



Université ABBES LAGHROUR Khenchela
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Industriel
جامعة عباس لغزور خنشلة
كلية العلوم والتكنولوجيا
قسم الهندسة الصناعية



N° Série :

Mémoire de fin d'étude

Pour l'obtention du diplôme de Master

Filière : Electrotechnique

Spécialité : Commande électrique

Présenté par

Lemouchi Issam

Benachi Ameer

THEME

SIMULATION D'UNE COMMANDE PAR LES RESEAUX DE NEURONES D'UN SYSTEME PHOTOVOLTAÏQUE AVEC OMBRAGE

Soutenu le /09/2020 devant la commission d'examen composée de :

Mr. BOUMAAREF ABD ELALI		à l'Université de Khenchela	Président
Mr. MENADI Abdelkarim	MCB	à l'Université de Khenchela	Encadreur
Mr. BOUFFARROUDJ HAFIDHA		à l'Université de Khenchela	Examineur

Promotion 2019/2020

Remerciement

Avant tout, nous tenons à remercier ALLAH le tout puissant
de m'avoir donné
courage, patience et force durant toutes ces années d'étude et
que grâce à lui ce travail a pu être réalisé.

Je tiens à exprimer mon remerciement et mon gratitude à mon
encadreur **Mr.MENADI ABD ELKRIM** d'avoir accepté de
m'encadrer, sont précieux conseil et de m'aider pour la
confiance qu'il m'a prodigué pour la direction de ce travail,
sans cesser de m'encourager.

Mon remerciement au département science technologie et à
tous les enseignants qui m'enseigné durant les années du
cursus.

Mon remerciement est également adressé aux membres de
jury qui ont accepté de juger ce travail.

Enfin je remercie aussi toutes mes familles et les personnes
qui m'ont aidé de près ou de loin à la rédaction de ce travail.

Dédicace

A mes chers parents préférés dans cet univers, pour l'amour et
l'affection qu'ils m'ont offert, pour les conseils fructueux qui
m'ont été prodigués, grand merci.

A mes sœurs

A mes frères

A tous les amis.

A tous ceux qu'on aime.

Et à tous ceux qui me sont chers ...

LEMOUCHI ISSAM

Dédicace

A la mémoire de ma mère * **TELDJA*** que
ALLAH lui accorde toute sa miséricorde.

A mon père qui a préférés dans cet univers, pour l'amour et
l'affection qu'ils m'ont offert, pour les conseils fructueux qui
m'ont été prodigués, grand merci.

A mes sœurs

A mes frères

A toute la famille **BENACHI**.

A ma femme.

A mes enfants :**MOUNDHER, SADJA**

A tous les amis.

A tous ceux qu'on aime.

Et à tous ceux qui me sont chers ...

BENACHI AMEUR

Table des matières

Introduction générale.....	1
Chapitre 1 : Recherche bibliographie.....	3
Introduction.....	3
1.1 Le convertisseur continu-continu (Hacheur).....	3
1.1.1 Les type des convertisseurs DC-DC.....	3
1.1.2 Hacheur dévolteur (Buck Converter).....	4
1.1.3 Hacheur survolteur (Boostconverter).....	5
1.1.3.1 Comparaison entre le convertisseur Buck et Boost	6
1.1.4 Hacheur dévolteur-survolteur (Buck-Boostconverter).....	7
1.2 Extraction de la puissance maximale du générateur photovoltaïque.....	8
1.3 Principe de MPPT.....	8
1.3.1 Les techniques du poursuit de point maximal.....	9
1.3.2. Principe des techniques “Perturb and Observe” (P&O).....	11
Conclusion.....	12
Chapitre 2 : Modélisation de système.....	14
Introduction.....	14
2.1 La cellule PV.....	14
2.1.1 L'effet de photovoltaïque.....	14
2.1.2Générique d'une cellule PV.....	16
2.1.3Type et rendement des cellules photovoltaïques.....	17
2.1.4 Rendement d'une cellule :.....	18
2.2Association des modules photovoltaïques.....	18
2.2.1Association en série.....	18
2.2.2Association en parallèle.....	19
2.2.3Association série-parallèle.....	19
2.2.4.Générateur photovoltaïque.....	20
2.3Modèle d'une cellule.....	20
2.3.1Modélisation d'un panneau.....	22
2.4Caractéristiques électriques des modules photovoltaïques.....	24
2.4.1Influence de l'éclairement et de température.....	25
2.5 Effet de l'ombrage.....	26
2.6 Etude de l'hacheur survolteur d'un système photovoltaïque.....	28
2.6.1Représentation d'un hacheur survolteur PV.....	28

Table des matières

2.6.2	Modélisation d'un hacheur survolteur.....	29
	Conclusion.....	32
	Chapitre 3 : Simulation et étude des résultats.....	34
	Introduction.....	34
3.1	La commande MPPT floue	34
3.1.1	Principe de la logique floue	34
3.1.2	Variables linguistiques et ensembles flous	34
3.1.3	Fonctions d'appartenance.....	35
3.1.4	Règles linguistiques	35
3.1.5	Structure générale d'un système flou	35
3.1.6	Fuzzificateur	36
3.1.7	Inférence floue.....	36
3.1.8	Défuzzification	37
3.2	Réseaux de neurones artificiels.....	37
3.2.1	Neurone formel.....	37
3.2.2	Neurone artificiel.....	38
3.2.3	Un réseau de neurones artificiel.....	38
3.3	Architecture des réseaux de neurones.....	39
3.3.1	Les réseaux non bouclés.....	39
3.3.2	Réseaux bouclés.....	39
3.4	Perceptron multicouches (MLP).....	40
3.4.1	Architecture.....	40
3.4.2	Algorithme d'apprentissage.....	41
3.5	Mise en œuvre de réseau de neurone MLP.....	41
3.6	Les systèmes neuro-flous.....	42
3.6.1	Types de combinaison neuro-flous.....	42
3.6.1.1	Systèmes neuro-flou coopératifs et concourants.....	42
3.6.1.2	Les systèmes neuro-flous fondus.....	43
3.6.1.3	Description et structure du contrôleur MPPT neuro-flou.....	43
3.7	Système photovoltaïque proposé.....	45
3.7.1	Modélisation du système photovoltaïque.....	46
3.7.1.1	Modélisation du GPV.....	46
3.8	Structure de la commande MPPT à base de Neuro-Floue réduit.....	51
3.9	Création du contrôleur neuro-floue.....	51
3.10	Tableau comparatif.....	64
3.11	Discussions des Résultats.....	64
	Conclusion.....	65

Table des figures

Table des figures

Figure (1.1) Circuit idéal du convertisseur dévolteur (Buck).....	4
Figure (1.2) Circuits équivalents du convertisseur Buck pendant une période de commutation(A) et (B).....	5
Figure (1.3) Circuit idéal d'un convertisseur survolteur (Boost).....	5
Figure (1.4) Circuits équivalents du convertisseur Boost pendant une période de commutation(A) et (B).....	6
Figure (1.5) Circuits idéal d'un convertisseur dévolteur – survolteur (BUCK-BOOST).....	7
Figure (1.6) Circuits équivalents du convertisseur Buck-Boost pendant une période de commutation (A) et (B).....	7
Figure (1.7) Chaîne de conversion d'énergie solaire comprenant une commande MPPT.....	9
Figure (1.8) : Signe de $\frac{dP}{dV}$ pour différente zones de fonctionnement.....	9
Figure (1.9) Organigramme de l'algorithme Cond-Inc.....	10
Figure (1.10) Algorithme MPPT perturbation and observation (P&O).....	11
Figure 2.1 : Schéma simplifié d'un système PV.....	14
Figure (2.2) : Représentation d'une jonction P-N d'une cellule PV.....	16
Figure (2.3) : Les électrons circulent à partir du côté N Traversant la charge, et reviennent au côté P.....	17
Figure (2.4) : Différents types de la cellule photovoltaïque.....	17
Figure (2.5) : Association de N modules solaires en série.....	19
Figure (2.6) : Association des modules solaires en parallèle.....	19
Figure (2.7) : Association mixte des modules solaires.....	20
Figure (2.8) : Schéma équivalent de la cellule PV.....	20
Figure (2.9) : Effet de l'éclairement sur la caractéristique I(V).....	26
Figure (2.10) : Effet de l'éclairement sur la caractéristique p(V).....	26
Figure (2.11) : Effet de température sur la caractéristique I(V).....	26
Figure (2.12) : Effet de température sur la caractéristique I(V).....	26
Figure (2.13) : Simulation de l'ombrage dans le cas d'une association de modules photovoltaïques en série.....	27
Figure (2.14) : Caractéristique i(v) sous ombrage et sans ombrage.....	27
Figure (2.15) : Caractéristique p(v) sous ombrage et sans ombrage.....	27
Figure (2.16) : Simulation de l'ombrage dans le cas d'une association de modules photovoltaïques en parallèle.....	28
Figure (2.17) : Caractéristique i(v) sous ombrage et sans ombrage.....	28
Figure (2.18) : Caractéristique i(v) sous ombrage et sans ombrage.....	28
Figure 2.19 : Schéma d'un hacheur parallèle (BOOST) raccordé au générateur photovoltaïque.....	29
Figure 2.20 : Formes typiques des ondes du convertisseur Boost.....	30
Figure (3.1) : Différentes formes de fonctions d'appartenance.....	35
Figure (3.2) : Structure générale d'un système basé sur la logique floue.....	36
Figure (3.3) : Mise en correspondance neurone biologique/neurone artificiel.....	37
Figure (3.4) : Représentation matricielle d'un neurone artificiel.....	38
Figure (3.5) : Réseau non bouclé.....	39
Figure (3.6) : Réseau bouclé.....	39
Figure (3.7) : Architecture d'un réseau de neurones artificiels MLP.....	40
Figure (3.8) : Comparaison entre les réseaux neuro-flous coopératifs et concourants.....	43
Figure (3.9) : Association réseau neur-flou.....	44
Figure (3.10) : Schéma synoptique d'un système photovoltaïque avec une commande MPPT par réseau neuro-flou.....	44
Figure (3.11) : Illustration de l'ANSIF pour la poursuite du point à puissance maximale.....	45
Figure(3.12) : Schéma synoptique du système GPV par Neuro-Floue Réduit.....	46
Figure (3.13) : Modèle d'une cellule photovoltaïque.....	47
Figure (3.14) : Schéma bloc du générateur photovoltaïque en MATLAB-SIMULINK.....	49
Figure (3.15) : caractéristiques I-V et P-V de générateur photovoltaïque pour différents éclairnements.....	50

Table des figures

Figure (3.16) : Schéma MATLAB/SIMULINK d'un système photovoltaïque avec la commande MPPT alimentant une charge passive.....	57
Figure (3.17) : La variation de l'éclairement en fonction de temps.....	57
Figure (3.18) : La tension générée par le panneau.....	58
Figure (3.19) : La variation du rapport cyclique.....	58
Figure (3.20) : Puissance de panneau et d'hacheur survolteur.....	59
Figure (3.21) : Zoom de puissance de panneau et d'hacheur survolteur qui montre le temps de démarrage.....	59
Figure (3.22) : Zoom de puissance de panneau et d'hacheur survolteur qui montre l'erreur.....	59
Figure (3.23) : Zoom de puissance du panneau d'hacheur survolteur qui montre le temps de poursuit....	60
Figure (3.24) : La puissance d'hacheur survolteur et de réseau.....	60
Figure (3.25) : Zoom de puissance d'hacheur survolteur et le réseau qui montre le temps de démarrage..	61
Figure (3.26) : Zoom de puissance d'hacheur survolteur et le réseau qui montre l'erreur statique.....	61
Figure (3.27) : Zoom de puissance d'hacheur survolteur et le réseau qui montre le temps de poursuit....	62
Figure (3.28) : La tension d'onduleur.....	62
Figure (3.29) : Zoom de la tension d'onduleur.....	63
Figure (3.30) : La tension du réseau.....	63
Figure (3.31) : Zoom de la tension du réseau.....	63
Figure (3.32) : Le courant du réseau.....	63
Figure (3.33) : Zoom de courant du réseau.....	64

Liste des tableaux

Liste des tableaux

Tableau 1.1: Rapports de transformation des principaux convertisseurs DC-DC.....	8
Tableau 2 .1 : Les différents types des cellules avec leur rendement.....	18
Tableau 2.2 : Caractéristiques électriques du module photovoltaïque BP SX 150.....	22
Tableau (3.1) : Caractéristiques électriques du GPV dans les conditions standards.....	49
Tableau (3.2) : Résultats des systèmes neuro-floue a différents nombre de règles.....	64

Liste des abréviations

Liste des abréviations

PV : Photovoltaïque.

GPV : Générateur Photovoltaïque.

KWC : Kilowatt Crète.

EA : Distribution du rayonnement de corps noir.

E : Emittance énergétique (éclairage ou ensoleillement).

AM : Masse d'air.

TSL : Temps standard local.

TSV : Temps Solaire Vrai.

DC : Courant Continu.

AC : Courant Alternatif.

FF : Facteur de forme.

STC : Conditions de tests standards 'Standard Test Conditions'.

MPP : Point de fonctionnement optimal

MPPT : Poursuite du Point de Puissance Maximale. 'Maximum Power Point Tracking'.

Symboles

A : Longueur d'onde en mètre.

a : Constante de Stefan-Boltzmann.

Es : Éclairement de la surface du soleil.

E : Éclairement en dehors de l'atmosphère terrestre, appelée constante solaire.

AS : Surface du soleil.

AOT : Surface de la sphère dont le rayon est l'orbite de la terre/soleil.

A : Longitude géographique du site.

Aref : Longitude de référence du TSL.

Y : Altitude.

ip : Azimut.

Liste des abréviations

A : Longitude.

p : Latitude.

qSTC : Rendement de la cellule photovoltaïque.

Pm : Puissance produite par le générateur PV.

E : Éclairement absorbé par la cellule.

E_{réf} : Éclairement de référence (1000 w/m²).

V_{th} : Tension thermique.

K : Constant de Boltzmann (1,38.10⁻²³ J/K).

q : Charge de l'électron (1,6.10⁻¹⁹ C).

I : Courant généré par la cellule photovoltaïque.

I : Courant de la cellule PV (Photo-Courant).

I : Courant circulant dans la diode.

I : Courant de saturation inverse de la diode.

T : Température de la jonction des cellules PV [°K].

T_n : Température de référence des cellules PV [°K].

E : Énergie de Gap du matériel de la cellule PV en [ev].

V_{pv} : Tension de sortie d'un panneau photovoltaïque.

I_p : Courant circulant dans la résistance R_p.

R_P : Résistance shunt de la cellule PV.

R_s : Résistance série de la cellule PV.

N_s : Nombre de cellules en série.

N_p : Nombre de cellules en parallèle.

y : Rendement.

K_t : Coefficient de variation de courant I_{cc} selon la température.

A : Facteur d'idéalité de la jonction (cellule PV) p-n

V_{mpp} = K_n : Tension d'un module PV au point de puissance maximale [V].

Liste des abréviations

$I_{mpp} = I_m$: Courant d'un module PV au point de puissance maximale [A].

I_{mr} : Courant de référence d'un module PV au point de puissance maximale.

T : Température de la jonction des cellules PV [$^{\circ}\text{K}$].

$T_{réf}$: Température de référence des cellules PV [$^{\circ}\text{K}$].

I : Courant de court-circuit d'une cellule ou d'un module solaire [A].

V_{co} : Tension en circuit ouvert d'un module solaire [V].

R_L : Résistance de filtre.

L : Inductance de filtre.

FP : Facteur de puissance.

D : Rapport cyclique.

ΔD : Variation du rapport cyclique.

$P\&O$: Perturbation et Observation.

$IncCond$: Conductance Incrémentale.

$E(K)$: Erreur.

$\Delta E(K)$: Variation de l'Erreur.

Introduction Générale

Introduction générale

Les énergies renouvelables et en particulier l'énergie photovoltaïque sont devenues des sources très prometteuses dans les ressources énergétiques futures d'un pays, en raison tout d'abord de sa nature propre, mais également en raison de la diminution des réserves des ressources conventionnelles (pétrole, gaz, etc...), de la croissance démographique et économique de ce pays incitant à produire plus d'énergies électriques.

Plusieurs ressources d'énergie renouvelables ont été découvertes ces dernières années, notamment, l'énergie éolienne, hydraulique et l'énergie photovoltaïque, cette dernière est l'une des énergies les plus renouvelables dans le monde.

L'énergie photovoltaïque est obtenue directement à partir du rayonnement du soleil. Elle peut même se transformer en énergie électrique grâce à l'effet photovoltaïque. Les panneaux photovoltaïques composés des cellules photovoltaïques ont la capacité de transformer les photons en électrons. L'énergie sous forme de courant continu est ainsi directement utilisable.

Le rendement des systèmes photovoltaïques peut être amélioré par des solutions utilisant les techniques de recherche du point de puissance maximale (dites techniques MPPT).

Il existe plusieurs méthodes qui ont été largement mises en œuvre pour suivre la MPP. Les méthodes les plus courantes sont : « Perturber et observer » (P&O), « l'incrémentation de la conductance ». Ces techniques, ont montrés certes une bonne efficacité mais ils ont aussi montrés des limites, tel que la lenteur et une erreur dynamique assez importante par rapport aux nouvelles techniques intelligents tel que la logique floue, les réseaux de neurones et la neurofloue.

Dans la majorité des cas les systèmes à réseaux Neuro-floue utilisés sont à de 25 ou plusieurs règles. Notre objectif est de modéliser le système avec le plus petit nombre possible de règles, nous avons proposé un système à 8 règles avec des performances optimales. On réduit non pas le temps d'apprentissage et la complexité du système mais le cout qui est un facteur essentiels.

A cet effet, nous avons structuré notre travail en quatre chapitres comme suit :

Dans le premier chapitre nous présenterons une généralité sur les à la description de la commande MPPT, ses différentes techniques. Notre étude est basée sur la technique de commande.

Dans le deuxième chapitre, nous allons présenter modélisation du système.

Dans la troisième partie qui est consacrée la réalisation de commande sur les réseaux neurone et nous présenterons la modélisation et les résultats de simulation par MATLAB-SIMULINK.

Enfin, on terminera notre mémoire avec une conclusion générale qui résumera l'intérêt de notre étude.[1]

Chapitre 1

Introduction

Le cœur de matériel du suiveur du PPM est le convertisseur à courant continu (DC-DC), il est très utilisé dans les alimentations à C.C, MPPT utilise le même convertisseur pour un but différent contrôle de la tension d'entrée PPM du panneau PV et assure l'adaptation de la charge P.

Dans ce chapitre , nous allons définir le convertisseur DC-DC et leur types principaux et nous allons exposer le principe de MPPT, technique "Incrément de conductance" et technique "Perturb and Observe", et d'un autre coté la nouvelle technique pour améliorer l'algorithme (P&O) de la commande MPPT utiliser un pas variable.[2]

1.1 Le convertisseur continu-continu (Hacheur)

Les hacheurs sont des convertisseurs statiques continu-continu permettant de générer une source de tension continue variable à partir d'une source de tension continue fixe. Ils se composent de condensateurs, d'inductances et de commutateurs. Tous ces dispositifs ne consomment aucune puissance dans le cas idéal, c'est pour cette raison que les hacheurs ont de bons rendements.

Généralement le commutateur est un transistor MOSFET qui travaille en mode bloqué-saturé. Si le commutateur est bloqué, son courant est nul, il ne dissipe donc aucune puissance ; S'il est saturé, la chute de tension à ses bornes sera presque nulle et par conséquent la puissance perdue sera très petite, le commutateur du convertisseur est commandé par un rapport cyclique D variable.

1.1.1 Les type des convertisseurs DC-DC

Il y a un plusieurs topologies des convertisseurs DC-DC. Elles sont classées par catégorie, selon que la topologie isolée ou non isolée. Les topologies isolées emploient un transformateur d'isolement fonctionnant à haute fréquence. Elles sont très employées souvent dans les alimentations à découpage. Les topologies les plus connues dans la majorité des applications sont le flyback, en demi-pont et en pont complet. Dans les applications photovoltaïques (PV), les systèmes de couplage avec le réseau électrique emploient souvent ces types de topologies quand l'isolement électrique est préféré pour des raisons de sûreté.[3]

Les topologies non isolées ne comportent pas de transformateurs d'isolement. Elles sont généralement utilisées dans l'entraînement des moteurs à courant continu.

- Abaisseurs (Buck);

- Élévateurs (Boost);
- Élévateurs - Abaisseurs (Buck-Boost).

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. La topologie boost est employée pour augmenter la tension. Les systèmes de production de l'énergie emploient un convertisseur boost pour augmenter la tension de sortie au niveau de service avant l'étage de l'onduleur. Puis, il y a des topologies capables d'augmenter et de diminuer la tension tel que le buck- boost, le cuk, et le sepic.

1.1.2 Hacheur dévolteur (Buck Converter)

Le convertisseur dévolteur a pour rôle principal de convertir la

La figure (1.2) présente son circuit idéal.

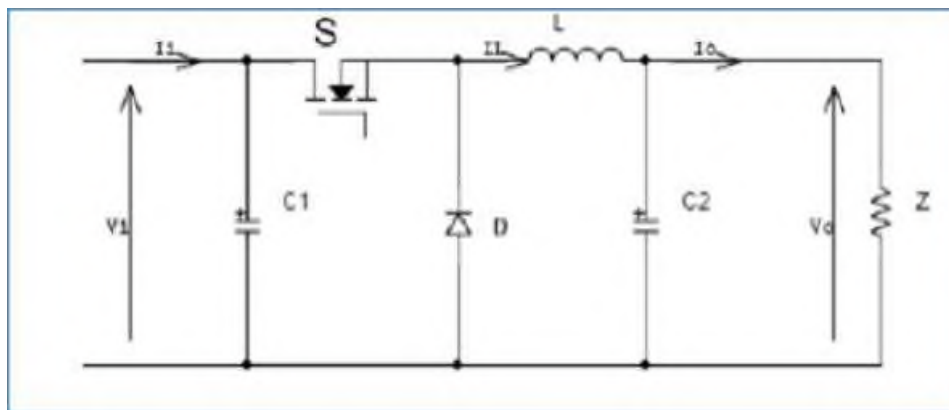


Figure (1.1) Circuit idéal du convertisseur dévolteur (Buck).

Commutation T_s . Pendant le temps de fermeture ($t \in [0, D.T_s]$), la diode se bloque et un courant circule dans la charge à travers l'inductance, cette dernière se charge alors d'énergie. Dès que le commutateur s'ouvre ($t \in [D.T_s, T_s]$), la source et la charge ne sont plus en contact, la diode se sature et l'inductance libère une énergie à la charge avec une diminution du courant I_L .

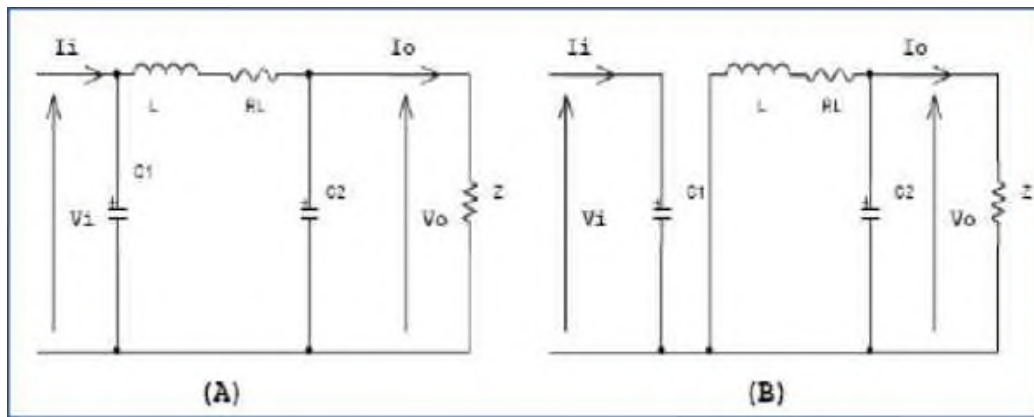


Figure (1.2) Circuits équivalents du convertisseur Buck pendant une période de commutation(A) et (B).

A: pendant le temps de fermeture ($t G [0, DTs]$)

B: pendant le temps d'ouverture ($t G [DTs, Ts]$)

Le rapport de conversion d'un hacheur est le rapport entre la tension d'entrée V_i et la tension de sortie V_o . [4]

1.1.3 Hacheur survolteur (Boost converter)

Le convertisseur survolteur a pour rôle principal de convertir la tension d'entrée en une tension de sortie supérieure. Il est aussi appelé convertisseur Boost, convertisseur élévateur de tension ou hacheur parallèle. Son circuit idéal est donné par la figure(1.4)

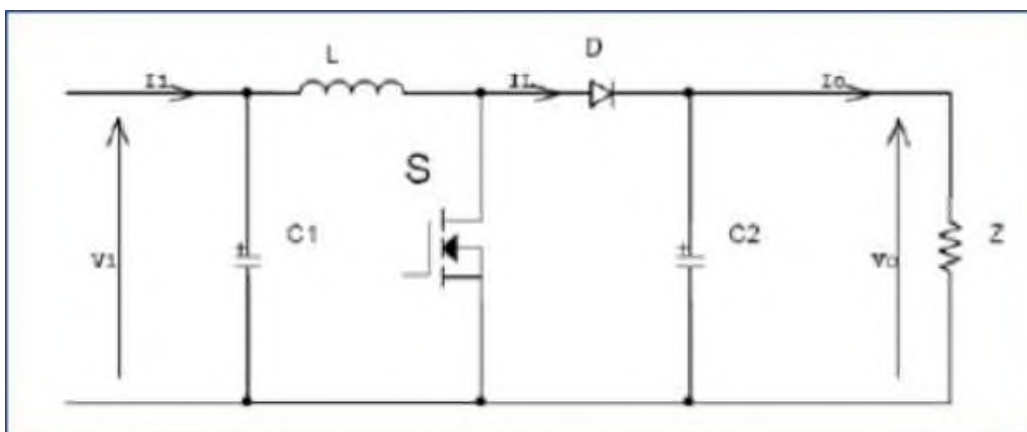


Figure (1.3) Circuit idéal d'un convertisseur survolteur (Boost).

