITIER, P.M., *Recherche du maximum de puissance sur les générateurs photovoltaïques*.
9. Rufer, A., *Cours d'électronique de puissance/ Conversion DC/DC*. Ecole polytechnique fédérale de lausanne, 2018.
10. Gao, D.W., *Energy storage for sustainable microgrid*. 2015.
11. Saurabh Kumar, R.K., Navdeep Singh, *Performance of Closed Loop SEPIC Converter with DC-DC Converter for Solar Energy System*. IEEE 4th International Conference on Power, 2017.
12. Fabienne CHARTIER, H.d.L. *Le hacheur de type BOOST*. 2016; Available from: http://videomodel.ecam.be/index.php?name=dc_dc_boost&level=3be&lang=fr.2021
13. N Aouchiche, M.A.C., and A Malek, *Poursuite du point de puissance maximale d'un système photovoltaïque par les méthodes de l'incrémentation de conductance et la perturbation & observation*. Revue des Energies Renouvelables, 2013.
14. Chapman., T.E.a.P.L., *Comparison of photovoltaic array maximum power point tracking techniques*. IEEE Transactions on energy conversion, 2007.
15. Touzet, C., *Les réseaux de neurones artificiels introduction au connexionnisme cours, exercices et travaux pratiques préf. de Jeanny Hérault*. Collection de l'EERIE. 1992, Nanterre: Ec2. 148.

16. L Bouselham, B.H., and H Hajji., *Comparative study of different mppt methods for photovoltaic system*. In Renewable and Sustainable Energy Conference (IRSEC), 2015: p. 1-5.
17. UQAM, *Jacobien, changement de coordonnées*.
18. Gavin, H.P., *The Levenberg-Marquardt algorithm for nonlinear least squares curve-fitting problems*. 2020.