La figure (1.5) explique le fonctionnement du convertisseur Boost durant une période de

commutation T_s . Pendant le temps de fermeture ($t_G [0, D.T_s]$), le courant dans l'inductance croît progressivement, au fur et à mesure elle emmagasine de l'énergie. Dès que le commutateur s'ouvre ($t_G [D.T_s, T_s]$), l'inductance L s'oppose à la diminution du courant I_L , ainsi elle génère une tension qui

s'ajoute à la tension de source, qui s'applique sur la charge Z à travers la diode D .

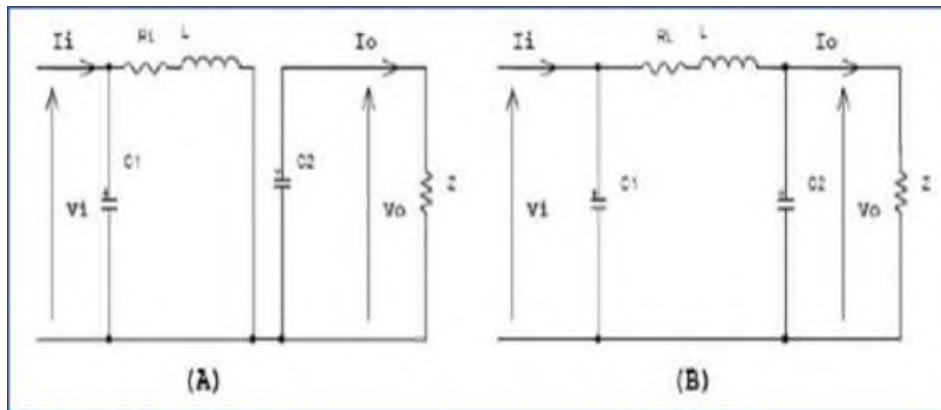


Figure (1.4) Circuits équivalents du convertisseur Boost pendant une période de commutation(A) et (B).

(A): pendant le temps de fermeture ($t_G [0, DT_s]$)

(B): pendant le temps d'ouverture ($t_G [DT_s, T_s]$).

1.1.3.1 Comparaison entre le convertisseur Buck et Boost:

- Malgré le rendement élevé du convertisseur Buck dans les systèmes des sources conventionnelles, le convertisseur Boost peut être plus approprié aux systèmes photovoltaïques avec le suiveur du point maximal (MPPT), à cause de ces avantages :

* Le convertisseur Boost fonctionne au mode de courant continu extrayant autant de puissance que possible à partir de générateur photovoltaïque.

*Il a l'avantage d'une ondulation du courant d'entrée limité par l'inductance L .

* Il peut même fonctionner avec une tension d'entrée faible, ce qui dans le cas d'une installation photovoltaïque permet récupérer le peu d'énergie disponible lors des périodes à faible éclaircissement.

1.1.4 Hacheur dévolteur-survolteur (Buck-Boostconverter)

Le convertisseur dévolteur-survolteur (ou Buck-Boost) combine les propriétés des deux hacheurs déjà étudiés. Il peut être employé pour transformer idéalement n'importe quelle tension continue d'entrée en n'importe quelle tension continue de sortie. La figure (1.6) illustre son circuit idéal.[5]

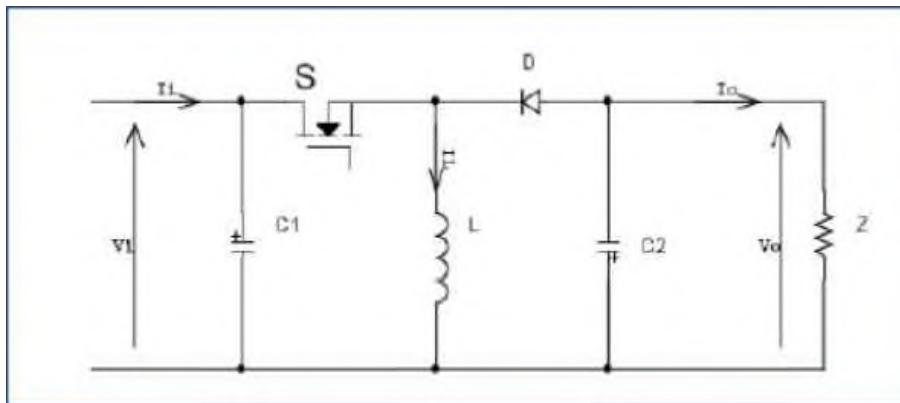


Figure (1.5) Circuits idéal d'un convertisseur dévolteur – survolteur (BUCK-BOOST).

La figure (1.6) explique le fonctionnement du convertisseur Buck-Boost durant une période de commutation T_s . Pendant le temps de fermeture ($t_G[0, D.T_s]$), la tension de la source est appliquée à l'inductance qui se charge d'énergie. Durant la période d'ouverture ($t_G[D.T_s, T_s]$), la tension de l'inductance se trouve appliquée à la charge Z et son courant circule dans le sens inverse des aiguilles d'une montre à travers la diode D . Ainsi, la tension de sortie V_0 du convertisseur sera négative.

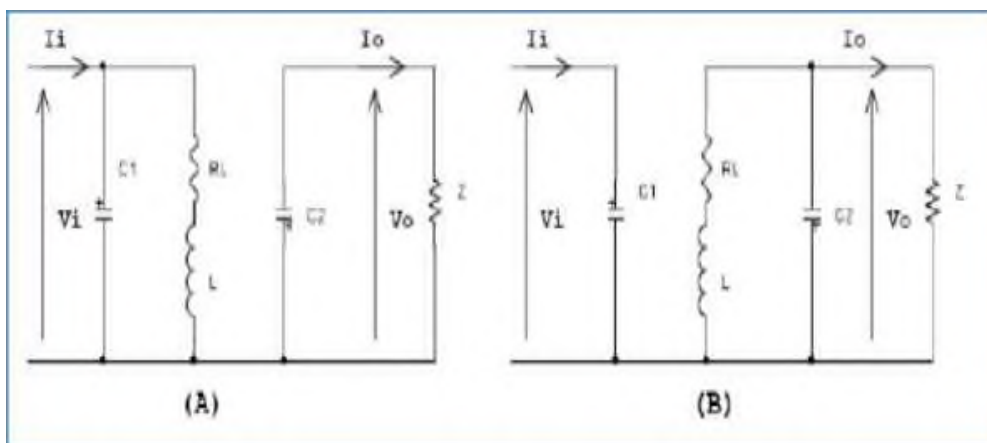


Figure (1.6) Circuits équivalents du convertisseur Buck-Boost pendant une période de commutation (A) et (B).

(A) :pendant le temps de fermeture ($t_G [0, DT_s]$)

(B): pendant le temps d'ouverture ($t_G [DT_s, T_s]$)

1.2 Extraction de la puissance maximale du générateur photovoltaïque

La poursuite du point maximum de la puissance (MPPT) est une partie essentielle dans les systèmes photovoltaïque. Plusieurs techniques sont développées depuis 1968 dates de publication de la première loi de commande de ce type adaptées à une source d'énergie renouvelable de type PV. Ces techniques se différent entre eux par leur complexité, nombre de capteurs requis, la vitesse de convergence, coût, rendement et domaine d'application.

Le tableau 1.1 résume les principaux rapports de transformation en fonction du rapport cyclique pour les différentes structures de convertisseurs statiques avec et sans isolement galvanique. Où D désigne le rapport cyclique du convertisseur et K le rapport de transformation du transformateur d'isolement.

Convertisseur	Rapport de transformation en fonction de (D)	Isolement galvanique
Buck	D	Non
Boost	1	Non
Buck-Boost	-D	Non
Cuk	D	Non
SEPIC	D	Non
Flyback	$K1-D$	Oui
Push-puul	KD	Oui
Forward tension d'entrée en une tension de sortie	KD	Oui

Tableau 1.1: Rapports de transformation des principaux convertisseurs DC-DC.

1.3 Principe de MPPT

Par définition, une commande MPPT, associée à un étage intermédiaire d'adaptation, permet de faire fonctionner un générateur PV de façon à produire en permanence le maximum de sa puissance. Ainsi, quels que soient les conditions météorologiques (température et l'éclairement), la commande du convertisseur place le système au point de fonctionnement maximum (V_{mpp} , I_{mpp}) l'adaptation d'impédance est souvent sous forme d'un convertisseur DC - DC comme représenté sur la figure (1.8).

[6]

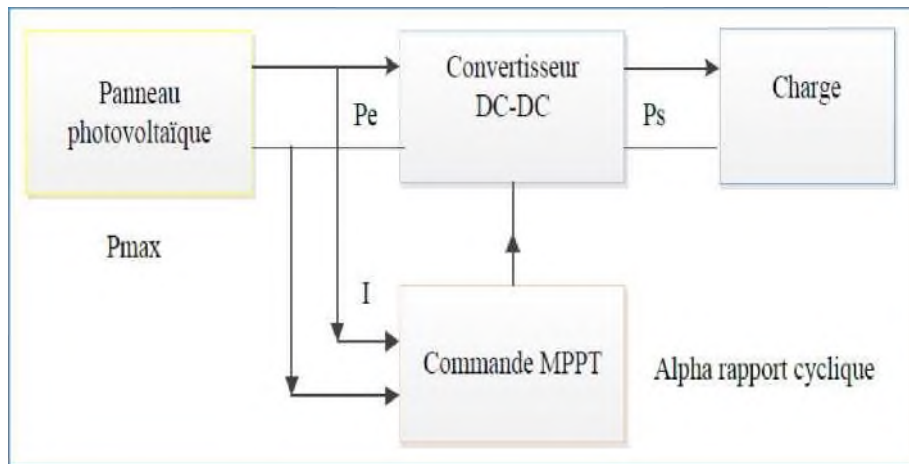


Figure (1.7) Chaîne de conversion d'énergie solaire comprenant une commande MPPT.

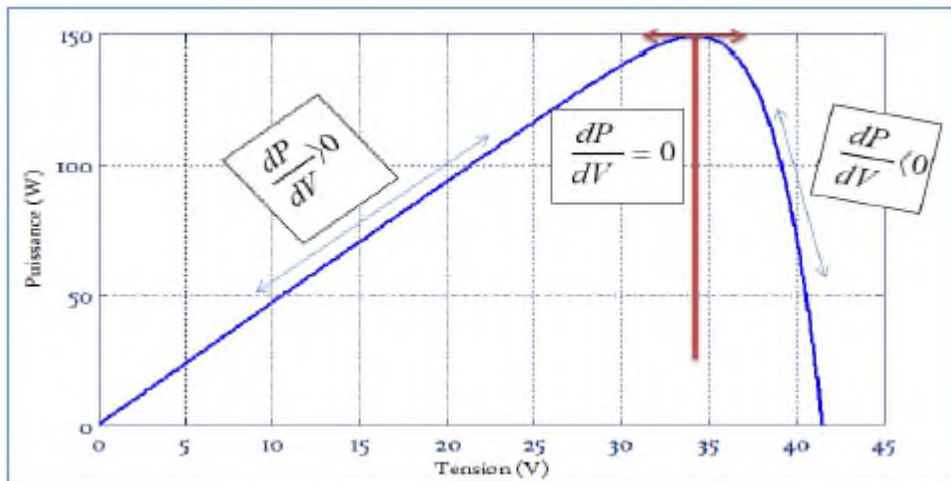


Figure (1.8) : Signe de $\frac{dP}{dV}$ pour différente zones de fonctionnement.

1.3.1 Les techniques du poursuit de point maximal

La technique de suivi du point à puissance maximal (Maximum Power Point Tracking MPPT) a été développée depuis 1968, Elle doit être utilisée dans toute application utilisant ces générateurs, et deviendra nécessaire et même indispensable selon la théorie du transfert optimal de puissance.

Dans la littérature Il existe différents algorithmes effectuent la recherche de MPP, les trois méthodes les plus couramment rencontrés sont :

- *La méthode Hill Climbing.
- *La méthode perturbe & observe (P&O).
- *La méthode incrément de conductance (IncCond).[7]

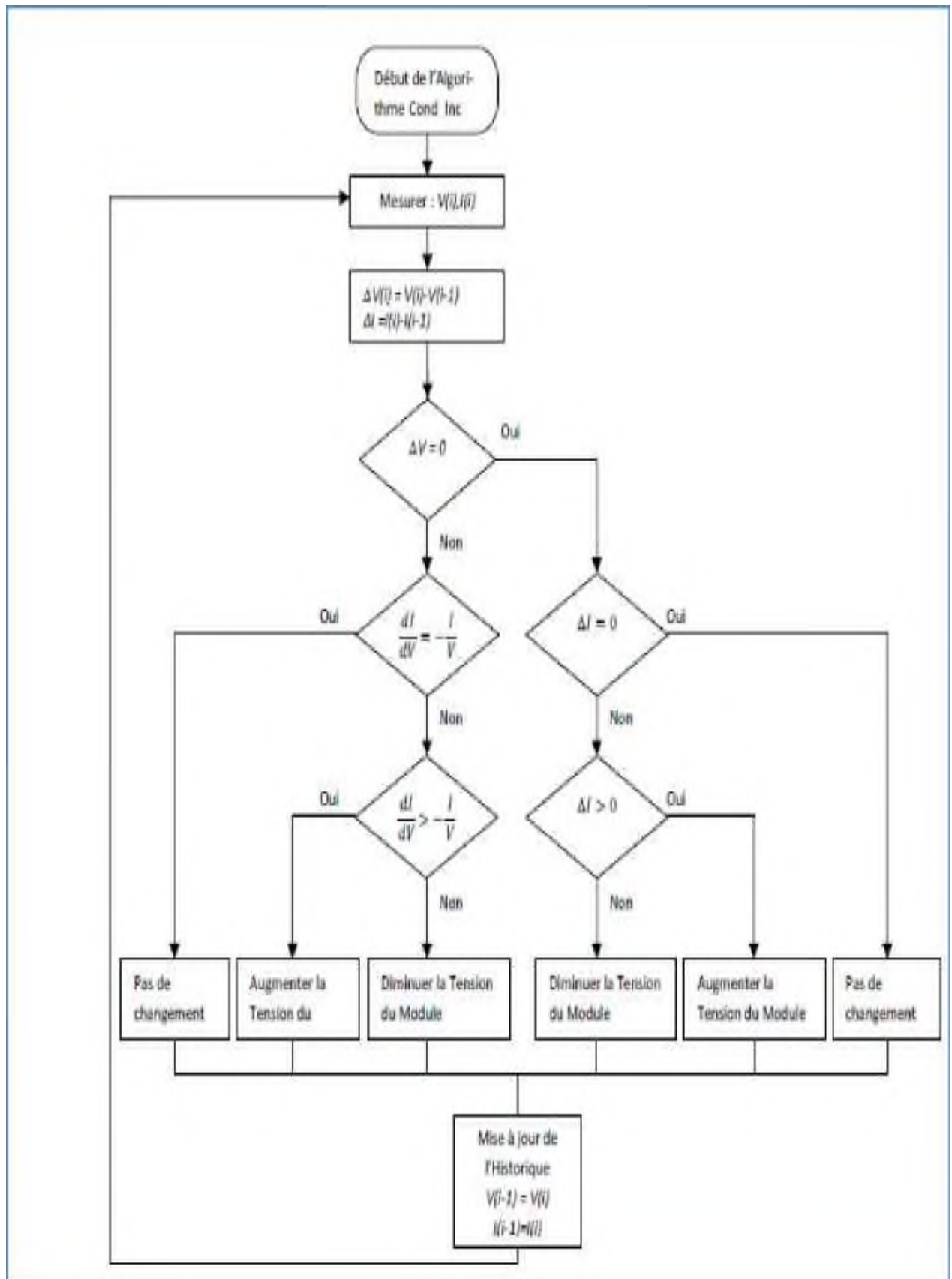


Figure (1.9) Organigramme de l'algorithme Cond-Inc.

1.3.2. Principe des techniques "Perturb and Observe" (P&O)

Le principe des commandes MPPT de type P&O consiste à perturber la tension V_{PV} d'une faible amplitude autour de sa valeur initiale et d'analyser le comportement de la variation de puissance P_{PV} qui en résulte ainsi, on peut déduire que si une incrémentation positive de la tension V_{PV} engendre un accroissement de la puissance P_{PV} , cela signifie que le point de fonctionnement se trouve à gauche du PPM. Si au contraire, la puissance décroît, cela implique que le système a dépassé le PPM. Un raisonnement similaire peut être effectué lorsque la tension décroît. A partir de ces diverses analyses sur les conséquences d'une variation de tension sur la caractéristique $P_{PV}(V_{PV})$, il est alors facile de situer le point de fonctionnement par rapport au PPM, et de faire alors facile de situer le point de fonctionnement par rapport au PPM, et de faire converger ce dernier vers le maximum de puissance à travers un ordre de commande approprié.

En résumé, si suite à une perturbation de tension, la puissance P_{PV} augmente, la direction de perturbation est maintenue. Dans le cas contraire, elle est inversée pour reprendre la convergence vers le nouveau PPM. La figure (1.10) représente l'algorithme classique associé à une commande MPPT de type(P&O), où l'évolution de la puissance est analysée après chaque perturbation de tension.

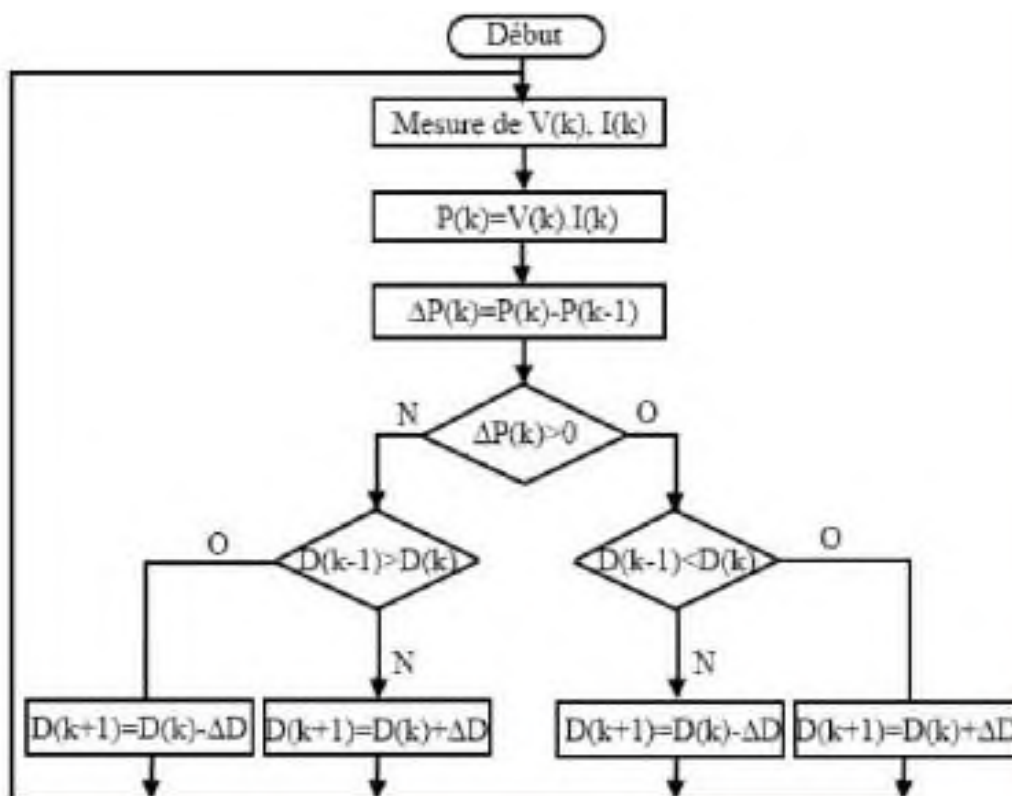


Figure (1.10) Algorithme MPPT perturbation and observation (P&O).

Conclusion

Cette étude a été centrée sur l'amélioration des performances et du rendement d'un système photovoltaïque. L'objectif principal était de trouver un algorithme efficace et optimal permettant d'extraire le maximum de puissance disponible à partir du générateur photovoltaïque.

Ce chapitre est consacré à la description de la commande MPPT, le principe de recherche du MPP, les différents algorithmes MPPT les plus répandus existants dans la littérature (Inc.CoN, P&O), avec des études d'amélioration de la performance de l'algorithme (P&O) avec une nouvelle technique propose le principe de pas variable. [8]

Chapitre 2

Introduction

Le générateur photovoltaïque convertit la radiation solaire incidente en puissance électrique et en général, on distingue deux types d'installations :

- non autonomes ou « GRID CONNECTED », rattachées au réseau de distribution électrique. Dans Les systèmes reliés aux réseaux, les consommateurs standards AC sont connectés au générateur via un onduleur (convertisseur DC/AC) parfois bidirectionnel (redresseur/onduleur). Le surplus d'énergie du générateur photovoltaïque est injecté au réseau public et les demandes de puissance qui existent la capacité de production du générateur sont attachées sur le réseau.

- Autonomes ou « STAND-ALONE », qui sont le propose de cette étude, ces installations isolées ne sont pas connectées au réseau, mais elles doivent assurer la couverture de la demande de la charge en tout temps. La puissance à la sortie du générateur photovoltaïque n'est pas suffisante pour satisfaire la demande de charge, aussi l'autonomie du système est-elle assurée par un système de stockage d'énergie.

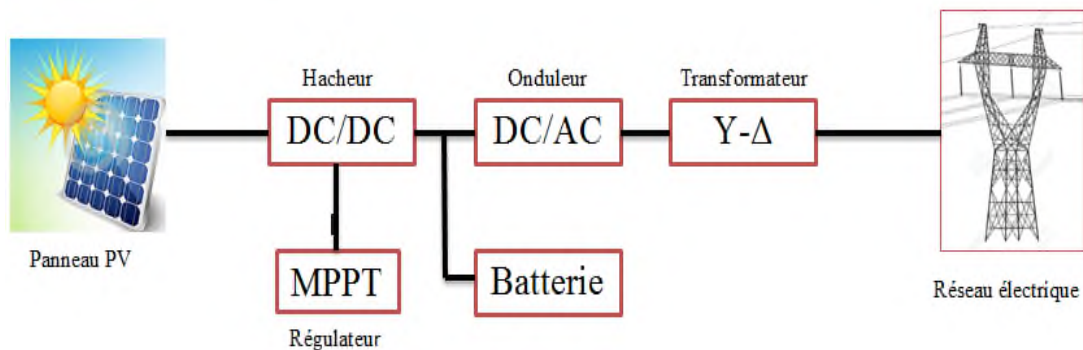


Figure 2.1 : Schéma simplifié d'un système PV

2.1 La cellule PV

2.1.1 L'effet de photovoltaïque

Le terme « photovoltaïque » vient du Grec et qui signifie Lumière, il est composé de deux parties : « photos » (lumière) et du nom de famille du physicien italien (ALLESSANDRO VOLTA) qui inventa la pile électrique en 1800 et donna son nom à l'unité de mesure de la tension électrique, le volt. L'effet photovoltaïque constitue la conversion directe de l'énergie du rayonnement solaire en énergie électrique

au moyen de cellules généralement à base de silicium. Pour obtenir une puissance suffisante, les cellules sont reliées entre elles et constituent le module solaire.

L'effet photovoltaïque, c'est-à-dire la production d'électricité directement de la lumière, fut observée la première fois, en 1839, par le physicien français Edmond Becquerel. Toutefois, ce n'est qu'au cours des années 1950 que les chercheurs des laboratoires Bell, aux Etats-Unis, parvinrent à fabriquer la première cellule photovoltaïque, l'élément primaire d'un système photovoltaïque. [9]

2.1.2 Générique d'une cellule PV

Examinons ce que se produit à proximité d'une jonction P-N lorsqu'elle est exposée à la lumière du soleil. Lorsque les photons sont absorbés, des paires de trou-électron peuvent être formées. Si ces porteurs de charge atteignent la proximité de la jonction, le champ électrique dans la barrière des charges positives ou ils sont accumulés et pousse les électrons dans la zone des charges négatives ou ils sont accumulés aussi, ceux qui créent une différence de potentiel qui peut être utilisé pour fournir du courant à la charge comme la figure 2.2 montre. [10]

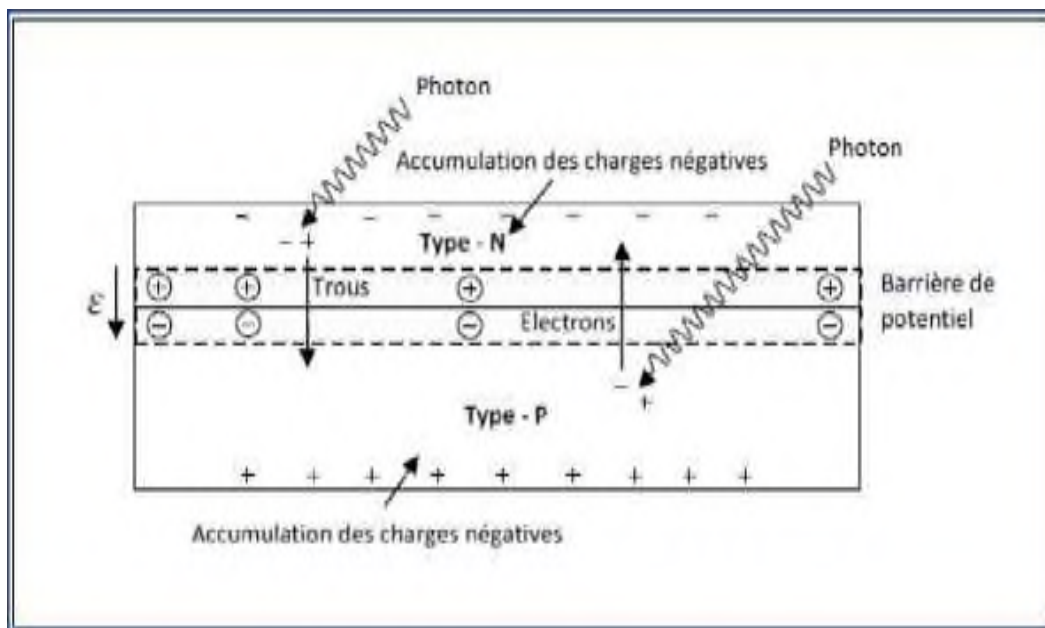


Figure (2.2) : Représentation d'une jonction P-N d'une cellule PV.

Si des contacts électriques sont attachés au-dessus et au-dessous de la cellule, des électrons sortent du côté des charges négatives dans le fils de connexion passant par la charge et revenant au côté des charges positives, puisque le fils ne peut pas conduire des trous, les électrons seulement se déplacent autour du circuit, quand ils atteignent la côté des P ils se combinent avec des trous pour accomplissant le circuit, par convention le courant positif circule dans la direction opposée avec les électrons.

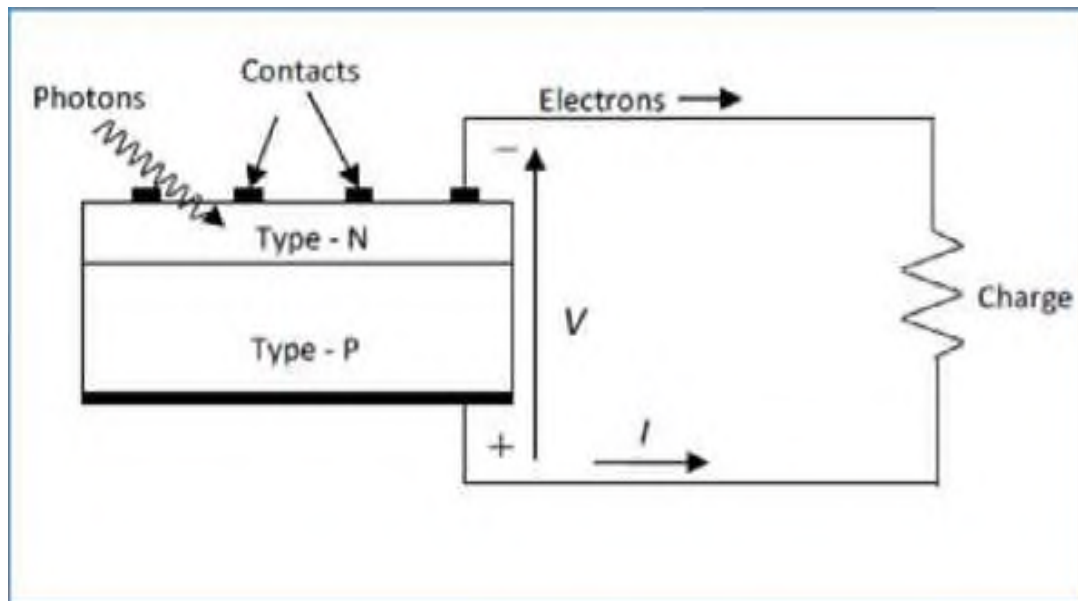


Figure (2.3) : Les électrons circulent à partir du côté N Traversant la charge, et reviennent au côté P.

2.1.3 Type et rendement des cellules photovoltaïques

Il existe différents types de cellules solaires (ou cellules photovoltaïques), et chaque type de cellules a un rendement et un coût qui lui est propre. Cependant, quel que soit leur type, leur rendement.

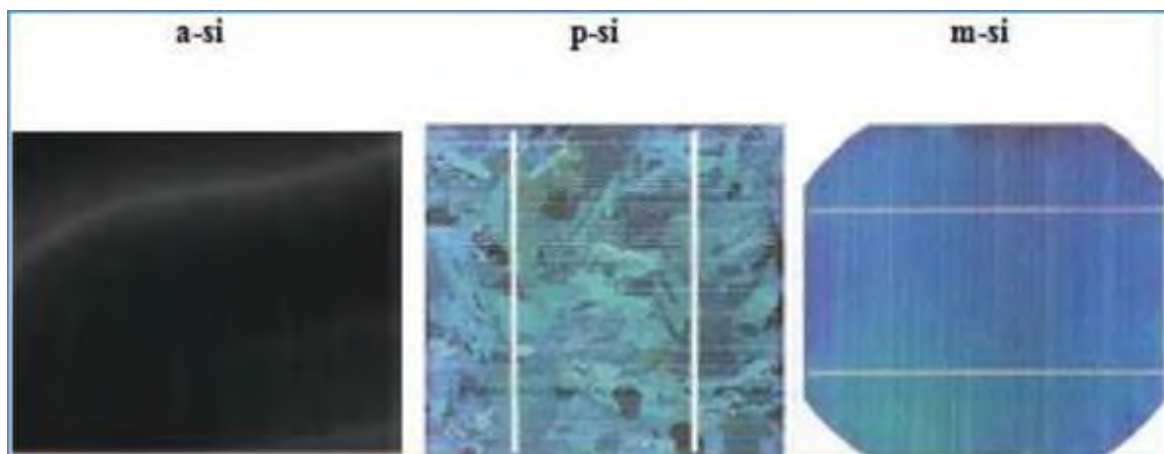


Figure (2.4) : Différents types de la cellule photovoltaïque.

Reste assez faible: de 8 à 23% de l'énergie qu'elles reçoivent. Existe trois principaux types de cellules à l'heure actuelle.

2.1.4 Rendement d'une cellule :

Le tableau suivant (2 -1) présente les différents types des cellules avec leur rendement.[11]

Technologie de cellules	Rendement en laboratoire	Rendement production
Silicium amorphe	0,13	5-9%
Silicium poly cristallin	19.8%	11-15%
Silicium monocristallin	24.7%	13-17%

Tableau 2 .1 : Les différents types des cellules avec leur rendement.

2.2 Association des modules photovoltaïques

Les modules peuvent également être connectés en série et en parallèle afin d'augmenter la tension et l'intensité du courant d'utilisation. Toutefois, il importe de prendre quelques précautions car l'existence de cellules moins efficaces ou l'occlusion d'une ou plusieurs cellules (dus à de l'ombrage, de la poussière, etc..) peuvent endommager les cellules de façon permanente.

2.2.1 Association en série

La cellule individuelle, unité de base d'un système photovoltaïque, ne produit qu'une très faible puissance électrique, typiquement de 0.5 W avec une tension de moins d'un volt.

Pour produire plus de puissance, les cellules sont assemblées pour former un module (ou panneau). L'association en série des cellules délivre une tension égale à la somme des tensions individuelles et un courant égal à celui d'une seule cellule.

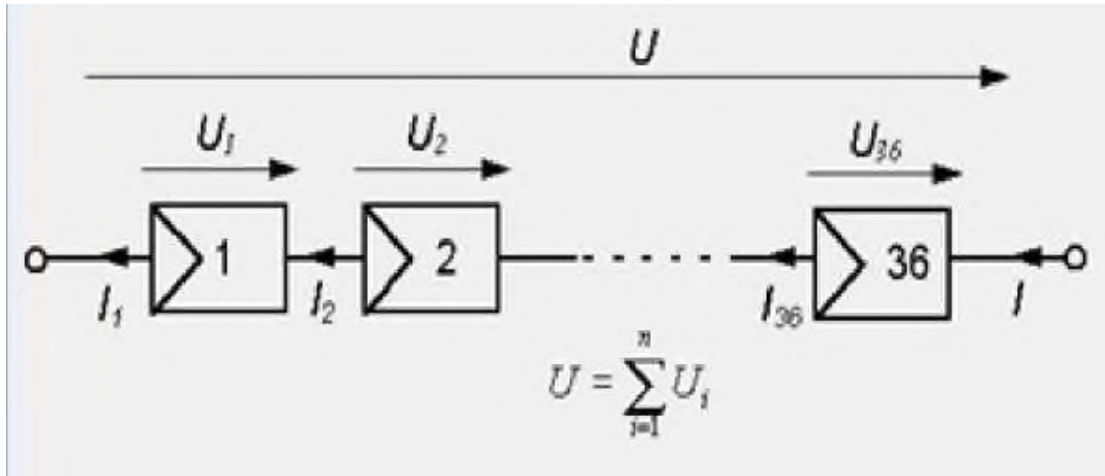


Figure (2.5) : Association de N modules solaires en série.

2.2.2 Association en parallèle

En additionnant des modules identiques en parallèle, la tension de la branche est égale à la tension de chaque module et l'intensité augmente proportionnellement au nombre de modules en parallèle dans la branche.

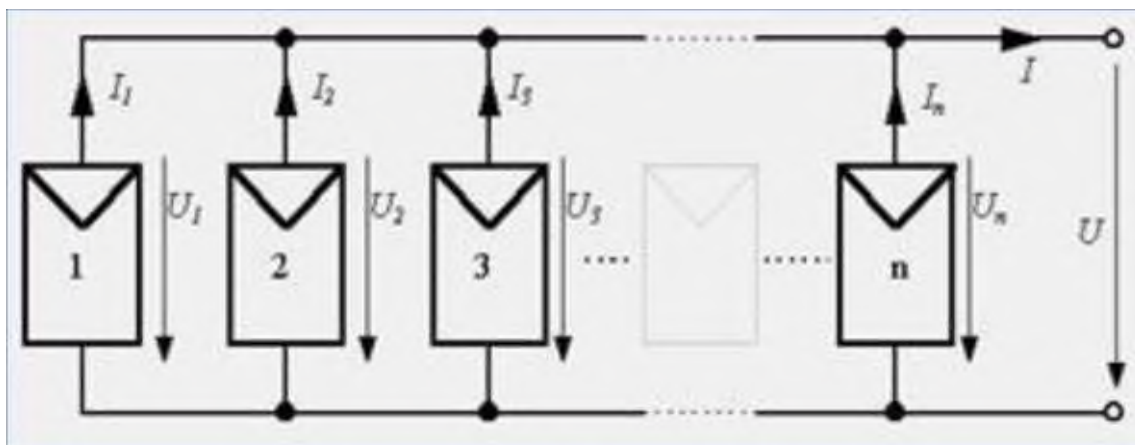


Figure (2.6) : Association des modules solaires en parallèle.

2.2.3 Association série-parallèle

Pour avoir une satisfaction en courant et en tension, on est obligé d'utiliser un groupement mixte, c'est à dire Série-Parallèle.

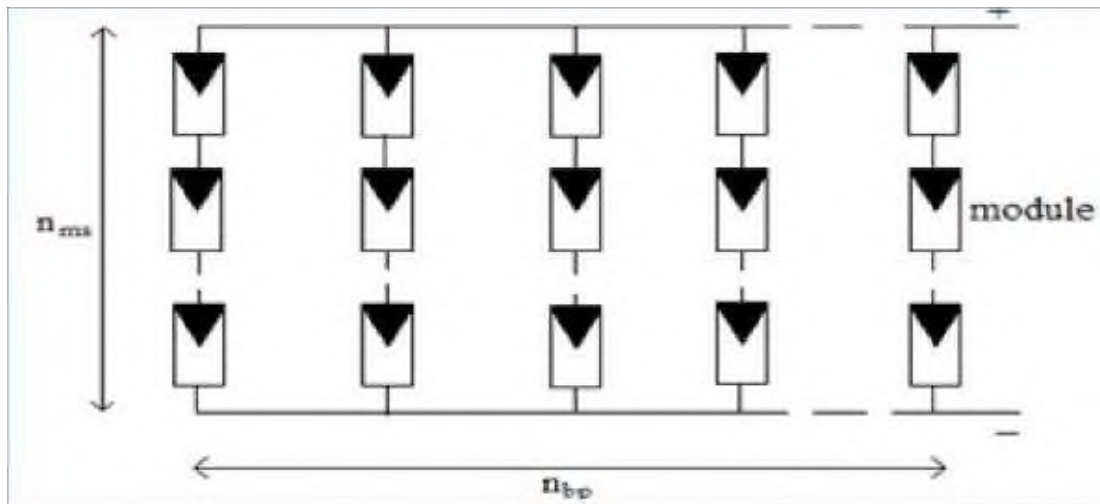


Figure (2.7) : Association mixte des modules solaires.

2.2.4 Générateur photovoltaïque

Le générateur photovoltaïque est un ensemble d'équipements mis en place pour exploiter l'énergie photovoltaïque afin de satisfaire les besoins en charge. En fonction de la puissance désirée, les modules peuvent être assemblés en panneaux pour constituer un "champ photovoltaïque". Relié au récepteur sans autre élément, le panneau solaire fonctionne "au fil du soleil", c'est-à-dire que la puissance électrique fournie au récepteur est fonction de la puissance d'ensoleillement.

2.3 Modèle d'une cellule

Une cellule PV peut se modéliser à partir de l'équation définissant le comportement statique de la jonction PN d'une diode classique. Ainsi, la figure (2.8) illustre le schéma électrique équivalent d'une cellule PV réelle.

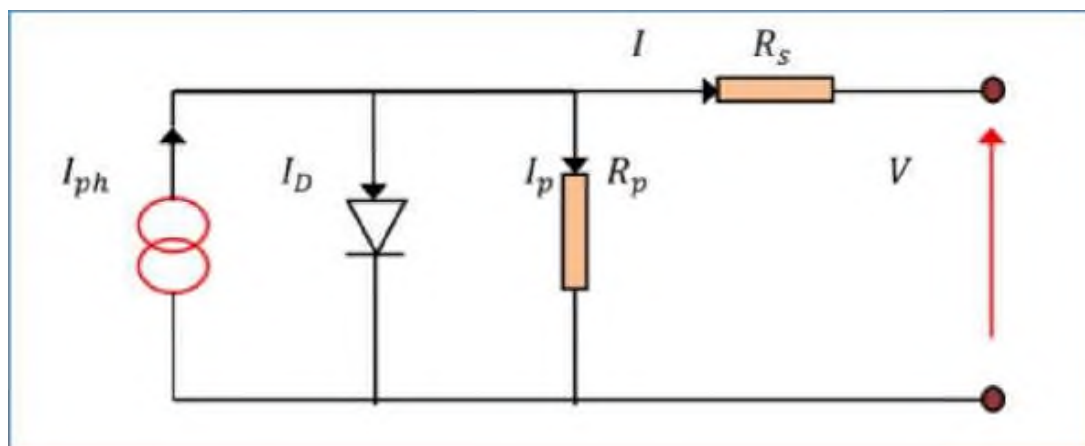


Figure (2.8) : Schéma équivalent de la cellule PV.

Dans cette équation, on prend en compte le courant de court-circuit et les différentes résistances modélisant les pertes dues à la connectique. En statique, le comportement d'une cellule PV constituée d'une jonction PN à base de silicium peut être décrit par l'équation suivante : [12]

$$I = I_{ph} - I_D - I_P \dots\dots\dots 2.1$$

I= le courant fourni par la cellule.

$I_{SC} = I_{SCr}(\frac{G}{1000})$: Ou I_{SC} le courant de court-circuit de référence.

$$I_P = \frac{V+I.R_S}{R_P} \dots\dots\dots 2.2$$

I_P :le courant dérivé par la résistance parallèle.

$$I_D = I_0 (e^{\frac{V+I.R_S}{nV_T}} - 1) \dots\dots\dots 2.3$$

I_D : Le courant traversassent la diode.

I_0 : Le courant de saturation inverse d'une diode.

$$V_T = \frac{KT}{e} \dots\dots\dots 2.4$$

V_T :la tension thermique

Ou :

e : charge d'électron ($1.602 \cdot 10^{-19}$ C).

K : constante de BOLTZMAN ($1.381 \cdot 10^{-23}$ J/K)

n : facture non idéalité de la jonction comprise entre 1 et 5 dans la pratique .

T :la température effective de la cellule en kelvin.

En utilisant les équations ci- dessus on peut en déduire l'expression de courant délivré par la cellule photovoltaïque.

$$I = I_{ph} - I_0 \left(e^{\frac{V+I.R_S}{nV_T}} - 1 \right) - \frac{V+I.R_S}{R_P} \dots\dots\dots 2.5$$

2.3.1 Modélisation d'un panneau

Pour réaliser cette simulation, nous avons choisi le module photovoltaïque BP SX 150 de BP Solaire. La série SX de BP Solaire fournit une puissance photovoltaïque rentable destinée à un usage général par exploitation directe des charges à courant continu, ou des charges à courant alternatif sur les systèmes munis d'onduleur. Le module est composé de 72 cellules solaires multi cristallines en silicone connectées en série pour produire une puissance maximale de 150W.

Les caractéristiques électriques de ce module photovoltaïque sont données dans le tableau (2.2) :

Puissance (Pmax)	150W
Tension àPmax (^pmax)	34.5V
CourantàP _{max} xUpmax ^l	4.35A
Tension à circuit ouvert (V _{co})	43.5V
Courant de court-circuit de référence (I _{ccr})	4.75A
Coefficient de la température de V _{co}	-160±20Mv/°C
Coefficient de la température deI _{cc}	0.065±0.015%/°C
Coefficient de la température de la puissance	-0.5±0.05%°C
Température nominale d'opération de la cellule(NOCT)	47±2°C

Tableau 2.2 : Caractéristiques électriques du module photovoltaïque BP SX 150.

Plusieurs modèles mathématiques sont utilisés pour simuler le fonctionnement d'un générateur photovoltaïque. Ces modèles se différencient par la méthode de calcul et le nombre des paramètres intervenants dans la caractéristique courant - tension.

Dans notre cas, nous avons choisi un modèle simple nécessitant que les paramètres donnés par le fabricant, la caractéristique I-V de ce modèle est illustrée ci-dessous:[12]

$$I = I_{ph} - I_0 \left(e^{\frac{V+I.R_S}{nV_T}} - 1 \right) - \frac{V+I.R_S}{R_P} \dots\dots\dots 2.6$$

Ou, le courant de diode, est donné par l'équation :

$$I_D = I_0 \left(e^{\frac{V+IR_S}{nV_T}} - 1 \right) \dots\dots\dots 2.7$$

Ou , Le courant de saturation inverse d'une diode donner par :

$$I_0 = \frac{I_{Sc}}{(e^{\frac{V+IR_S}{nV_T}} - 1)} \dots\dots\dots 2.18$$

Si l'on suppose que la résistance parallèle est infinie ($R_p = \infty$) l'équation (2.1) devienne :

Avec :

$$I = I_{Sc} - I_0 \left(e^{\frac{V+IR_S}{nV_T}} - 1 \right) \dots\dots\dots 2.9$$

I : Le courant fourni par la cellule.

V : La tension à la borne de cellule.

Calcul de la résistance série dans le point V_{oc}

$$dI = 0 - I_0 \left(\frac{dV + R_S dI}{nV_T} \right) e^{\frac{V+IR_S}{nV_T}} \dots\dots\dots 2.10$$

La résistance série influe largement sur la pente de la courbe des caractéristique I-V au voisinage de

V. Elle peut être calculée par la formule suivante :

$$R_S = -\frac{dV}{dI} - \left(\frac{nV_T}{I_0 e^{\frac{V+IR_S}{nV_T}}} \right) \dots\dots\dots 2.11$$

$$R_S = -\frac{dV}{dI} V_{OC} - \left(\frac{nV_T}{I_0 e^{\frac{V+IR_S}{nV_T}}} \right) \dots\dots\dots 2.12$$

Enfin, pour résoudre l'équation de caractéristique non linéaire, on utilise la méthode de newton décrite par :

$$x_{n+1} = x_n - \frac{f(x_n)}{f'(x_n)} \dots\dots\dots 2.13$$

$f'(x_n)$: Le dérivé de la fonction $f(x_n)$

x_n : La présente itération.

x_{n+1} : L'itération suivante.

Ainsi, on récrit l'équation (2.6) sous la forme suivante :

$$I_{n+1} = I_n - \frac{I_{SC} - I_n - I_0 \left(e^{\frac{V + I_n R_S}{nV_T}} - 1 \right)}{-1 - I_0 \left(\frac{R_S}{nV_T} \right) \left(e^{\frac{V + I_n R_S}{nV_T}} \right)} \dots\dots\dots 2.14$$

Les équations précédentes ne sont valables que pour un mode de fonctionnement optimal. Pour généraliser notre calcul pour différentes éclairagements et températures, nous utilisons le modèle qui déplace la courbe de référence à de nouveaux emplacements.

$$I_{SCr}(T) = I_{SCr}(T_{ref})(1 + \alpha(T - T_{ref})) \dots\dots\dots 2.15$$

$$I_{SC} = I_{SCr} \frac{G}{1000} \dots\dots\dots 2.16$$

Ou I_{SCr} courant de court-circuit de référence.

$$I_0(T) = I_0(T_{ref}) \left(\frac{T}{T_{ref}} \right)^3 \left(e^{\frac{-qE_g}{nk}} \right) \left(\frac{1}{T} - \frac{1}{T_{ref}} \right) \dots\dots\dots 2.17$$

Où :

α : Le coefficient de variation du courant en fonction de la température.

T_{ref} : La température de référence, 298°k (25°C).

G : L'irradiation solaire.

2.4 Caractéristiques électriques des modules photovoltaïques

Il existe plusieurs indicateurs permettant de mesurer les performances des modules PV. La puissance crête (Wc) est un des indicateurs les plus significatifs, elle représente la puissance électrique maximale que le panneau peut fournir dans les conditions de mesures normalisées, c'est-à-dire lorsqu'il est connecté à une charge optimale, lorsque la température à la jonction des cellules est de 25 °C et lorsqu'il reçoit du soleil à une puissance de 1000W/m² (ceci correspond approximativement à une exposition perpendiculaire aux rayons du soleil le midi par temps clair).

La caractéristique courant-tension (I=f(V)) illustre la variation du courant de sortie en fonction de la tension de sortie. Elle représente aussi un indicateur important permettant de mesurer les performances

des modules PV. A partir de cette caractéristique on peut tracer la caractéristique puissance-tension ($P=f(V)$).

Les conditions idéales conventionnelles sont très rarement remplies dans la pratique, et la variation de ces conditions est aléatoire et imprévisible. Le changement de l'ensoleillement et de la température influe directement sur les caractéristiques courant-tension et puissance-tension.[13]

2.4.1 Influence de l'éclairement et de température

Les figures 2.9 et 2.10 représente la caractéristique courant-tension et puissance-tension d'un module (PV) solaire en fonction de l'éclairement, à une température et une vitesse de circulation de l'air ambiant constantes.

Les figures 2.11 et 2.12 représente la caractéristique courant-tension et puissance-tension d'un module (PV) solaire en fonction de la température, à un éclairement constant.

La température est un paramètre très important dans le fonctionnement des cellules photovoltaïques parce que les propriétés électriques d'un semi-conducteur sont très sensibles à la température.

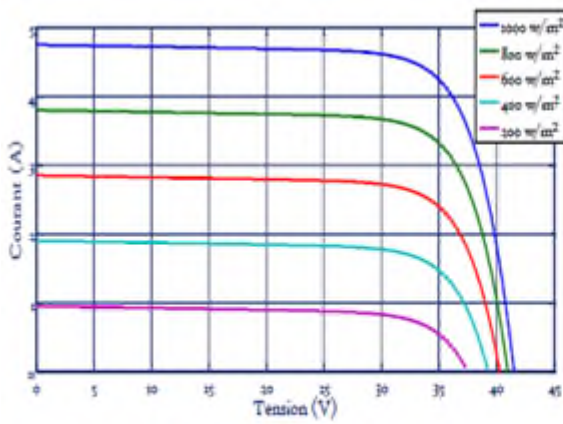


Figure (2.9) Effet de l'éclairement sur la caractéristique I(V).

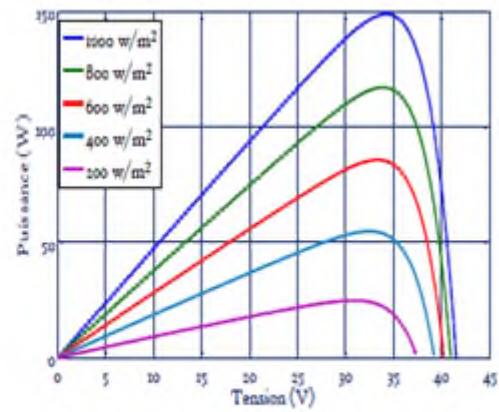


Figure (2.10) Effet de l'éclairement sur la caractéristique P(V).

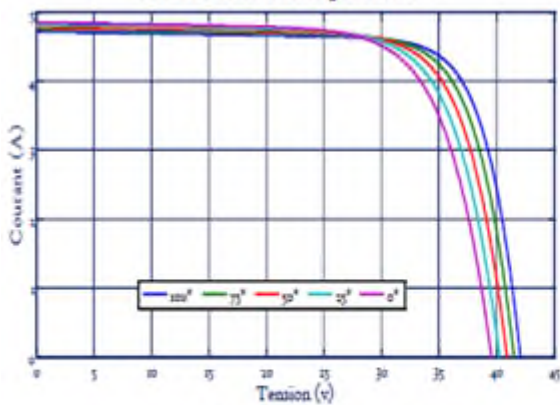


Figure (2.11) Effet de la température sur la caractéristique I(V).

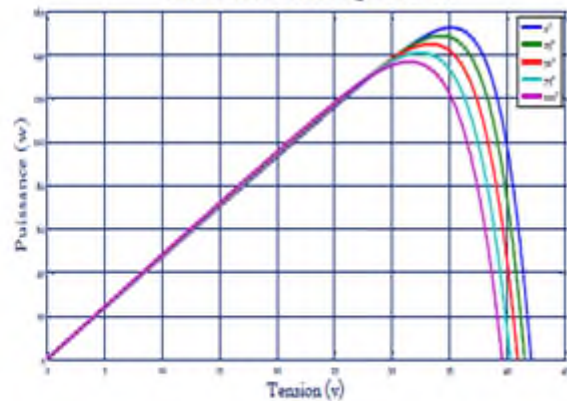


Figure (2.12) Effet de la température sur la caractéristique P(V).

D'après les figures 2.9 et 2.10, On remarque que la tension maximale V_m correspondante à la puissance maximale ne varie que très peu en fonction de l'éclairement, contrairement au courant I_m qui augmente fortement avec l'éclairement

D'après les figures 2.11 et 2.12, On remarque que l'augmentation de la température entraîne une diminution de la tension de circuit ouvert, ainsi qu'une diminution de la puissance maximale.

2.5 Effet de l'ombrage

Dans cette partie, nous avons essayé de simuler l'effet de l'ombrage partiel sur les deux types d'association série et parallèle.

Les figures 2.13, 2.14, 2.15, représentent les résultats obtenus dans le cas d'un cas association en série.

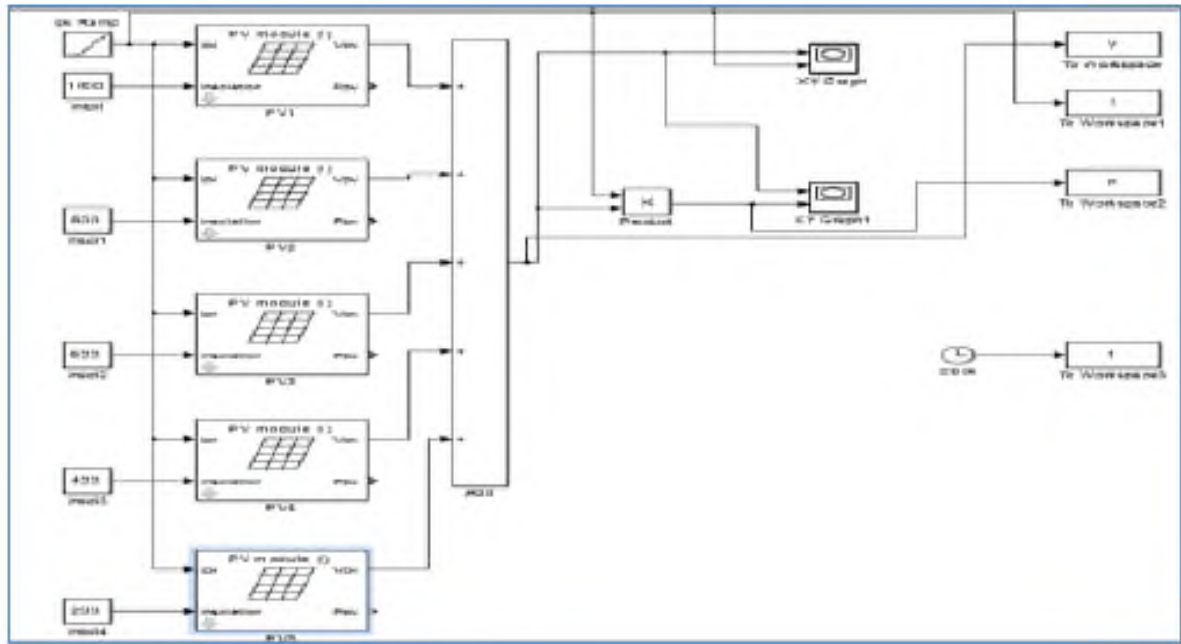


Figure (2.13) : Simulation de l'ombrage dans le cas d'une association de modules photovoltaïques en série.

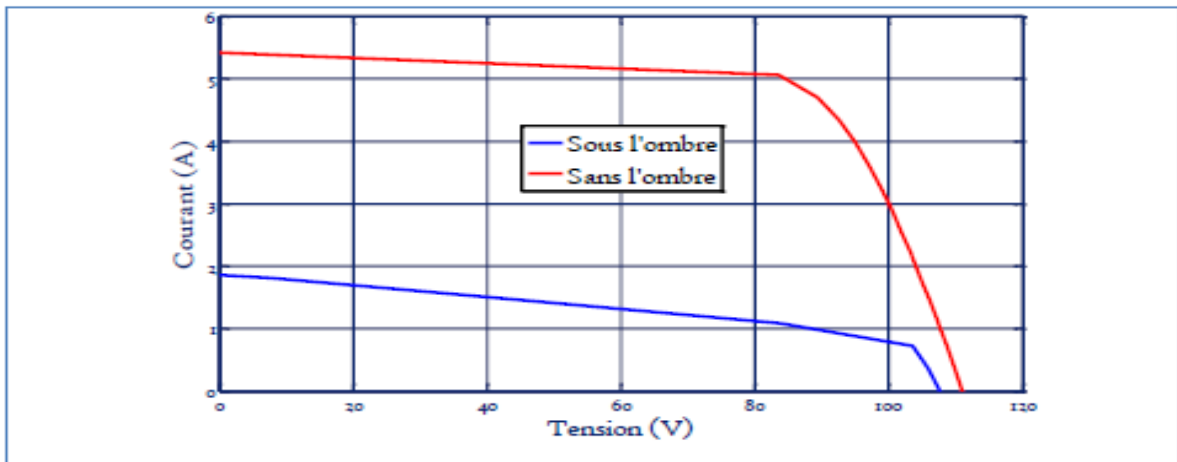


Figure (2.14) : Caractéristique $i(v)$ sous ombrage et sans ombrage.

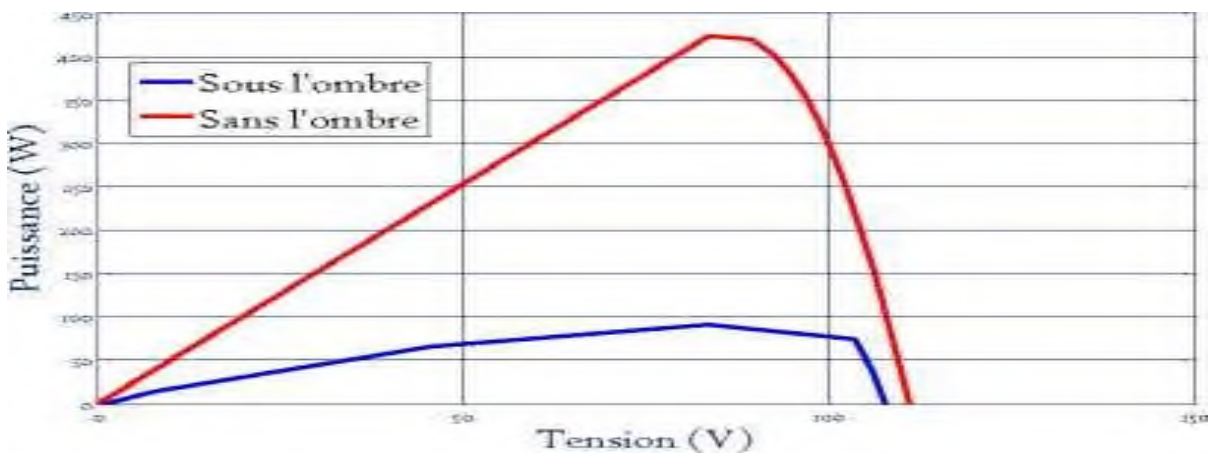


Figure (2.15) : Caractéristique $p(v)$ sous ombrage et sans ombrage.

Tandis que les figures 2.16, 2.17, 2.18, représentent les résultats dans le cas d'une association en parallèle.

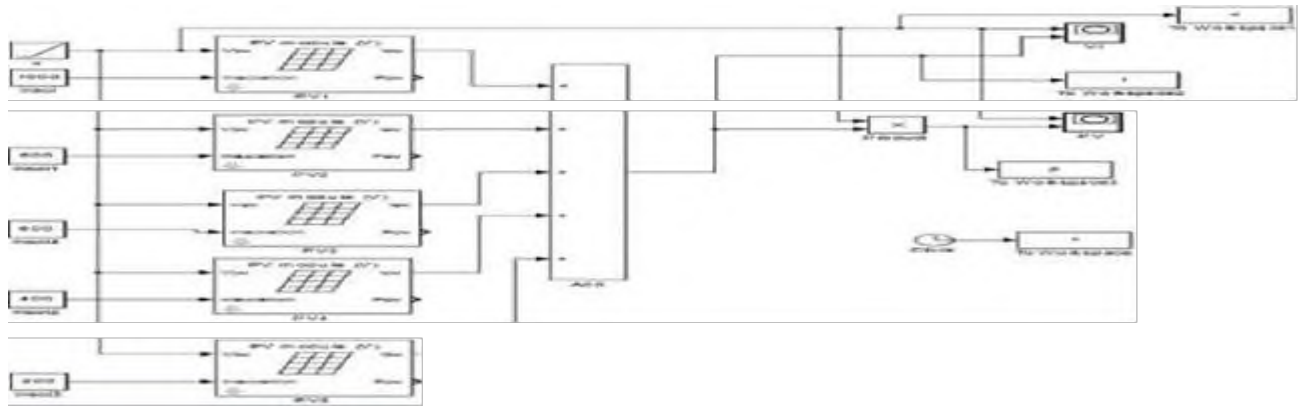


Figure (2.16) : Simulation de l'ombrage dans le cas d'une association de modules photovoltaïques en parallèle.

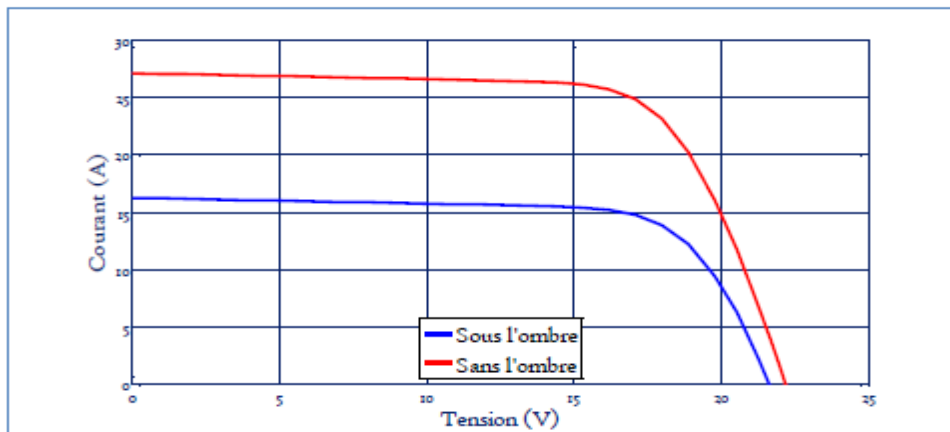


Figure (2.17) : Caractéristique $i(v)$ sous ombrage et sans ombrage.

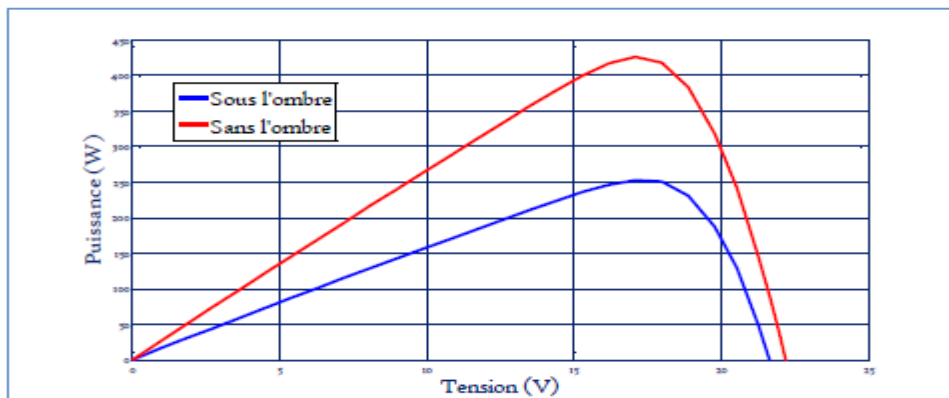


Figure (2.18) : Caractéristique $i(v)$ sous ombrage et sans ombrage.

2.6 Etude de l'hacheur survolteur d'un système photovoltaïque

2.6.1 Représentation d'un hacheur survolteur PV

Dans ce cas, la tension d'entrée de l'hacheur BOOST représente la tension du générateur photovoltaïque PV (la Figure 2.17).

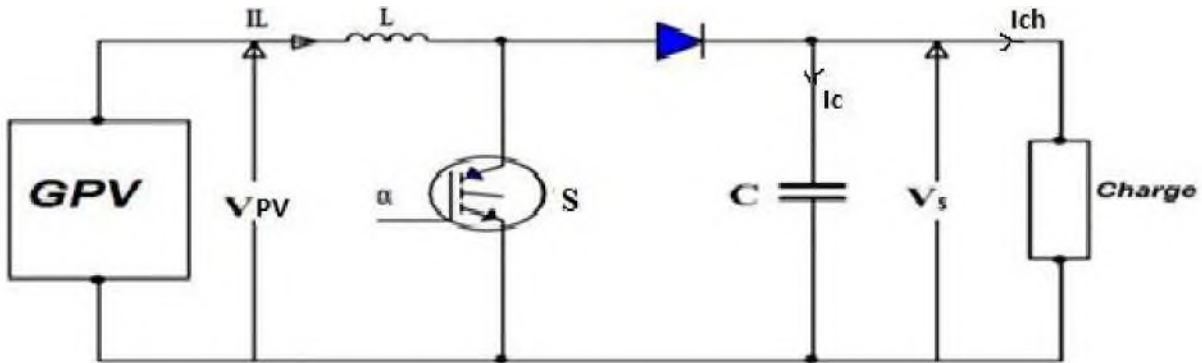


Figure 2.19 : Schéma d'un hacheur parallèle (BOOST) raccordé au générateur photovoltaïque

La résistance à la sortie du panneau PV (R_{pv}) en fonction de α et R_{ch} :

$$R_{ch} = \frac{R_{pv}}{(1-\alpha)^2} \dots\dots\dots 2.18$$

Dans les conditions optimales et pour une charge R_{ch} égale la résistance de l'entrée R_{pv} , le rapport cyclique ($\alpha = 0$)

Aussi, le rapport cyclique α s'écrit en fonction des résistances R_{pv} et R_{ch} :

$$\alpha = 1 - \sqrt{\frac{R_{pv}}{R_{ch}}} \dots\dots\dots 2.19$$

Puisque le rapport α est inférieur à 1 ($\alpha < 1$), le convertisseur ne joue le rôle d'un élévateur que si la charge R_{ch} remplit la condition suivante: $R_{ch} > R_{pv}$. [11]

Les différents signaux des grandeurs de convertisseur BOOST sont illustrés dans la figure (2.18).

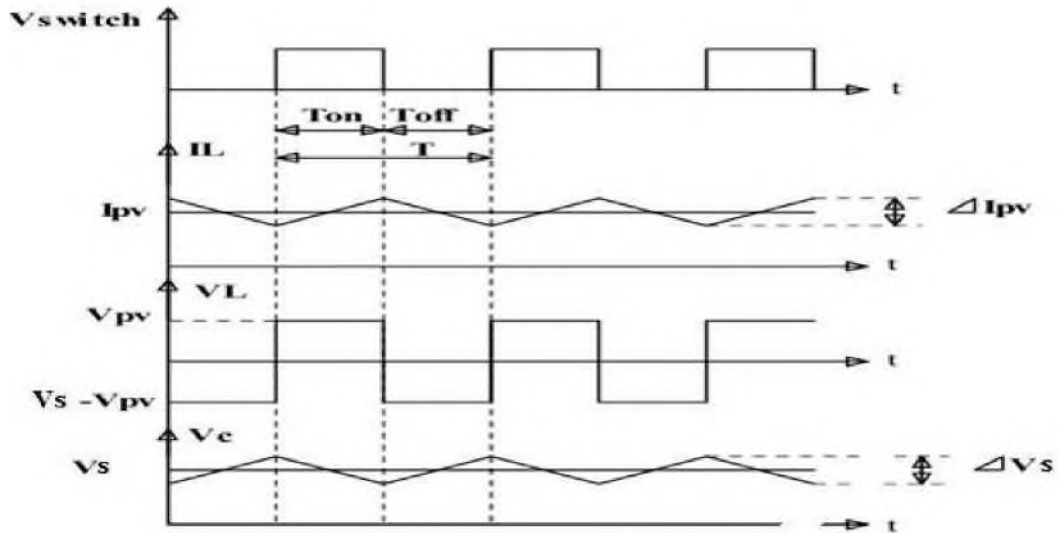


Figure 2.20 : Formes typiques des ondes du convertisseur boost

2.6.2 Modélisation d'un hacheur survolteur

La modélisation de ce convertisseur passe par l'analyse des différentes séquences de fonctionnement que nous supposons de durées fixées par la commande. Il apparaît deux séquences de fonctionnement selon l'état de l'interrupteur S, que nous pouvons représenter chacune par une équation différentielle.

Dans de tels systèmes, l'ordre d'équations d'états est égal au nombre des éléments de stockage (pour ce cas étudié l'ordre est de 2).

Dans le cas où le système considéré est linéaire, la représentation d'état se met sous la forme:

$$\begin{cases} \dot{x} = ax + Bu \\ y = Cx \end{cases} \dots\dots\dots 2.20$$

Où x: vecteur d'état : $x=[x1, x2]=[iL, vc]$.

u: vecteur de commande.

A: matrice d'état.

B: matrice d'entrée.

Y : le vecteur de sortie.

C: matrice de sortie.

* **Première séquence de conduction** [0 à αT]:Lorsque

S est fermé. Le comportement dynamique du circuit est donné par :

$$V_{pv} = L \frac{di_l}{dt} \dots\dots\dots 2.21$$

$$X_i = \frac{V_{pv}}{L} \dots\dots\dots 2.22$$

$$V_c = \frac{1}{c} \int i_c dt \dots\dots\dots 2.23$$

$$x_2 = \frac{1}{c} i_c \dots\dots\dots 2.24$$

$$0 = C \frac{dV_c}{dt} + I_h \dots\dots\dots 2.25$$

$$\begin{pmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & -\frac{1}{RC} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{1}{L} \\ 0 \end{pmatrix} V_{pv} \dots\dots\dots 2.26$$

qui peut être écrire sous la forme :-

$$\dot{x} = A_1 x + B_1 V_{pv} \dots\dots\dots 2.27$$

$$V_{ch} = C_1 x$$

Avec : C₁[0 .1]

***Deuxième séquence de conduction:**[α T à T] : Lorsque S est ouvert.

$$L \frac{dI_L}{dt} = V_{pv} - V_c$$

$$C \frac{dV_c}{dt} = i_l - \frac{V_c}{R}$$

$$\dot{x}_1 = \frac{1}{L} V_{pv} - \frac{1}{L} x_2 \dots\dots\dots 2.28$$

$$\dot{x}_2 = \frac{1}{c} x_1 - \frac{1}{RC} x_2 \dots\dots\dots 2.29$$

$$V_{pv} = L \frac{dI_L}{dt} + V_c \dots \dots \dots 2.30$$

$$I_L = C \frac{dV_c}{dt} + I_{ch} \dots \dots \dots 2.31$$

D'où :

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & -\frac{1}{L} \\ \frac{1}{c} & -\frac{1}{Rc} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{1}{L} \\ 0 \end{pmatrix} V_{pv} \dots \dots 2.32$$

Ce système peut être mit sous la forme :

$$\dot{x} = A_2 x + B_2 V_{pv} \dots \dots \dots 2.33$$

$$V_{ch} = C_1 x$$

Model Moyen:

A partir des équations (2.11) et (2.17), on peut déduire la forme moyenne et

Vch pour toute la période:

$$X_1 = (A_1 X + B_1 V_{pv})a + (A_2 X + B_2 V_{pv}) \dots \dots \dots 2.34$$

$$V_{ch} = (C_a + C_1(1 - a))X \dots \dots \dots 2.35$$

Avec

$$A = A_1 a + A_2(1 - a) \dots \dots \dots 2.36$$

$$B = B_1 a + B_2(1 - a) \dots \dots \dots 2.37$$

Où :

A: matrice d'état ; **B** : matrice de commande

En conclusion: le modèle moyen du hacheur survolteur est :

$$\begin{cases} x_1 = \frac{1-a}{L} x_2 + \frac{1}{L} u \\ x_2 = \frac{1-a}{c} x_1 - \frac{1}{c} I_{ch} \end{cases} \dots \dots \dots 2.38$$

Ainsi le courant de la charge égale :

$$I_{ch} = \frac{1}{R} V_c = \frac{1}{R} x_2 \dots\dots\dots 2.39$$

$$x_2 = R I_{ch}$$

Donc l'équation 2.38 sera :

$$\begin{cases} x_1 = \frac{1-a}{L} x_2 + \frac{1}{L} u \\ x_2 = \frac{1-a}{C} x_1 - \frac{1}{C} I_{ch} \end{cases} \dots\dots\dots 2.40$$

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exposé le principe de fonctionnement d'un système photovoltaïque à cet effet nous avons commencé par un aperçu sur les systèmes photovoltaïques, le principe de fonctionnement, le modelé mathématiques puis nous avons montrés les résultats de simulation d'un panneau photovoltaïque (150W) dont les deux effets températures, rayonnement et l'effet de l'ombrage ont été montrés et analysés.

Chapitre 3

Introduction

La modélisation est une étape fondamentale qui permet d'introduire un certain nombre de modèles puis d'évaluer la caractéristique de chaque élément de l'installation ainsi que les paramètres constituants. Dans un système énergétique photovoltaïque, on espère toujours travailler au voisinage du point de puissance maximale MPP.

Dans ce chapitre, on présentera les résultats de simulation d'un système photovoltaïque connecté au réseau électrique. Ce système comprend un générateur photovoltaïque, un convertisseur survolteur « boost », une commande MPPT « Neuro-Floue réduit.

Toutes les opérations de simulation sont faites par le logiciel MATLAB/Simulink version R2018a.[12]

3.1 La commande MPPT floue

La commande par logique floue a été utilisée dans les systèmes de poursuite du point maximum de puissance MPPT, cette commande offre l'avantage d'être une commande robuste et relativement simple à élaborer et elle ne nécessite pas la connaissance exacte du modèle à réguler. La mise en place d'un contrôleur flou se réalise en trois étapes, qui sont : la fuzzification, l'inférence et la défuzzification.

3.1.1 Principe de la logique floue

Le principe général et la théorie de base de la logique floue est la description d'un phénomène qui contient en général des expressions floues comme : Chaude, froid. Rapide, lent. Grand, moyen, petit. Max, min. Positive, nulle, négative.. etc. Les éléments constituant la théorie de base de la logique floue sont : Les variables linguistiques, les ensembles flous et les fonctions d'appartenance.

3.1.2 Variables linguistiques et ensembles flous

La description imprécise d'une certaine situation, d'un phénomène ou d'une grandeur physique ne peut se faire que par des expressions relatives ou floues à savoir ; (grand, petit, positif, négatif, etc.). Ces différentes classes d'expressions floues dites ensembles flous forment ce qu'on appelle des variables linguistiques. Chaque variable linguistique est caractérisée par un ensemble tel que : $\{x, T(x), U, G, M\}$

Où :

x : est le nom de la variable,

$T(x)$: est l'ensemble des valeurs linguistiques que peut prendre x ,

U : est l'univers du discours associé avec la valeur de base,

G : est la règle syntaxique pour générer les valeurs linguistiques de x ,

M : est la règle sémantique pour associer un sens à chaque valeur linguistique.

3.1.3 Fonctions d'appartenance

Chaque sous-ensemble flou peut être représenté par sa fonction d'appartenance. En général la forme de fonctions d'appartenance dépend de l'application, et peut être triangulaire, trapézoïdale ou en forme de cloche comme le montre la Figure (3.1).

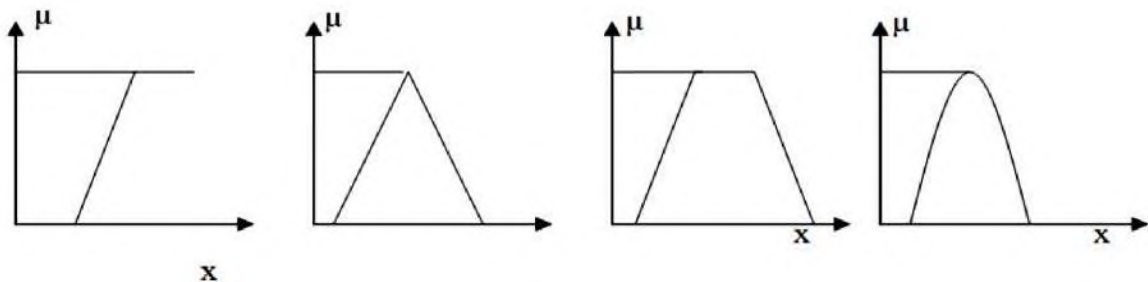


Figure (3.1) : Différentes formes de fonctions d'appartenance

3.1.4 Règles linguistiques

L'idée principale des systèmes basés sur la logique floue, est d'exprimer la connaissance humaine sous la forme de règles linguistiques de forme Si, alors chaque règle a deux parties :

- Partie antécédente (prémisse ou condition), exprimée par Si.,
- Partie conséquente (conclusion) exprimée par alors.

La partie antécédente est la description de l'état du système. La partie conséquente exprime l'action que l'opérateur qui contrôle le système doit exécuter. Chaque règle floue est basée sur l'implication floue. Il y a plusieurs formes de Si. alors .la forme générale est :

Si (un ensemble de conditions est satisfait) alors (un ensemble de conséquences peut être exécuté).

3.1.5 Structure générale d'un système flou

Le système à base de la logique floue est composé de trois blocs principaux Figure (3.2).

- Fuzzification, inférence et Défuzzification.

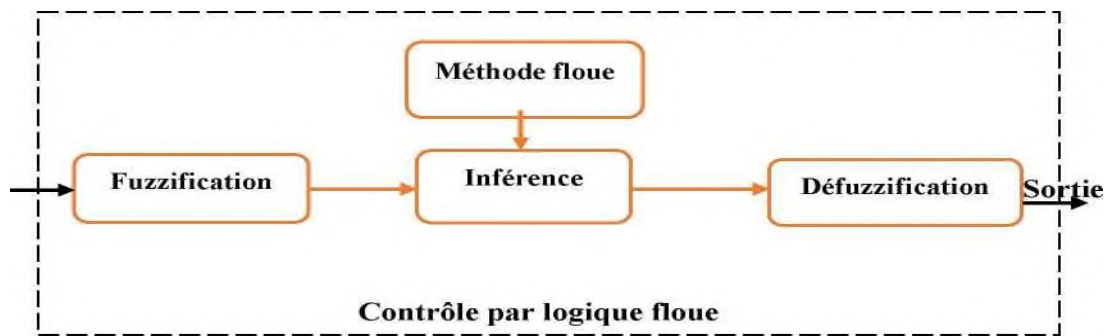


Figure (3.2) : Structure générale d'un système basé sur la logique floue.

3.1.6 Fuzzificateur

L'objectif de la fuzzification est de définir les fonctions d'appartenance pour les différentes variables qui permet de rendre flou les variables d'entrée. Une étape préliminaire consiste à définir un intervalle de variation maximale autorisée pour les variables d'entrées. Le but de la fuzzification est de transformer les variables d'entrée en variables linguistiques ou variables floues.

3.1.7 Inférence floue

Il est mentionné que les inférences floues sont basées sur l'implication floue de type modus ponens généralisé. Les inférences lient les grandeurs mesurées et les variables de sorties par des règles linguistiques. Ces règles sont combinées en utilisant les connections « et » et « ou ». Supposons que le système flou a deux entrées x , y et une sortie z et que l'on a défini n règles linguistiques comme suit :

Si $x=A_1$ et $y=B_1$ alors $z=C_1$

Si $x=A_2$ et $y=B_2$ alors $z=C_2$

Si $x=A_n$ et $y=B_n$ alors $z=C_n$

Où x , y et z sont des variables linguistiques qui représentent les variables d'état de processus et variables de contrôle ; A_i , B_i et C_i ($i=1, n$) sont les sous-ensembles flous définis dans les ensembles de référence pour x , y et z respectivement. En toute généralité, n'importe quelle combinaison des opérateurs ou, et et non peut apparaître dans la condition d'une règle, suivant les conditions imposées par le système à régler. Il existe plusieurs méthodes pour réaliser ces opérateurs. On introduit donc la notion de méthodes d'inférence.

Les méthodes les plus utilisées sont :

- méthode d'inférence max-min
- méthode d'inférence max-prod
- méthode d'inférence somme-prod

3.1.8 Défuzzification

Le résultat d'une inférence floue est une fonction d'appartenance. C'est un sous-ensemble flou. Un organe de commande nécessite un signal de commande précis. La transformation floue en une information déterminée est la défuzzification (concrétisation). De plus, on doit souvent prévoir un traitement du signal et la conversion digitale/analogique. Il y a plusieurs méthodes de défuzzification proposées dans la littérature. Il n'y a pas de stratégie systématique pour choisir parmi l'une de ces méthodes.[21]

3.2 Réseaux de neurones artificiels

Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit.

3.2.1 Neurone formel

Un neurone est une fonction algébrique non linéaire et bornée, dont la valeur dépend de paramètres appelés les poids. Les variables de cette fonction sont habituellement appelées "entrées" du neurone, et la valeur de la fonction est appelée sa "sortie". Un neurone est un opérateur mathématique comme présenté sur la figure.

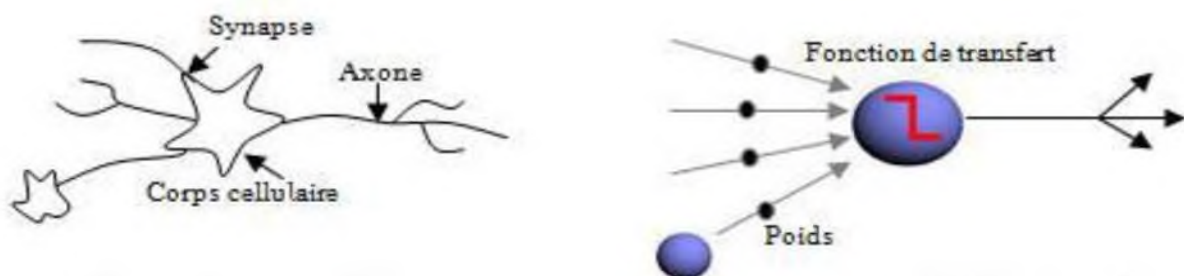


Figure (3.3) : Mise en correspondance neurone biologique/neurone artificiel

3.2.2 Neurone artificiel

Le neurone formel peut être défini par les paramètres suivants : X_i : L'information parvenant de neurone i .

$W_{i,j}$: Un poids lié le neurone i et le neurone j .

b : Poids supplémentaire, appelé le biais.

V_j : La somme pondérée des poids $W_{i,j}$ et de x_i :

$$V_j = \sum_{i=1}^n w_{i,j} X_i b \quad 3.1$$

g : La fonction d'activation, ou fonction de transfert.

y_j : La sortie de neurone j donnée par : $y_j = g(V_j)$

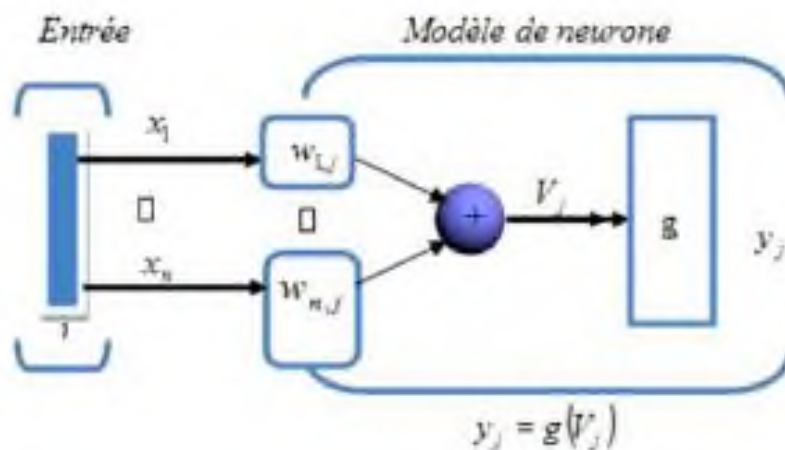


Figure (3.4) : Représentation matricielle d'un neurone artificiel

3.2.3 Un réseau de neurones artificiel

Le réseau de neurones artificiel est un modèle de calcul dont la conception est très schématiquement inspiré du fonctionnement des neurones. Il se compose de neurones qui sont interconnectés de façon que la sortie d'un neurone puisse être l'entrée d'un ou plusieurs autres neurones. Ensuite il y a des entrées de l'extérieur et des sorties vers l'extérieur. Rumelhart et al. Donnent 8 composants principaux d'un réseau de neurones :

- Un ensemble de neurones.
- Un état d'activation pour chaque neurone (actif, inactif, ...)

- Une fonction de sortie pour chaque neurone ($f(S)$)
- Un modèle de connectivité entre les neurones (chaque neurone est connecté à tous les autres)
- Une règle de propagation pour propager les valeurs d'entrée à travers le réseau vers les sorties
- Une règle d'activation pour combiner les entrées d'un neurone (très souvent une somme pondérée)
- Une règle d'apprentissage
- Un environnement d'opération (le système d'exploitation, par exemple).[20]

3.3 Architecture des réseaux de neurones

3.3.1 Les réseaux non bouclés

Ce sont des réseaux unidirectionnels sans retour arrière (feedforward). Le signal de sortie est directement obtenu après l'application du signal d'entrée. Si tous les neurones ne sont pas des organes de sortie, on parle de neurones cachés.

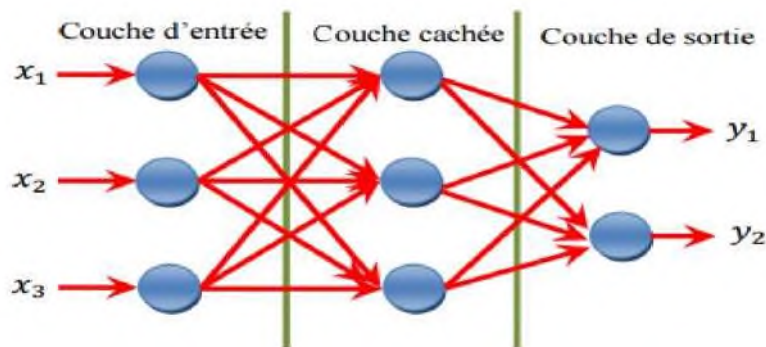


Figure (3.5) : Réseau non bouclé.

3.3.2 Réseaux bouclés

Il s'agit de réseaux de neurones avec retour en arrière (feedback network ou récurrent Network).

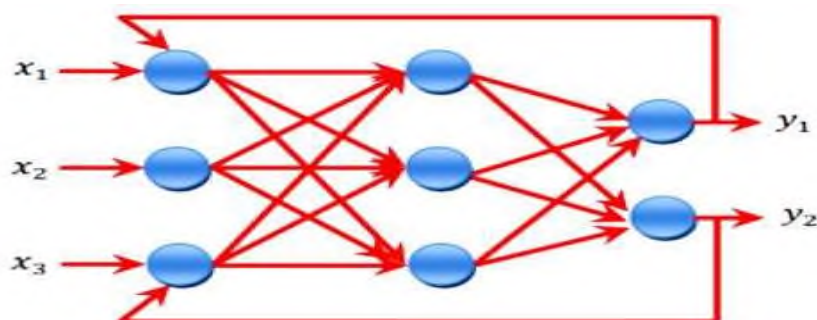


Figure (3.6) : Réseau bouclé

3.4 Perceptron multicouches (MLP)

3.4.1 Architecture

Tout type de réseaux de neurones est constitué de cellules (ou neurones), connectées entre elles par des liaisons affectées des poids. Ces liaisons permettent à chaque cellule, de disposer d'un canal pour envoyer et recevoir des signaux en provenance des autres cellules du réseau.

Le réseau artificiel MLP (Multi Layer Perceptron) est composé d'une couche d'entrée, une couche de sortie et une ou plusieurs couches cachées. Les éléments de deux couches adjacentes sont interconnectés par des poids assurant la liaison des différentes couches comme les montres la Figure (3.7) Les poids déterminent l'impact sur les cellules qu'elle connecte.

Chaque cellule dispose une entrée, qui lui permet de recevoir l'information des autres cellules, et une fonction d'activation.

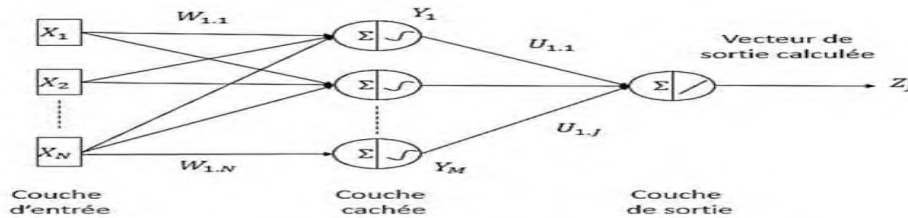


Figure (3.7) : Architecture d'un réseau de neurones artificiels MLP.

w_{nm} représente les poids reliant la couche d'entrée avec la couche cachée ;

u_{mj} représente les poids reliant la couche cachée avec celle de la sortie.

Les composants du vecteur d'entrée « X » du MLP seront pondérés par les poids w_{nm} et ensuite transmis à la couche cachée selon les équations suivantes :

$$C_m = \sum_{n=1}^N X_n w_{nw} \tag{3.2}$$

$$Y_m = f(C_m) \tag{3.3}$$

Les sorties de la couche cachée seront aussi pondérés par les poids u_{mj} et transmis ensuite à la couche de sortie selon les équations suivantes :

$$O_j = \sum_{m=1}^M y_m u_{mj} \tag{3.4}$$

$$Z_j = g(O_j) \tag{3.5}$$

f et g représentent respectivement les fonctions d'activations des neurones de la couche cachée et celle de la couche de sortie. Pour notre cas, elles sont des fonctions sigmoïdes et linéaires.

La fonction sigmoïde est définie par l'équation :

$$f(X) = 1/[1 + \exp(-aX)] \quad 3.6$$

Sa dérivée est :

$$f'(X) = a * f(X)[1 - f(x)] \quad 3.7$$

3.4.2 Algorithme d'apprentissage

L'apprentissage consiste à adapter les valeurs des poids afin d'obtenir le comportement désiré du MLP. Pour cela, on a besoin d'une base de données, constitué d'un vecteur d'entrée et d'un vecteur de sortie approprié. Un algorithme d'apprentissage connu sous le nom d'algorithme de rétro propagation du gradient a été mis en place en 1986 par Rumelhart et al. [22]

Ainsi l'adaptation des poids u_{mj} qui relie la couche cachée à celle de la sortie est donné par :

$$u_{mj}^{(i+1)} = u_{mj}^{(i)} + \alpha_1 (t_j z_j) * g'(O_j) y_m \quad 3.8$$

La mise à jour des poids w_{nm} reliant la couche d'entrée à la couche cachée est donné par :

$$w_{nm}^{i+1} = w_{nm}^{(i)} + \alpha_2 \left\{ \sum_{j=1, i=1}^j (t_j z_j) g'(O_j u_{mj}) \right\} (f'(C_m))(X_n) \quad 3.9$$

α_1 et α_2 Sont les pas d'apprentissages.

3.5 Mise en œuvre de réseau de neurone MLP

Nous allons suivre une démarche qui se compose par les étapes suivantes, pour concevoir le réseau de neurones artificiels MLP :

- 1- Fixer le nombre de couches cachées, l'architecture utilisée est comme suit : une couche d'entrée, deux couches cachées, et une couche de sortie.
- 2- Le nombre de neurones par couches :
 - La couche d'entrée : contient autant que la dimension du vecteur d'entrée.
 - Les couches cachées : le nombre de neurones dans ces couches est déterminé d'après une

étude d'optimisation.

3- Déterminer la fonction d'activation : nous considérons la fonction sigmoïde pour la première couche cachée, la deuxième couche cachée de sortie sont des fonctions linéaires, la fonction sigmoïde est donnée par l'équation (3.7).

4- Le choix de l'apprentissage : l'algorithme de rétro-propagation est utilisé pour déterminer les paramètres d'apprentissage et l'ajustement des poids synaptiques à chaque itération.

3.6 Les systèmes neuro-flous

Les réseaux de neurones et les systèmes flous peuvent être complémentaires sur plusieurs points. La logique floue permet une spécification rapide des tâches à accomplir à partir de la connaissance symbolique disponible.

Un réseau adaptatif est une structure de réseau dont le comportement global d'entrée-sortie est déterminé par les valeurs de la collection de paramètres modifiables.

Plus spécifiquement, la configuration d'un réseau adaptatif se compose d'un ensemble de nœuds reliés par des liens orientés, où chaque nœud est un processus unitaire qui remplit une fonction statique sur ses signaux d'entrées pour générer un signal unique à la sortie de nœud à spécifier la direction de l'écoulement de signal d'un nœud à l'autre.

Habituellement une fonction de nœud est une fonction paramétrée avec des paramètres modifiables ; en changeant la fonction de nœud en plus le comportement global du réseau additif. [18]

3.6.1 Types de combinaison neuro-flous

Il existe plusieurs types de combinaison des réseaux de neurone et les systèmes flous. Ces types peuvent être classés selon la fonction et selon la structure (c-à-d selon leur architecture et la configuration désirée entre le système d'inférence flou et les réseaux de neurones).

3.6.1.1 Systèmes neuro-flou coopératifs et concourants

Un système neuro-flou coopératif peut être considéré comme préprocesseur où le mécanisme d'apprentissage des réseaux de neurones artificiels (RNA) détermine les fonctions d'appartenance du Système d'inférence flou (SIF) ou les règles floues à partir des données d'apprentissage.

Une fois que les paramètres du SIF sont déterminés, le RNA va au fond. La base de règle est habituellement déterminée par un algorithme clustering flou. Les fonctions d'appartenance sont habituellement approximer à partir RNA par les données d'apprentissage.

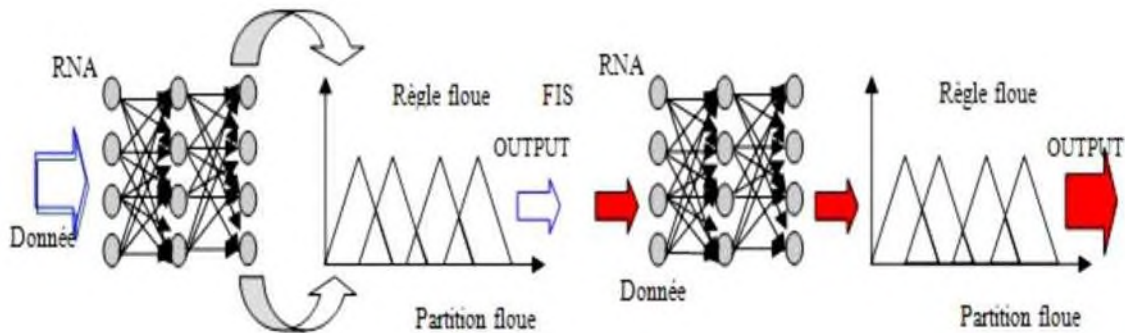


Figure (3.8) : Comparaison entre les réseaux neuro-flous coopératifs et concurrents

Dans un système Neuro-flou concurrent, le RNA aide le SIF pour déterminer les paramètres désirés particulièrement si les variables d'entrée du contrôleur ne peuvent pas être mesurées directement. Dans certains cas les sorties du SIF ne pourraient pas être directement applicables au processus. Les figures ci-dessous représentent les modèles Neuro-Flou coopératifs et concurrents.

3.6.1.2 Les systèmes neuro-flous fondus

Dans une architecture neuro-flou fondue, les RNA sont utilisées pour déterminer les paramètres du SIF.

Les systèmes neuro-flou fondus partagent les structures de données et la représentation de connaissance. Une manière habituelle d'appliquer un algorithme d'apprentissage à un système flou et à représenter cette connaissance dans une architecture spéciale. L'algorithme d'apprentissage du RNA ne peut pas être appliqué directement à un système d'inférence comme une fonction ; puisque les fonctions utilisées dans le système d'inférence sont généralement non différentiables.

Ce problème peut être abordé en employant des fonctions différentiables dans le système d'inférence ou près ne pas utiliser l'algorithme d'apprentissage de RNA standard. Il existe plusieurs types des systèmes neuro-flous comme : GARIC, FALCON, ANFIS, NEFCON...

3.6.1.3 Description et structure du contrôleur MPPT neuro-flou

La figure suivante présente le principe du système Neuro Flou illustré par une hybridation entre les réseaux de neurones et la logique floue.

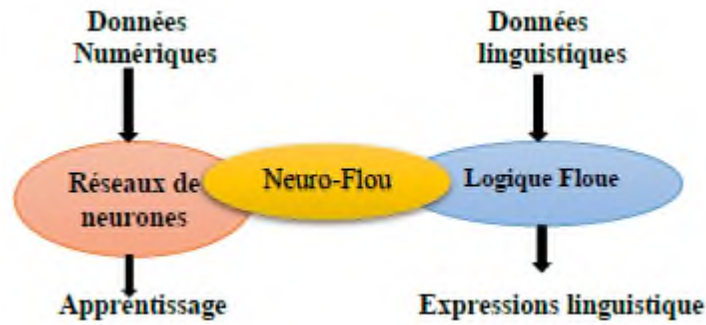


Figure (3.9) : Association réseau neur-folou

L'architecture du perceptron flou est identique à celle du perceptron Multicouche usuel, mais les poids sont modélisés par des ensembles flous. Les activations, les sorties, et les fonctions de propagation seront changées. Aussi l'intention de ce modèle est qu'il soit interprétable par des règles linguistiques et peut utiliser des bases de connaissance des règles à priori.

Dans cette partie on va traiter les contrôleurs MPPT qui sont à base de réseau neuro-flou. Le schéma synoptique ci-dessous représente un système photovoltaïque doté d'une commande MPPT à base de réseaux neuro-flou. [21]

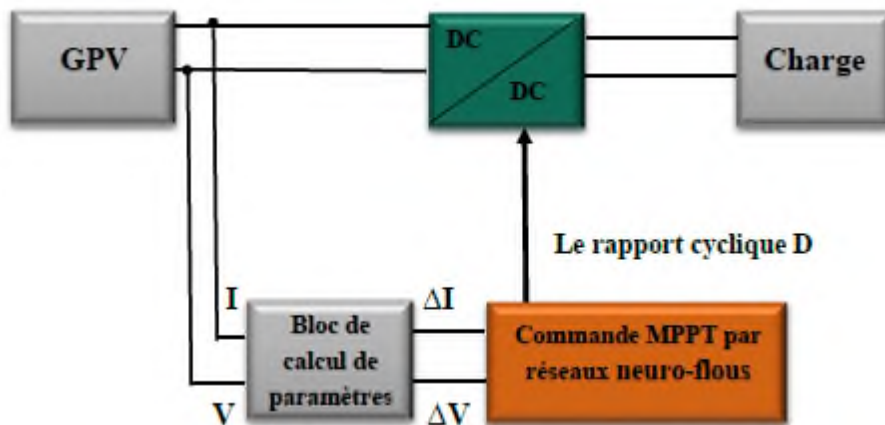


Figure (3.10) : Schéma synoptique d'un système photovoltaïque avec une commande MPPT par réseau neuro-flou.

Le contrôleur ainsi choisi dispose de deux entrées ' ΔI ' et ' ΔV ' et une seule sortie 'D', et la commande comme représenté dans la figure ci-dessous :

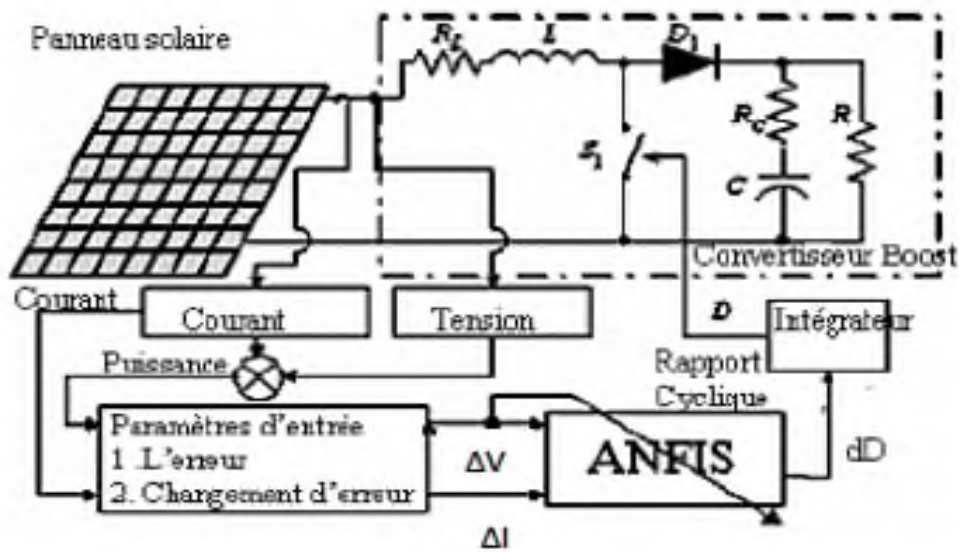


Figure (3.11) : Illustration de l'ANSIF pour la poursuite du point à puissance maximale

Les deux variables d'entrées génèrent l'action de contrôle 'D' qui sera appliquée au hacheur, afin d'ajuster le rapport cyclique de ce dernier de telle manière à assurer l'adaptation de la puissance fournie par le GPV.

3.7 Système photovoltaïque proposé

Le système photovoltaïque proposé est constitué de (La figure 3.12) :

- Un panneau photovoltaïque constitué de 5 modules (SunPower SPR-305-WHT) en série et 66 modules en parallèle. Le module PV est constitué de 96 cellules photovoltaïques élémentaires. Il peut délivrer dans les conditions standards de test (CST) une puissance de 305 W, un courant de 5.58A sous une tension optimale de 54.7V.
- Un convertisseur DC-DC de type hacheur survolteur et un convertisseur DC-AC raccordé au réseau.
- Une commande MPPT basée sur les réseaux Neuro-Floue réduit qui varie automatiquement le rapport cyclique D à la valeur adéquate de manière à maximiser continuellement la puissance à la sortie du panneau PV.[23]

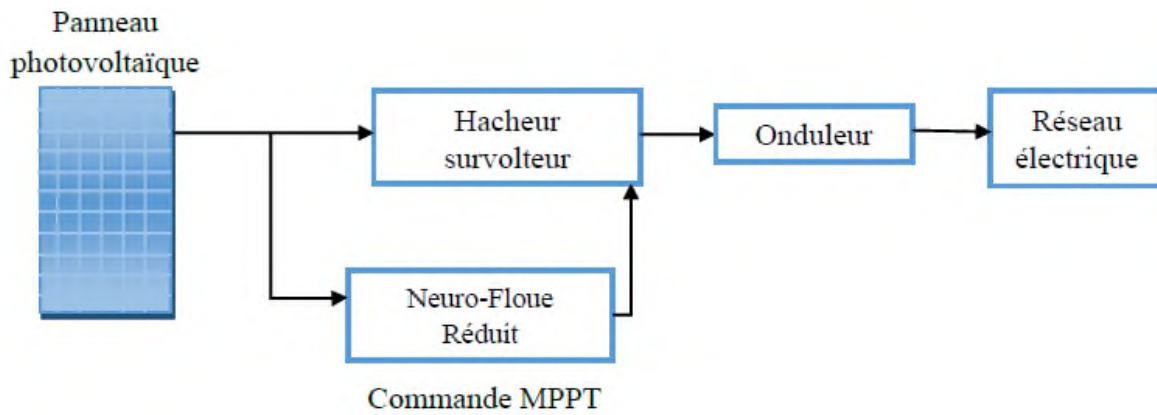


Figure (3.12) : Schéma synoptique du système GPV par Neuro-Floue Réduit

3.7.1 Modélisation du système photovoltaïque

3.7.1.1 Modélisation du GPV

Le module fait intervenir un générateur de courant pour la modélisation d'une diode pour les phénomènes de polarisation de la cellule, une résistance série R_s représentant les diverses résistances de contacts et de connexions et une résistance parallèle R_p caractérisant les divers courants de fuites dus à la diode et aux effets de bords de la jonction.

Le générateur photovoltaïque est représenté par un modèle standard à une seule diode, établi par Shockley pour une seule cellule PV, et généralisé à un module PV en le considérant comme un ensemble de cellules identiques branchées en série-parallèle. [21]

La figure (IV.2) présente le schéma équivalent d'une cellule photovoltaïque :

$$I = I_{ph} - I_d - I_{sh} \quad 3.10$$

Avec :

I : Le courant délivré par la cellule(A).

I_{ph} : Photo courant(A).

I_d : Courant de diode(A).

I_{sh} : Le courant de la résistance shunt(A).

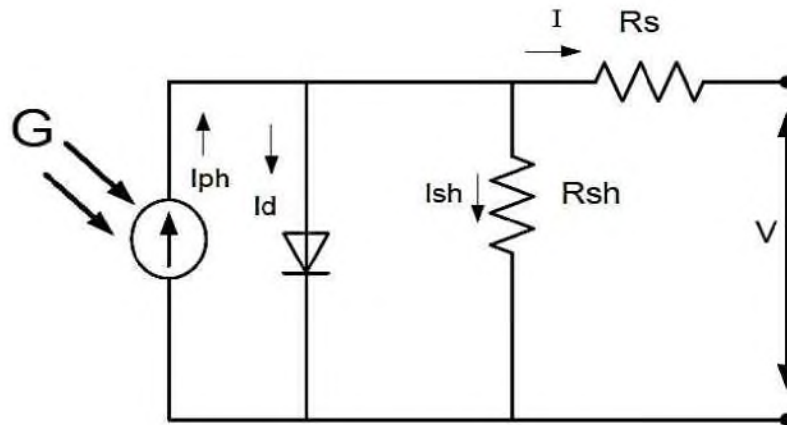


Figure (3.13) : Modèle d'une cellule photovoltaïque

$$I_{ph} = (I_{pn} + K_i \Delta T) \frac{G}{G_n} \tag{3.11}$$

$$\Delta T = (T - T_n) \tag{3.12}$$

I_{ph} : courant photonique généré dans les conditions standard (A).

G et G_n : ensoleillement et l'ensoleillement de référence (1000 w/m^2).

K_i : coefficient de température court-circuit

T : température de référence $298(\text{°k})$.

T_n : température de la cellule (°k).

$$I_d = I_{sat} \left[\exp \left(\frac{V_d}{V_T} \right) - 1 \right] \tag{3.13}$$

Avec :

I_d : Courant de la diode (A)

V_d : Tension de la diode (V)

V_T : Tension de température (V)

$$V_T = K * T / q * Q_d * N_c * N_s \tag{3.14}$$

I_{sat} : courant de saturation de la diode qui égale :

$$I_{sat} = \frac{I_{sc} + K_i \Delta T}{\exp\left(\frac{V_{co} + K_i \Delta T}{AV_T}\right)} - 1 \quad 3.15$$

Bien que :

$K = 1.38 \cdot 10^{-23}$ J/K. (constante de Boltzmann). $q = 1.6 \cdot 10^{-19}$ °C.

V_{co} = tension du circuit ouvert (v).

I_{sc} : courant de court-circuit (A).

R_s : la résistance série (Q).

V : la tension au borne de la cellule

Le courant de la résistance shunt égale :

$$I_{sh} = \frac{V + R_s I}{R_{sh}} \quad 3.16$$

R_{sh} : la résistance shunt(A).

La tension de module :

$$V_m = N_s * V \quad 3.17$$

V_m : la tension du module.

N_s : nombre de cellule en série par module.

Pour des module montée en série et en parallèle on peut écrire :

$$I_{chaîne} = I * N_p \quad 3.18$$

$$V_{chaîne} = V_m * N_{s_module} \quad 3.19$$

$I_{chaîne}$: le courant délivré par une chaîne des modules photovoltaïques (A).

N_p : nombre de module en parallèle.

N_s_module : nombre de module en série.

$V_{chaîne}$: la tension au borne de la chaîne (V).

Les caractéristiques électriques de ce panneau photovoltaïque sont données dans le tableau suivant :

Grandeurs	Valeurs
Eclairement standard, G	1000W/m ²
Température standard, T	25°C
Puissance maximale Pmax d'un module	305 W
Tension à Pmax ou tension optimale (Vopt)	54.7 V
Courant à Pmax ou courant optimal (Iopt)	5.58 A
Nombre de cellule par module	96
Courant de saturation Isat	1.1753e ⁻⁰⁸ A
Le photo-courant Iph	5.9602 A
Nombre de modules en série	5
Nombre de modules en parallèle	66

Tableau (3.1) : Caractéristiques électriques du GPV dans les conditions standards

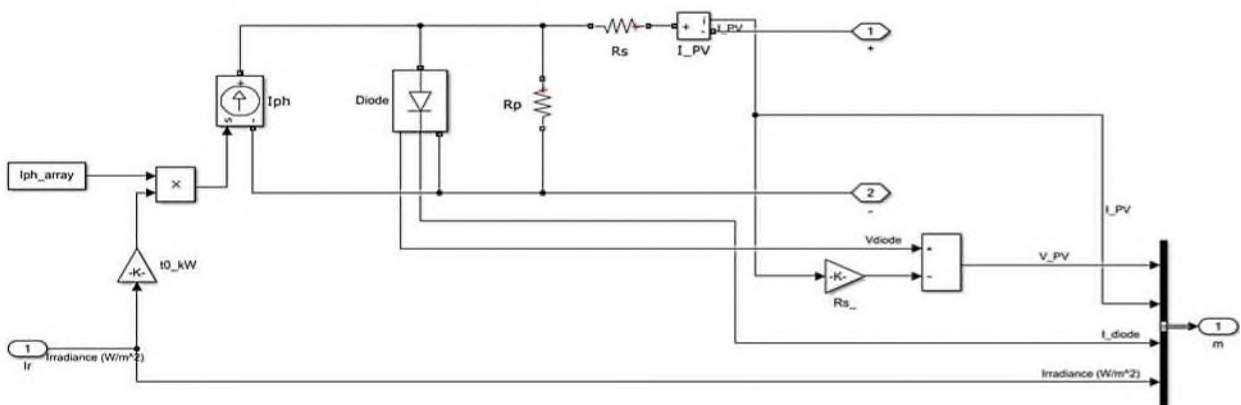


Figure (3.14) : Schéma bloc du générateur photovoltaïque en MATLAB-SIMULINK

On constate sur La figure (3.15) ci-dessous que le courant subit une variation importante car le courant de court-circuit est une fonction linéaire de l'éclairement. Par contre la tension varie légèrement car la tension de circuit ouvert est une fonction logarithmique.

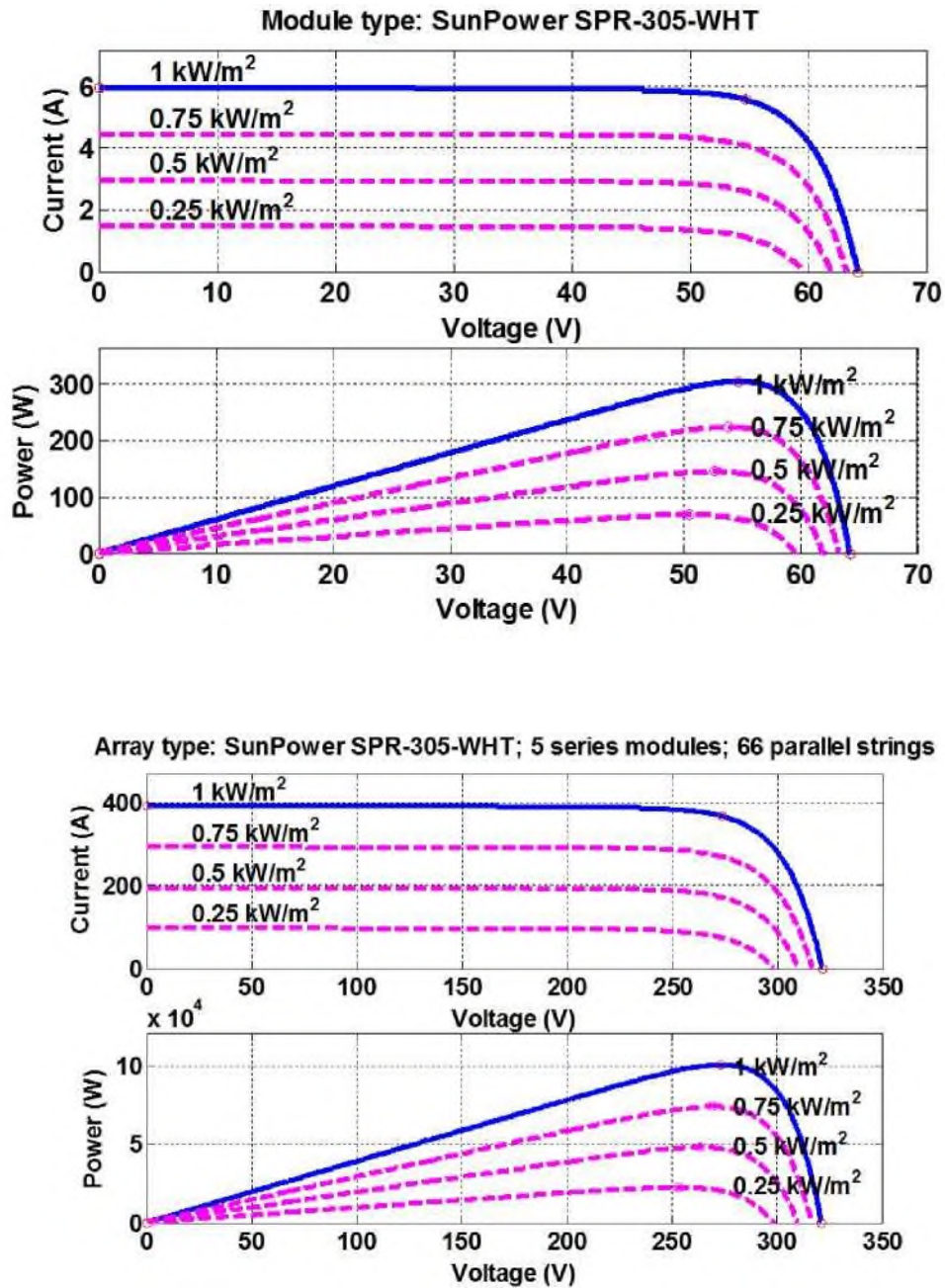


Figure (3.15) : caractéristiques I-V et P-V de générateur photovoltaïque pour différents éclaircements

Il est à noter que sur chacune des courbes, le point en gros représente le point de puissance maximale que peut fournir le panneau et que pour un éclaircissement et une température donnés, il existe une valeur de la tension qui maximise la puissance produite par le générateur. Ce qui nous contraint à insérer un convertisseur de puissance entre le générateur photovoltaïque et sa charge pour assurer un fonctionnement à puissance maximale quelles que soient la charge et les conditions d'éclaircissement et de température.[24]

3.8 Structure de la commande MPPT à base de Neuro-Floue réduit

Dans la littérature, nous lisons que la logique floue employée seule a donné de bons résultats. Cependant, le choix des paramètres et leurs valeurs à attribuer reste non justifié (par tâtonnement).

Pour pallier à ce problème, les chercheurs proposent des techniques de réglages tels que 'le génétique' ou les réseaux de neurones qui sont fiables et suivent une fonction de minimisation globale de l'erreur.

De ce fait, la nouvelle technique qui choisit la poursuite du point de puissance maximale est la méthode neuro-floue, elle est totalement justifiée et reste parmi les meilleurs systèmes intelligents, elle fait associer la logique floue aux réseaux de neurones.

Cette méthode procède en trois étapes : La création, l'apprentissage et le test, où notre système doit pouvoir évoluer rapidement et efficacement. [24]

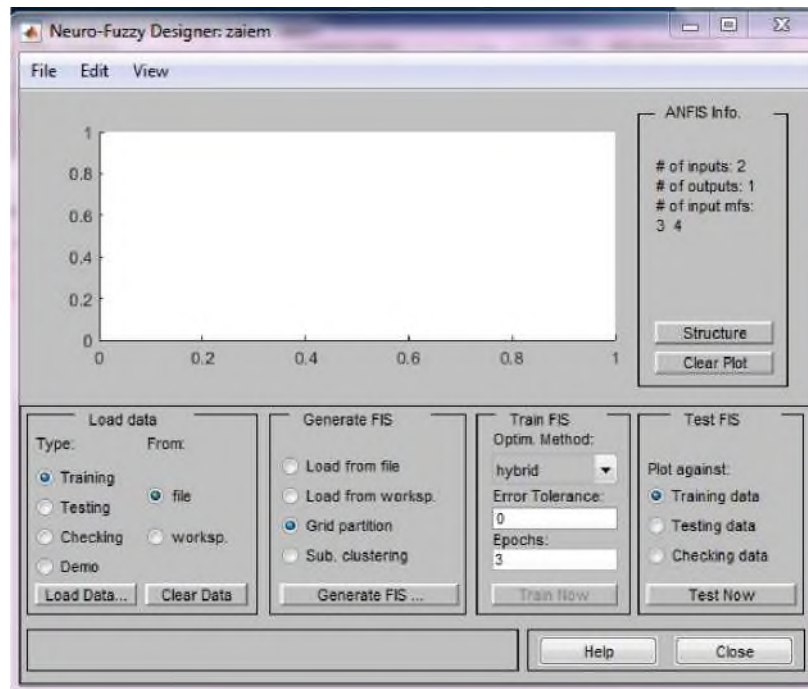
Les neuro-floue sont des systèmes dont le raisonnement est le plus proche de celui de l'être humain, capables de générer des modèles comportementaux à partir des données entrées-sorties des systèmes dynamique.

Nous avons proposé un système réduit à 8 règles a la place de 49 ou 25 règles qui a des caractéristiques similaire et qui fait le même fonctionnement avec moins des erreurs et minimisation de complexité car il 'y a moins d'instruction qui gagne du temps

3.9 Création du contrôleur neuro-floue

La création passe par plusieurs étapes sur logiciel Matlab :

1. L'appel de l'interface graphique neuro-floue :



2. L'étape d'apprentissage

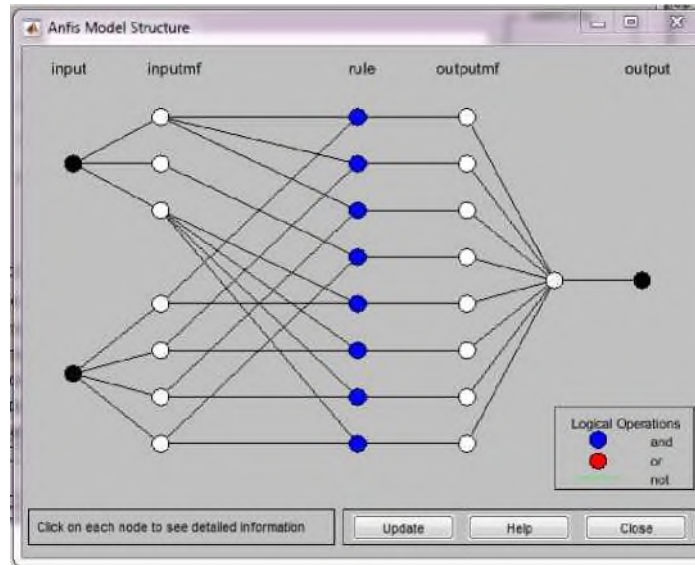
Pour le Neuro-Floué utilisé, par analogie au réseau de neurone les fonctions d'activations des neurones des couches sont pour la première couche les fonctions d'appartenance puis ça sera les règles utilisées pour enfin arriver à la dernière couche ou elle est régie par une déffuzification.

L'entrainement des systèmes se fait de la manière suivante : En premier lieu le calcul des limites des fonctions d'appartenance puis la création et la réduction des règles (on a fait 8 règles) et ce dans le but de minimiser l'erreur entre la sortie obtenue et celle désirée.

Il est à noter que le choix du nombre des fonctions d'appartenance est choisi préalablement par l'utilisateur.

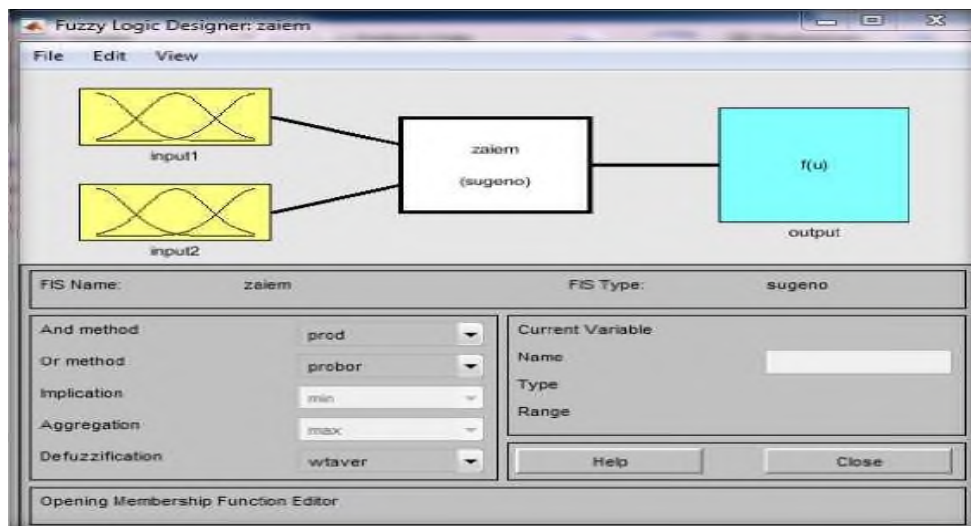
De point de vu mathématique, la fonction de cout R converge et se stabilise entre deux passages successifs de l'ensemble des données d'entrées et de sorties du système neuroflou, de telle manière que cette dernière est minimisée avec une erreur tendant vers zéro pour que le système atteigne les sorties désirées.

3. La structure du contrôleur neuro-flou aura inévitablement la configuration suivante :

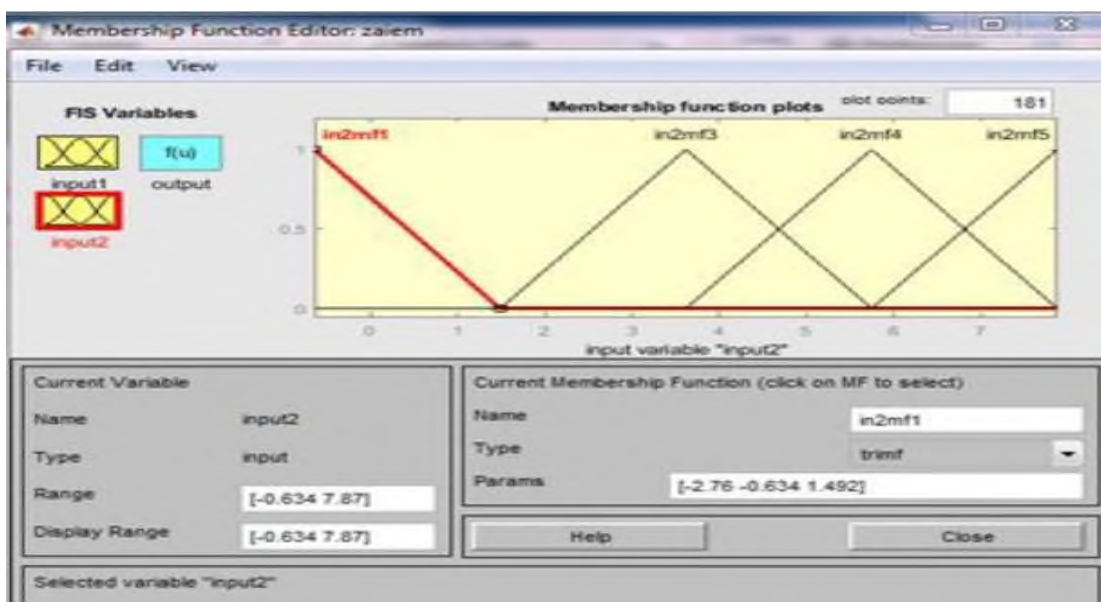
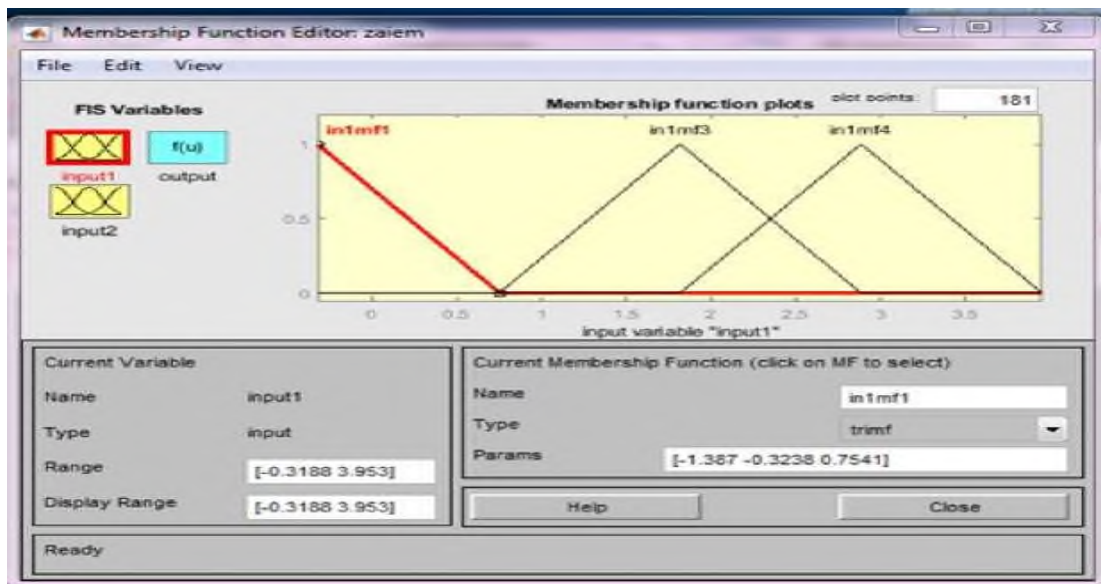


4. Vérification concrète du système crée :

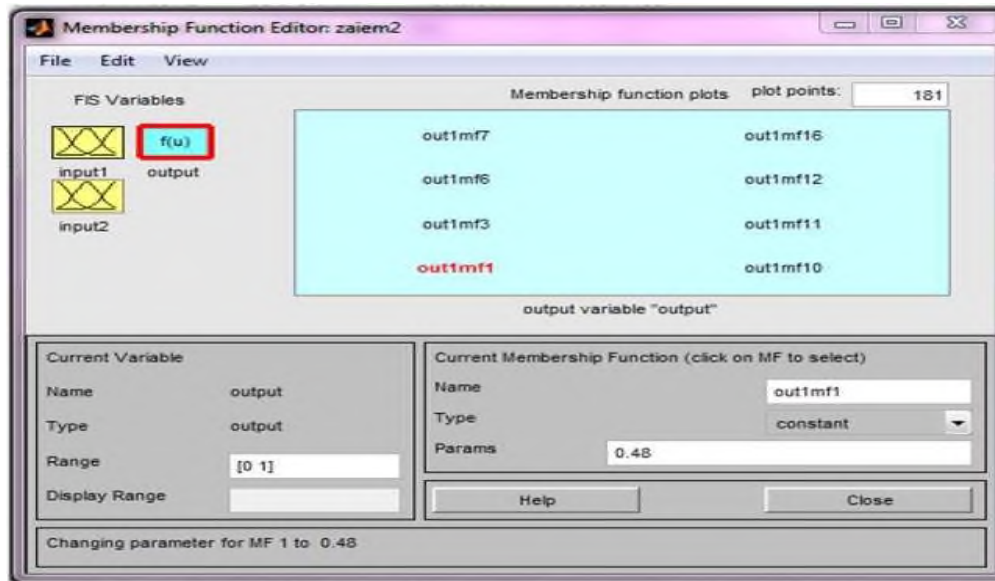
En première étape on fait appel à l'interface graphique floue où on devra charger le système créé préalablement, on aura le graphique :



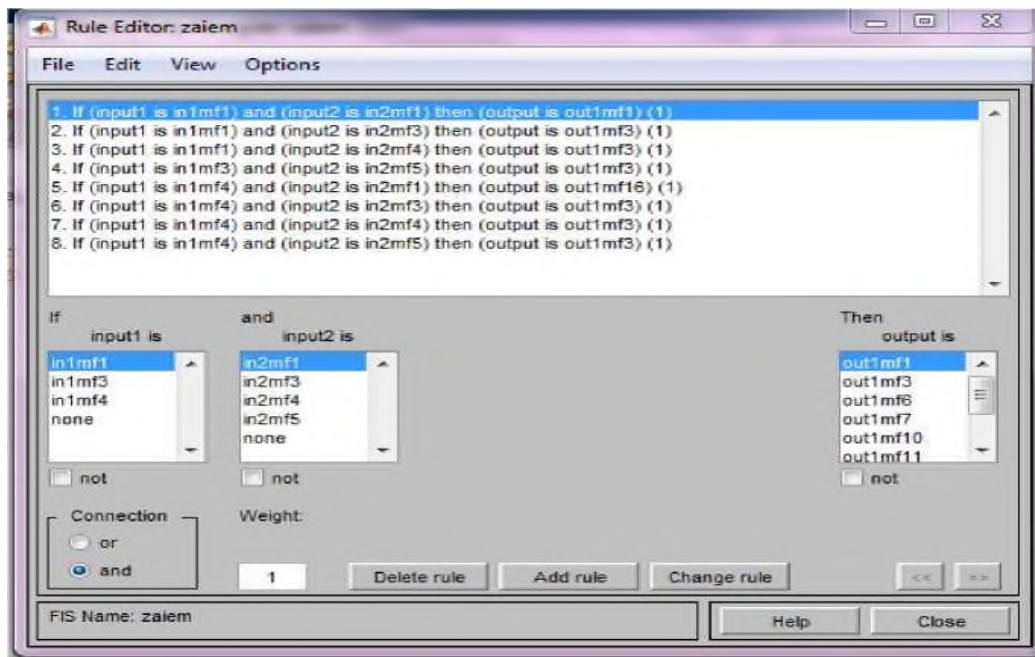
5. La visualisation des deux entrées données par des fonctions d'appartenance triangulaires est montrée sur les deux graphiques suivants :



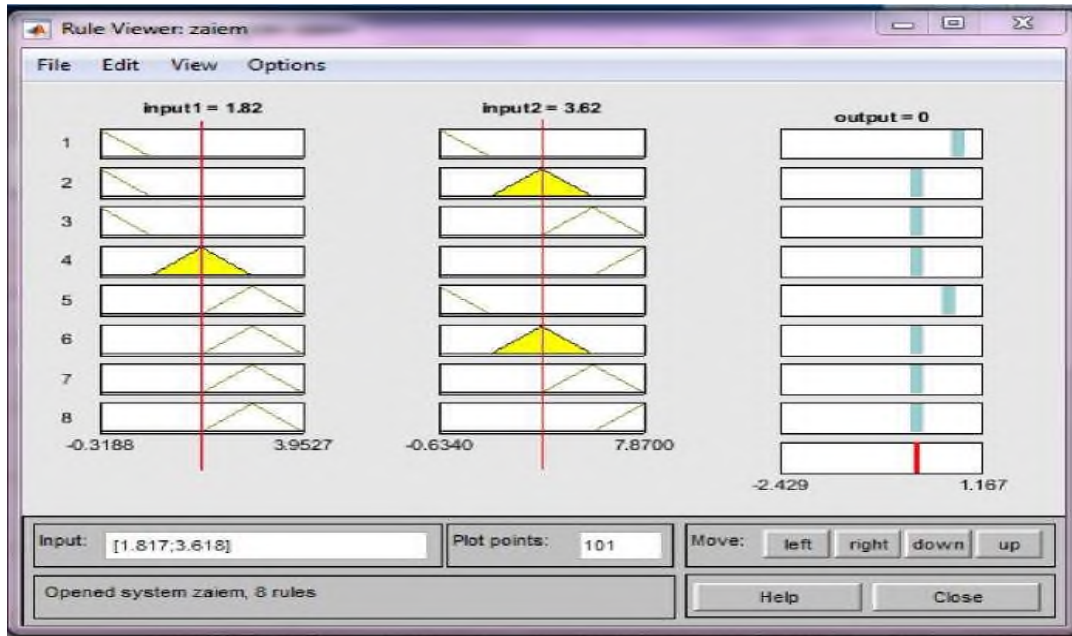
6. La sortie est donnée sur la figure :



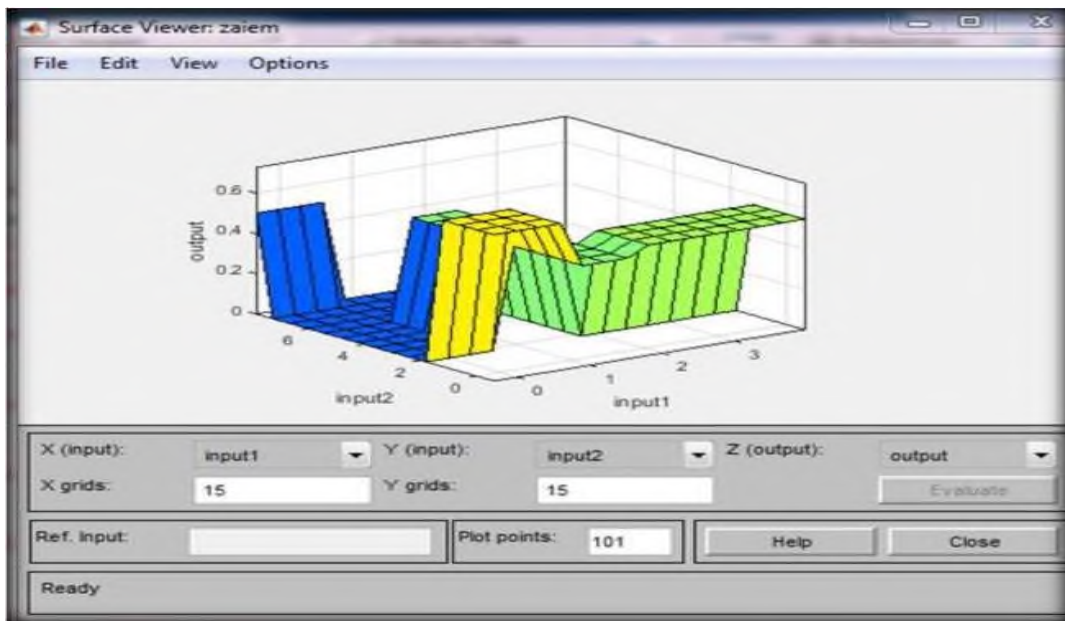
7. Une fois les entrées-sorties sont créés, on passe à la visualisation des règles et leur schéma fonctionnel donné par les deux figures :



Il est à noter qu'on aura 8 règles, et on a 3 mfs pour l'entrée 1 et 4 mfs pour l'entrée 2.



En dernier nous illustrons le graphe de relation entre les 2 entrées et la sortie appelé « graphe de surface », comme sur la figure :



7 Simulation de Système globale

Nous avons procédé à la simulation du système sus-illustré, sous une température constante (25°C) et un éclairage variable (condition climatiques). Notre choix a été de prendre AV et AI du PV comme variables d'entrée et puis le rapport cyclique D comme sortie.

La figure (3.16) illustre le bloc schématique de SIMULINK du système photovoltaïque adapté par la

commande MPPT Neuro-Floue.

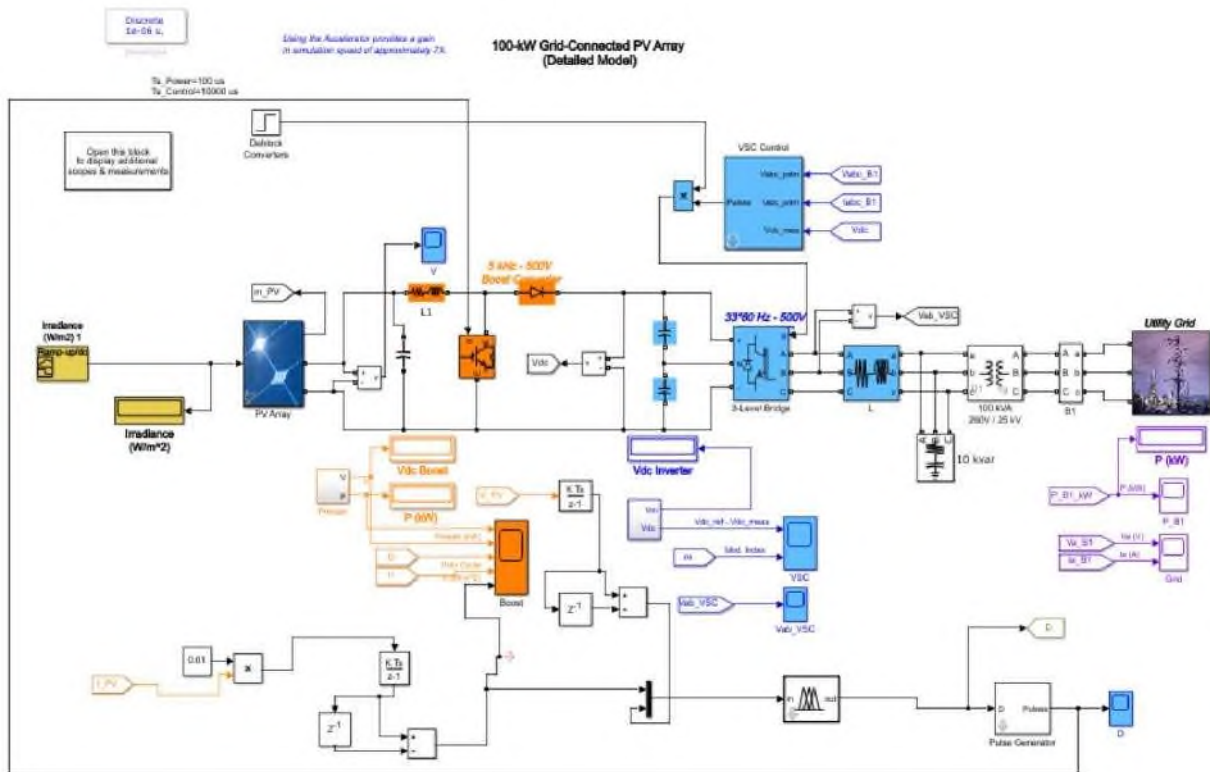


Figure (3.16) : Schéma MATLAB/SIMULINK d'un système photovoltaïque avec la commande MPPT alimentant une charge passive.

8 La variation de l'éclairement en fonction du temps

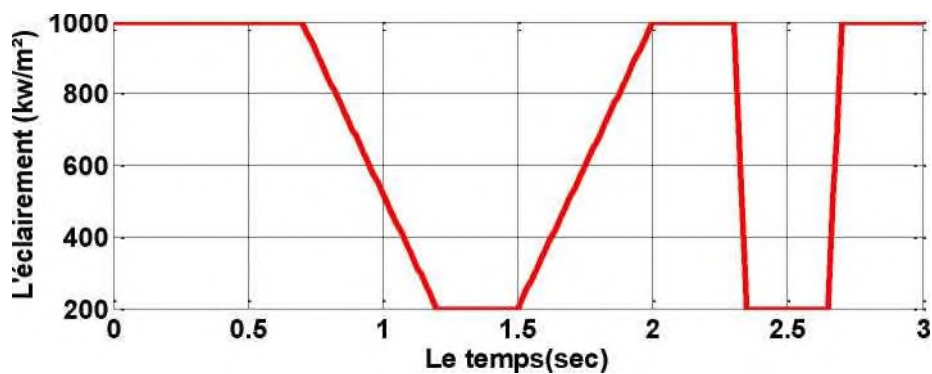


Figure (3.17) : La variation de l'éclairement en fonction de temps

On a choisi ces valeurs de l'éclairement pour que la simulation soit le plus proche possible de la réalité.

Les résultats de simulation du système photovoltaïque adapté par la commande neuro-floue alimentant le réseau représenté par les figures (3.18) et (3.19) représente la tension générée par le panneau et la

variation du rapport cyclique.

La tension générée par le panneau

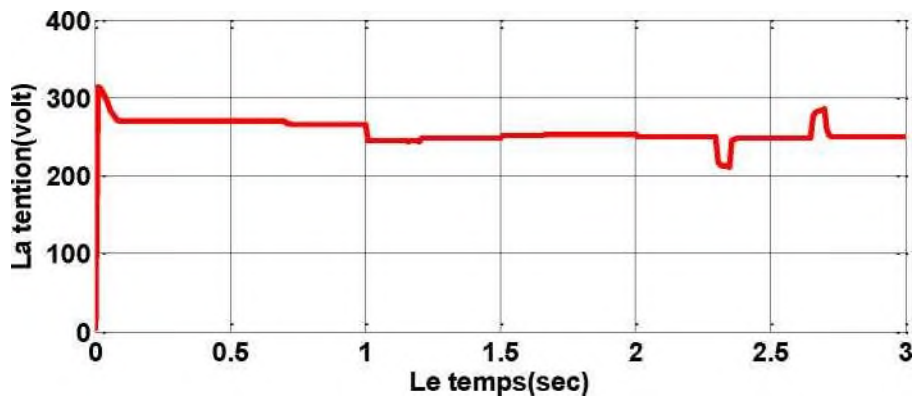


Figure (3.18) : La tension générée par le panneau

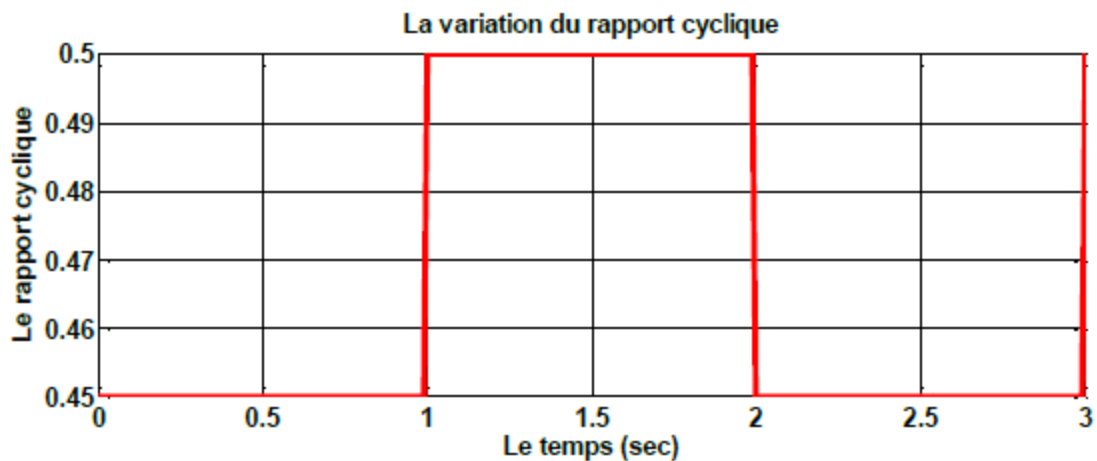


Figure (3.19) : La variation du rapport cyclique

La tension générée par le panneau photovoltaïque varie avec la variation de l'éclairement. Le rapport cyclique (D) varie pour que la tension de sortie de DC-DC soit plus stable que possible. Ce qui montre le bon fonctionnement de commande MPPT.

Les figures (3.20), (3.21), (3.22) et (3.23) représentent la puissance de Panneau et d'hacheur survolteur son temps de démarrage, l'erreur statique et le temps de poursuite.

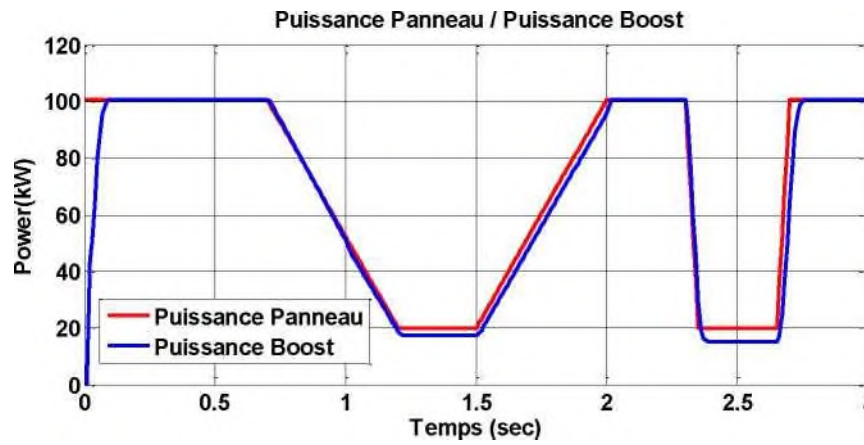


Figure (3.20) : Puissance de panneau et d'hacheur survolteur

La puissance d'hacheur survolteur suit la puissance de panneau cette variation et du a la variation de l'éclairage de soleil.

Zoom de Puissance Panneau / Puissance Boost

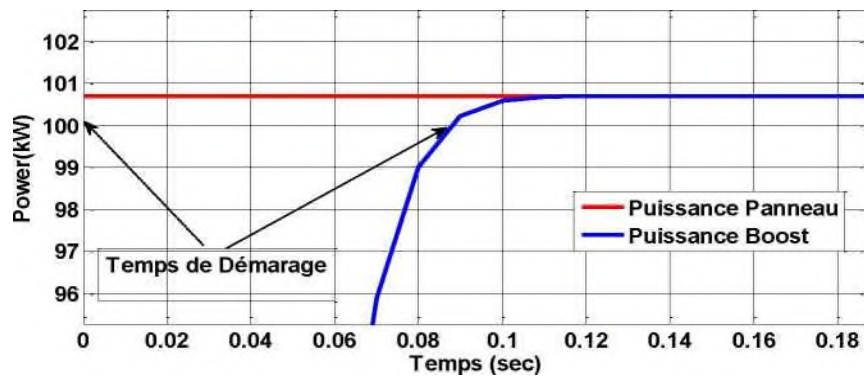


Figure (3.21) : Zoom de puissance de panneau et d'hacheur survolteur qui montre le temps de démarrage

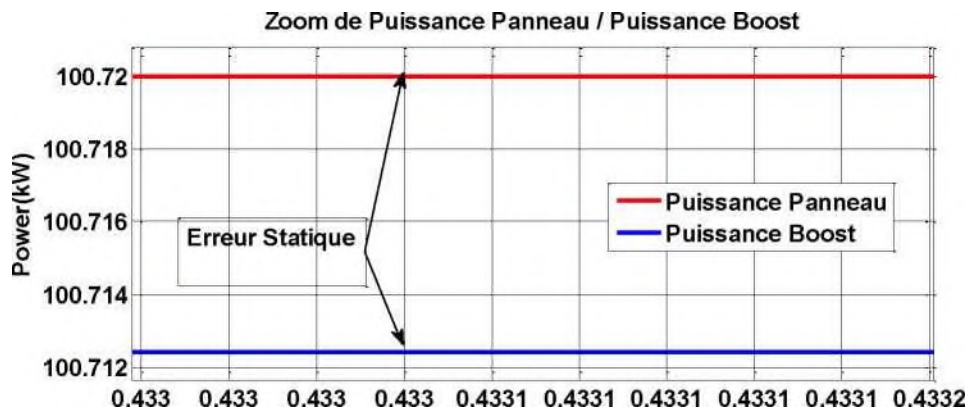


Figure (3.22) : Zoom de puissance de panneau et d'hacheur survolteur qui montre l'erreur

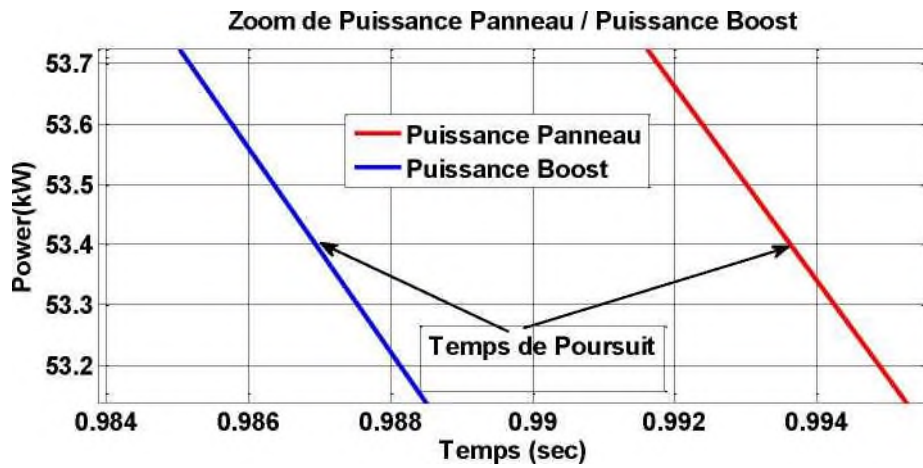


Figure (3.23) : Zoom de puissance du panneau d'hacheur survolteur qui montre le temps de poursuite

Les figures (3.24), (3.25), (3.26) et (3.27) représente la puissance d'hacheur survolteur et le réseau, son temps de démarrage, l'erreur statique et le temps de poursuite.

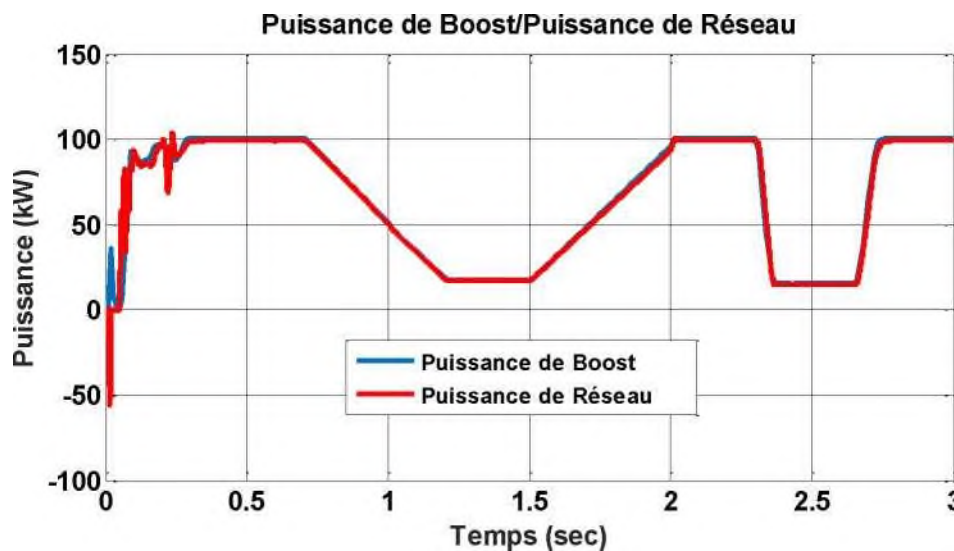


Figure (3.24) : La puissance d'hacheur survolteur et de réseau

La puissance du réseau suit la puissance d'hacheur survolteur cette variation et du a la variation de l'éclairement de soleil.

Zoom de Puissance de Boost/Puissance de Réseau

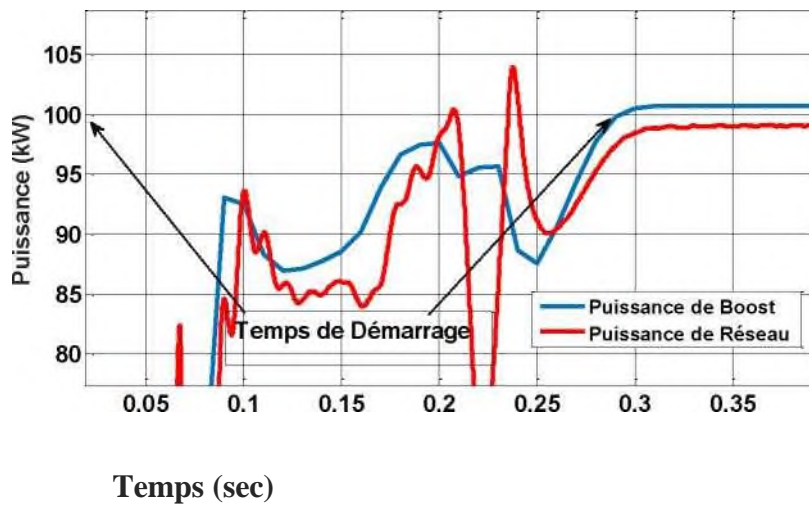


Figure (3.25) : Zoom de puissance d'hacheur survolteur et le réseau qui montre le temps de démarrage

Zoom de Puissance de Boost/Puissance de Réseau

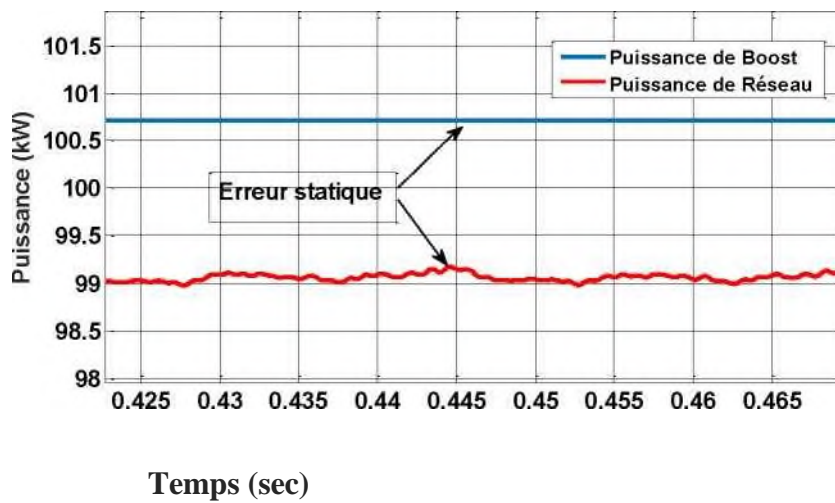


Figure (3.26) : Zoom de puissance d'hacheur survolteur et le réseau qui montre l'erreur statique

Zoom de Puissance de Boost / Puissance de Réseau

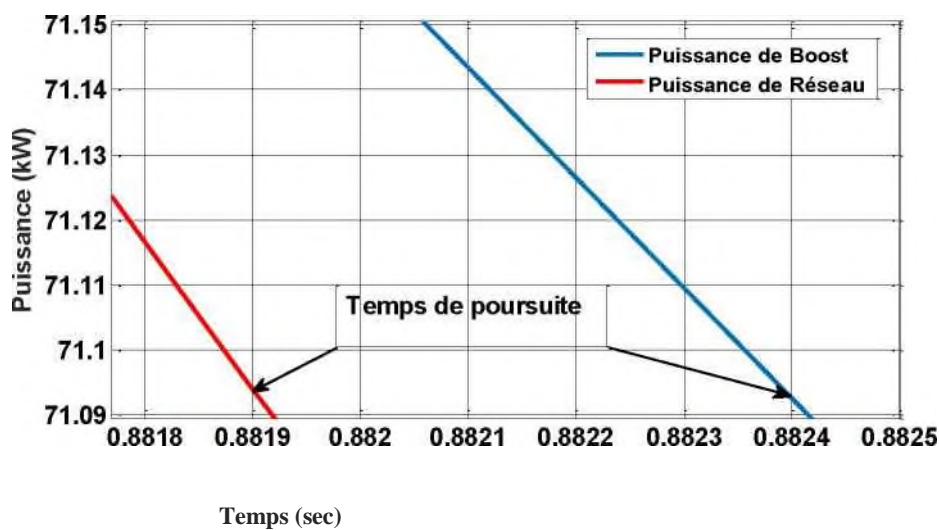


Figure (3.27) : Zoom de puissance d'hacheur survolteur et le réseau qui montre le temps de poursuite

Les figures (3.28), (3.29) présentent la tension d'onduleur et son zoom. Les figures (3.30), (3.31), (3.32) et (3.33) présentent la tension de réseau, le courant de réseau ainsi que leurs zooms.

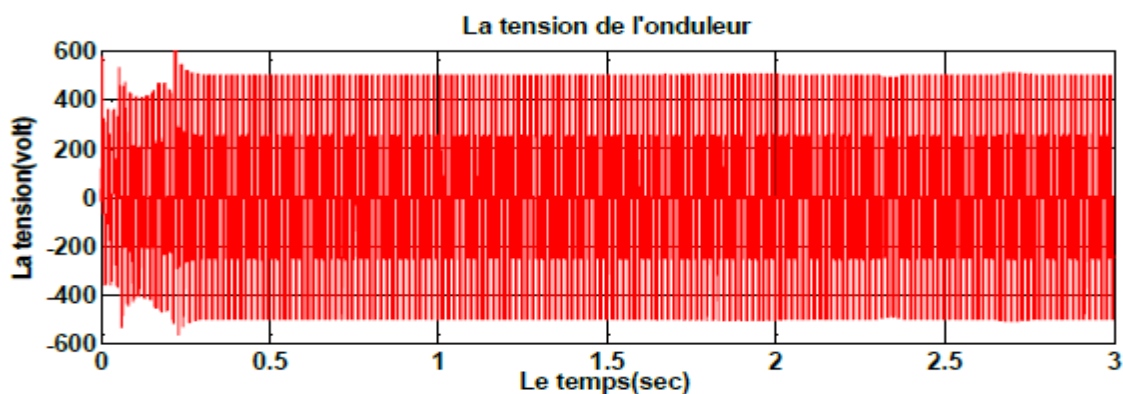


Figure (3.28) : La tension d'onduleur

La tension à la sortie d'onduleur est bien onduler de type MLI a 3 niveaux peut clairement voir ça dans le zoom.

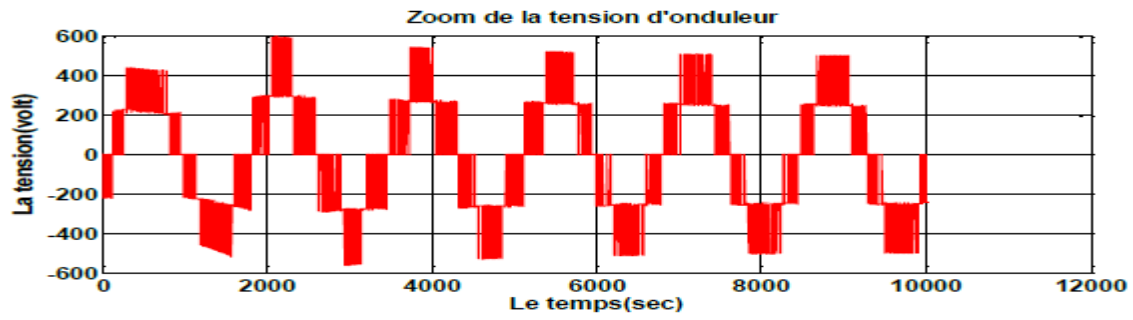


Figure (3.29) : Zoom de la tension d'onduleur

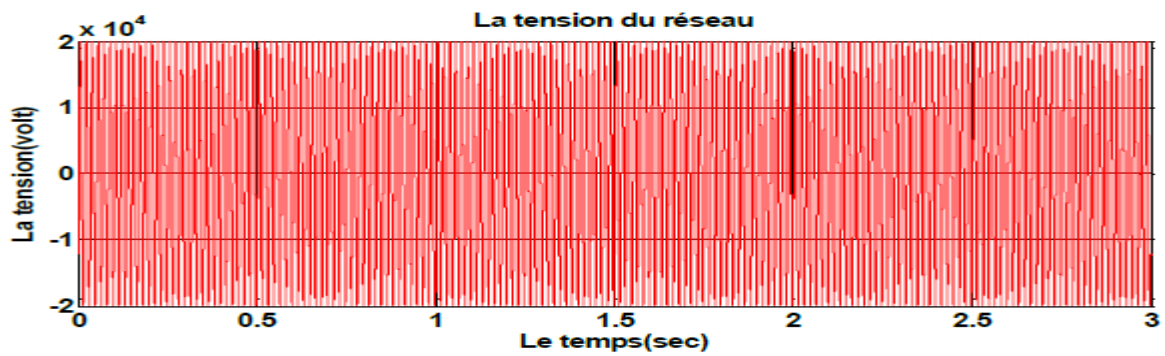


Figure (3.30) : La tension du réseau

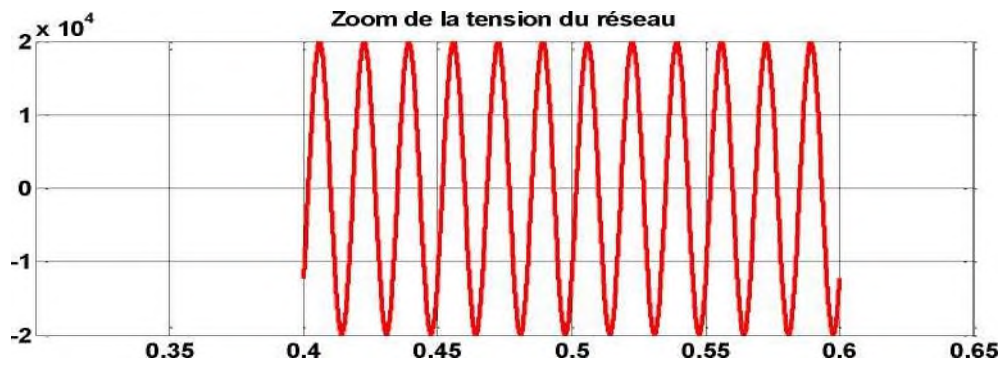


Figure (3.31) : Zoom de la tension du réseau

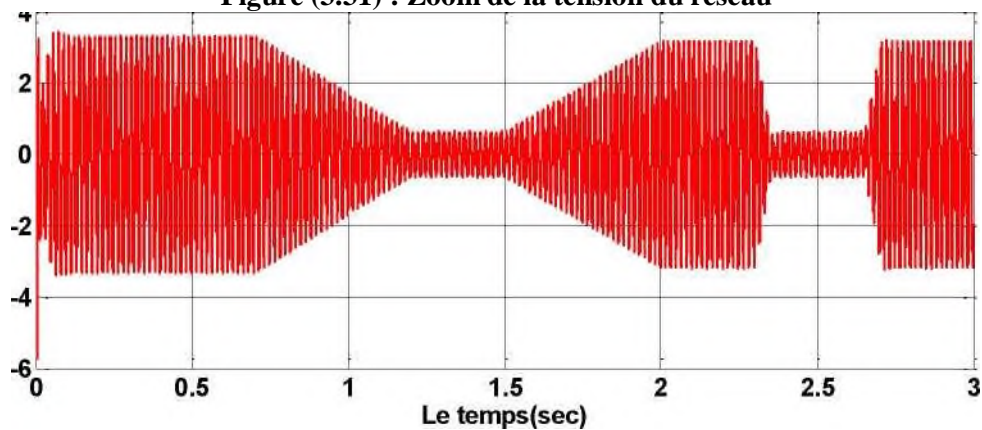


Figure (3.32) : Le courant du réseau

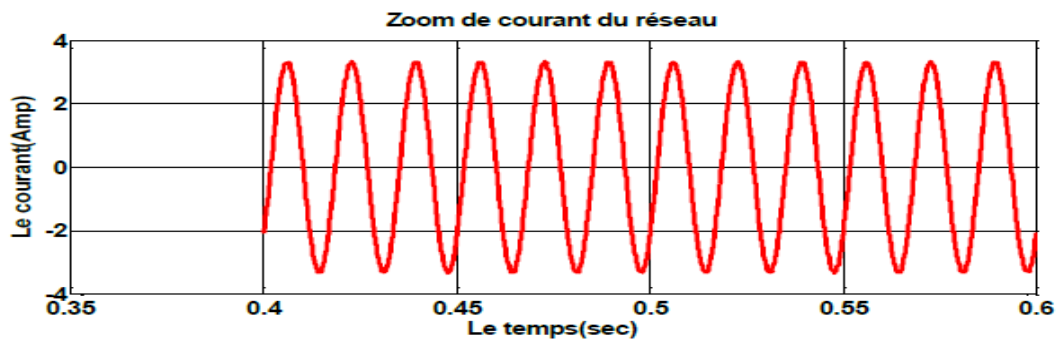


Figure (3.33) : Zoom de courant du réseau

La tension du réseau est bien ondulé (sinusoïdal parfait) et de valeur de 20 KV à cause de l'utilisation de filtre et de transformateur (220v/20KV), le courant varie avec la variation de la puissance.[20]

3.10 Tableau comparatif

Dans ce tableau on compare les résultats de notre travail avec d'autres systèmes neuro-floue.

	Panneau / Boost			Boost /réseau	
Système	A 49 règles	A 25 règles	A 16 règles	Le système proposé	
Neuro-Floue	[19]	[20]	[21]	A 8 règles	
Erreur statique	0.89 %	0.6 %	1.53 %	0.006 %	1.48%
Temps de poursuite			0.003s	0.006s	0.0005 s
Temps de démarrage	0.5 s	0.15 s	0.007 s	0.088 s	0.29 s
PuissanceMaxi male de	120 W	165 W	130 W	100.72 KW	

Tableau (3.2) : Résultats des systèmes neuro-floue a différents nombre de règles

3.11 Discussions des Résultats

Le tableau ci-dessus a montré les résultats suivant : pour le système à 49 règles [21] utilisant un panneau photovoltaïque d'une puissance de 120 W on déduit une erreur statique de 0.89 %, un temps de démarrage de 0.5 s. Pour le système à 25 règles [22] le panneau utilisé est de 165W ses résultats sont 0.6 % pour l'erreur statique et 0.15 s pour le temps de démarrage. Pour le système a 16 règles [23] le panneau utilisé est de 130 W d'après les résultats on déduit une erreur statique de 1.53 %, un temps de

poursuite de 0.003 s et un temps de démarrage de 0.007s Enfin, notre système proposé à de meilleurs résultats il devient plus rapide et plus précis on utilisant un panneau photovoltaïque de 100,72 KW ces résultats sont de 0.006 % pour l'erreur statique, 0.006 s pour le temps de poursuite et 0.088 s pour le temps de démarrage. Et on a obtient aussi les résultats pour le Boost / réseaux, l'erreur statique est de 1.48 %, le temps de poursuite est de 0.0005 s et le temps de démarrage est 0.29 s.

D'après les résultats obtenus de la simulation on peut avancer que :

- ✓ Les performances du générateur photovoltaïque diminué avec la diminution de l'intensité de l'éclairément et les variations de la charge. Les performances du générateur photovoltaïque sont évaluées à partir les conditions standards de test (CST).
- ✓ Le convertisseur DC-DC et la commande Neuro-Floue et très effective après la diminution du nombre des règles. Le convertisseur fournit dans les conditions optimales une tension à sa sortie supérieure à celle fournie par le générateur PV.
 - ✓ La commande Neuro-Floue réduite à de meilleures performances par rapport à d'autres systèmes Neuro-floue à nombre de règle plus élevés.
 - ✓ L'utilisation de Neuro-Floue réduit a montré l'efficacité et la performance de la MPPT, sa robustesse, sa rapidité et la précision de ses sorties lui permettent de donner des décisions correctes et d'éviter les cas d'indécisions.

Conclusion

Cette partie présente d'une manière expérimentale les résultats obtenus, nous avons présenté l'application de la commande MPPT basée sur les Neuro-Floues réduit pour adapter le GPV de moyenne puissance (100KW) à un réseau. On a simulé ce système, pour une température constante et un éclairément variable (conditions climatiques). Le système Neuro-Flou simulé a montré une robustesse et efficacité très encourageante. Les résultats obtenus et discuter valide donc le système proposé.

Conclusion Générale

Conclusion Générale

Conclusion Générale :

La demande mondiale en énergie évolue rapidement et les ressources naturelles de l'énergie telles que l'Uranium, le gaz et le pétrole diminuent en raison d'une grande diffusion et développement de l'industrie ces dernières années. Pour couvrir les besoins en énergie, des recherches sont conduites à l'énergie renouvelable. Une des énergies renouvelables qui peut accomplir la demande est l'énergie solaire photovoltaïque, c'est une énergie propre, silencieuse, disponible et gratuite. C'est d'ailleurs ce qui explique que son utilisation connaît une croissance significative dans le monde.[24]

Le photovoltaïque montre une grande capacité du nombreuse avantage tels que l'énergie solaire est inépuisable et non polluante parce que l'énergie est propre et ne dégage pas le gaz à effet de serre et une énergie locale est pratique.

Dans le premier chapitre, nous avons présenté une description générale sur les systèmes des énergies renouvelables et leurs types d'une part et on a mis en valeur les avantages et les inconvénients des systèmes éoliens et photovoltaïque d'une autre part.

Dans le deuxième chapitre, nous avons exposé le principe de fonctionnement d'un système photovoltaïque, à cet effet ; nous avons commencé par un aperçu sur les systèmes photovoltaïques, le principe de fonctionnement et le modèle mathématique ensuite on a montré les résultats de simulation d'un panneau photovoltaïque (150W) dont les deux effets (température et rayonnement) ont été montrés et analysés.

Le troisième chapitre est consacré à la description de la commande MPPT, le principe de recherche du MPP, les différents algorithmes MPPT les plus répandus existants dans la littérature (Inc.CoN, P&O), avec des études d'amélioration de la performance de l'algorithme (P&O) avec une nouvelle technique propose le principe de pas variable.

Dans le dernier chapitre, nous avons présenté les réseaux neurones et leur architecture puis nous montrons les résultats de simulation d'un système PV avec le contrôleur RNA-MPPT et la comparaison entre P&O et RNA.

Les résultats de simulation obtenue ont montré que le rendement d'un système photovoltaïque dépend essentiellement par le rayonnement mais aussi les dispositifs de commande. Malgré la variété des techniques d'extraction à savoir IC, P&O mais il est nécessaire de les améliorer afin de réduire (les oscillations. Améliore le temps de réponse, suivi) pour cette raison afin d'améliorer les performances d'un système photovoltaïque nous avons introduit les réseaux de neurones. Les résultats obtenus par les réseaux de neurones ont montré une meilleure efficacité mais ils nécessitent toujours une base d'apprentissage déterminé par d'autre méthode.

Le travail présenté dans ce mémoire peut être amélioré la validation expérimentale.

Résumé

Résumé

Résumé :

La puissance de sortie d'un GPV dépend d'un certain nombre de paramètres parmi lesquels l'intensité du rayonnement solaire, la température des cellules, etc. En raison des caractéristiques électriques fortement non linéaires des cellules PV et de leurs associations, le rendement des systèmes PV peut être amélioré par des solutions à base des techniques MPPT. Il existe des méthodes MPPT conventionnelles souvent utilisées, à savoir la méthode de perturbation et d'observation (P&O) et la méthode de conductance incrémentale (IncCond) et les méthodes dites avancées, telle que la MPPT floue. Ce mémoire présente une étude comparative entre ces différentes techniques MPPT afin d'analyser, simuler, et évaluer le système global d'alimentation PV sous des conditions de fonctionnement variables. Pour ce faire les modèles mathématiques des composants du système PV (GPV, convertisseur DC/DC, charge) ont été développés. Les résultats de simulation, obtenus à l'aide de l'outil Matlab Simulink, ont prouvé en général que les performances du contrôleur MPPT flou sont bien meilleures que ceux du contrôleur MPPT conventionnel.

Mots clés : PV, convertisseur DC-DC, MPPT. P&O, IncCond, logique floue.

ملخص :

تعتمد الطاقة الناتجة للمولد الكهروضوئي (GPV) على عدة عوامل مناخية، مثل أشعة الشمس و درجة الحرارة و مع ذلك يلزم تتبع الوقت الفعلي لنقطة التفعيل المثلى (MPP) لتحسين أداء النظام.

يقترح هذا العمل طريقة تحكم ذكية و قوية إستنادا إلى وحدة التحكم المنخفضة للغموض العصبي (تقليل عدد القواعد) لتحديد هذه النقطة و تتبعها، هذا التقليل يجعل من الممكن تخفيف البرنامج و تقليل وقت الحساب و بالتالي أداء أفضل.

لهذا الغرض، يتم توصيف النظام الكهروضوئي الذي يدمج MPPT ، واجهة الطاقة (DC/DC) و المحول (DC/AC) ثم تطوير نماذجهم تحت MATLAB/SIMULINK .

كلمات مفتاحية:

نظام الطاقة الضوئية، مولد الطاقة الضوئية GPV ، MPPT ، العصب الغامض، DC/DC ، DC/AC .

Bibliographie

Bibliographie

- [1] « PLANÈTE Énergies solaire », <http://www.futura-sciences.com/planete/definitions/energie-renouvelable-energie-solaire-6679/>
- [2] Mancini.F, « Traitement des déchets issus de la biomasse pour la génération d'énergie », thèse de doctorat université bordeaux I, 2006
- [3] Belloufi.Y, « Modélisation d'un échangeur air/sol dont le but de rafraîchissement des locaux », mémoire de master, Université de Biskra, 2012
- [4] « L'énergie hydraulique en domaine terrestre », <http://www.planeteenergies.com/fr/medias/l-energie-hydraulique-continentale-la-premiere-des-energies-renouvelables>
- [5] «Les énergies marines renouvelables » 2012,https://enautia.com/clubargon/disk/Partage/ERMs_ETM/eneaconsulting.pdf
- [6] BENCHARIF.S, «Variation des paramètres mécaniques pour l'optimisation du rendement d'une éolienne», mémoire de master, Université de Biskra, 2013
- [7] Hadj Belkecemi.M « Modélisation et Etude Expérimentation d'un Capteur Solaire non Vitré et Perforé », Mémoire de Master, Université de Tlemcen, 2011
- [8] Bhatnagar.P, Nema R.K, « Maximum power point tracking control techniques: State-of-the-art in photovoltaic applications ». Renew.Sustain. EnergyRev. 23 (2013) 224-241.
- [9] Si brtahim.M , « Etude d'un système de conversion de l'énergie éolienne à base de la machine asynchrone », thèse de doctorat, Université de Tizi-Ouzou,2013
- [10] Amara.K, «Contribution à l'étude de conception d'une centrale photovoltaïque de puissance (1MW) interconnectée au réseau de distribution électrique moyen tension », Mémoire de Master, Université de Tizi-Ouzou, 2015
- [11] Slama.F, « Modélisation d'un système multi générateurs photovoltaïques interconnectés au réseau électrique », Mémoire de Magister, Université de Sétif, 2011
- [12] Belhadj.M, «Modélisation D'un Système De Captage Photovoltaïque Autonome», Mémoire de magister, université de bechar, 2008.
- [13] Chekired.F, « Etude et implémentation d'une commande MPPT neuro-floue sur FPGA», mémoire de magister, Ecole Nationale Polytechnique, Alger, Algérie, 2008.
- [14] Djarallah,.M, «contributionà l'étude des systèmesphotovoltaïquerésidentiels couples au réseauxélectrique», Thèse de Doctorat en Science, Université de batna, 2008.
- [16] Makhlof.M «Etude et optimisation d'un modèle de conversion d'énergie photovoltaïque application», thèse de doctorat, Université de constantine, 2012.
- [17] Saidani.A, « Amélioration de la technique d'extraction de maximum de puissance de la système photovoltaïque basé sur la méthode (P&O) », mémoire de master, Université de M'sila 2015
- [18] Mekhilef.S, Saidur.R,Safari.A, « A review on solarenergy use in industries », Renew. Sustain. EnergyRev. 15 (2011) 1777-1790.
- [19] Sahraoui.A..N,«étude d'une chaine de convertisseur photovoltaïque», Mémoire de magistèreUniversité de Msila,2010

Bibliographie

- [20] Walker, Geoff R « Evaluating MPPT converter topologies using a MATLAB PV Model », Australasian Universities Power Engineering Conference, AUPEC '00, Brisbane. 2000.
- [21] Rakza .B et, Ounas.S « Modélisation et commande du système photovoltaïque par des réseaux de neurones », Mémoire magistère Université de M'sila 2017.
- [22] Kamar.Z « Commande d'un système photovoltaïque par contrôleur Neuro-Flou réduit », Mémoire master Université Annaba. 2019
- [23] Lasami.Y « Optimisation de la poursuite du point de puissance maximal (MPPT) d'un système photovoltaïque par les techniques intelligentes », Mémoire master Université Sétif. 2013
- [24] Sharaoui.M « Commandes non linéaires de la machine asynchrone », Mémoire master Université M'sila. 2013