



Ecole Nationale Polytechnique
Département d'Electronique
Laboratoire LDCCP

Mémoire de Magister

Spécialité : **Electronique**
Option : **Electricité Solaire**

Présenté par :

M. ISSAADI Salim

Ingénieur d'Etat en Electronique
Université ABDERAHMANE MIRA - Béjaia

Thème

Commande d'une poursuite du point de puissance maximum (MPPT) par les Réseaux de Neurones

Soutenu publiquement devant le jury composé des membres :

M. A. BELOUHRANI
M. M. HADDADI
M. M.S. AIT-CHEIKH
M. C. LARBES
M. Z. TERRA
M. A. MALEK

Maître de Conférence (ENP)
Professeur (ENP)
Chargé de Cours (ENP)
Maître de conférence (ENP)
Chargé de Cours (ENP)
Maître de recherche (CDER)

Président
Rapporteur
Rapporteur
Examineur
Examineur
Examineur

2006

*Laboratoire LDCCP, ENP
10, Avenue Hassen Badi, El-Harrach, ALGER*

Au nom de dieu le compatissant, le miséricordieux

" Je ne peux pas concevoir un vrai scientifique dénué de cette foi profonde. Cette situation peut être décrite par cette image: la science sans religion serait éclopée."

Albert Einstein

" Quiconque s'est engagé sérieusement sur le sentier de la science se rend compte qu'il est inscrit sur les portes du temple de la science: vous devez avoir la foi. Il s'agit d'une qualité indispensable dont on ne peut pas se passer."

Max Planck

*A Tous Ce Qui Luttent Pour Un Monde
Meilleur Et Pour Une Paix Universelle*

Je dédie ce travail surtout à mes parents (mon cher père et ma chère mère) grâce à eux que j'ai trouvé le chemin de la réussite et que j'ai pu suivre convenablement de longues études. Ainsi de m'avoir supporté, dans les deux sens du terme. Sans leur travail et leur courage, rien n'aurait été possible. Je ne leur serai jamais trop reconnaissant, ainsi qu'à tous les membres de ma famille (frères et sœurs), à mes amis (es) et tous ceux qui m'aiment.

Remerciements

Tout d'abord je tiens à remercier messieurs M. HADDADI et M.S. AIT-CHEIKH pour l'encadrement qu'il m'ont assuré et leurs précieux et judicieux conseils qu'ils n'ont cessé de me prodiguer tout au long de ce projet, leurs confiance témoignée, sans oublier leurs qualités humaines. Ils trouveront ici ma gratitude et ma reconnaissance profondes.

Je remercie les membres du jury, qui m'ont fait l'honneur de participer au jugement de ce travail.

Mes remerciements vont également à tous mes enseignants à l'ENP pour leurs conseils et surtout leur compréhension.

J'adresse ma sympathie à toutes les personnes que j'ai pu côtoyer amicalement ces deux dernières années et qui ont toujours su maintenir une ambiance de travail chaleureuse.

De peur d'en oublier certains, je ne m'aventurerais pas à tous les citer et, nul doute qu'ils sauront ici se reconnaître.

Je réserve une pensée toute particulière à mes chers parents qui m'ont toujours soutenu et guidé tout au long de mes études. Qu'ils trouvent, en ce mémoire, le modeste témoignage de ma profonde reconnaissance.

Salim ISSAADI

ملخص:

في مضمون هذا العمل، قد كشفنا الستار على المبدأ الأساسي لتعقب نقطة الاستطاعة القصوى الخاصة بالألواح الكهروضوئية وهذا على ضوء بعض التقنيات الكلاسيكية الموجودة في آداب هذه الأخيرة، نذكر على سبيل المثال المستعمل منها ضمن محتوى هذه المذكرة:

« التجريب و الملاحظة»، « التجريب و الملاحظة المطورة»، « تدرج الناقلية»، غير أن اهتمامنا منصباً أكثر على طريقة حديثة في التحكم، المندمجة في إطار الذكاء الاصطناعي، المعروفة باسم التحكم بالمشابك العصبونية، التي تعتمد أساساً على محاكاة ميكانيزمات العصبون البيولوجي في مبدأ عمله.

هذه الدراسة المتنوعة بمحاكاة، قد سمحت لنا بتجسيد فكرة نجاعة و فعالية التحكم العصبوني على حساب باقي الطرق الكلاسيكية.

المفاتيح: الألواح الكهروضوئية، نظام متابعة نقطة الاستطاعة القصوى، المحول مستمر – مستمر، المشابك العصبونية.

Résumé :

Ce travail s'intéresse à la poursuite du point de puissance maximale (MPPT) des générateurs photovoltaïques et quelques commandes MPPT classiques existantes dans la littérature telles que : « Perturbation & observation », « Perturbation & observation améliorée », « Incrémentation de la conductance ». Notre intérêt s'est particulièrement dirigé sur une commande d'actualité qui fait partie de l'intelligence artificielle. C'est la commande par les réseaux de neurones qui est basée essentiellement sur l'émulation des différents mécanismes du neurone biologique dans son principe de fonctionnement, où l'algorithme du gradient constitue le noyau des réseaux de neurones artificiels.

L'application s'est portée sur une étude suivie d'une simulation, qui nous a permis de conforter l'idée de la meilleure performance des contrôleurs neuronaux par rapport à leurs homologues classiques.

Mots clés : Panneaux solaires, Contrôleur MPPT, Hacheur, Réseau de neurones.

Abstract:

In this work, we present the principle of the maximum power point tracking (MPPT) of the photovoltaic generators, and some traditional MPPT existing in the literature: "Perturbation & observation", "improved Perturbation & observation" and "Incremental Conductance". However, our main interest is to introduce neural networks, which emulate the biological neurons in their operating principle, in the MPPT.

This study which is followed by a simulation has enabled us to consolidate the idea that the best performances are obtained by the neural network controllers compared to their classical counterparts.

Key words: Solar panels, MPPT controller, DC-DC converter, neural network.

SOMMAIRE

Introduction Générale	1
Chapitre 1 : L'énergie solaire, générateur photovoltaïque : état de l'art et problématique	3
1.1. Introduction	3
1.2. Effet photovoltaïque	3
1.2.1. Définition	3
1.2.2. Le rayonnement solaire	5
1.3. Cellules photovoltaïques	6
1.3.1. Historique des cellules photovoltaïque (PV)	6
1.3.2. Rendement de la cellule photovoltaïque (PV)	7
1.3.3. Structure physique d'une cellule photovoltaïque	8
1.3.4. Fonctionnement	9
1.4. La jonction PN utilisée comme capteur et principe de superposition	9
1.5. Modélisation du comportement électrique d'une cellule photovoltaïque	11
1.6. Du matériau au générateur photovoltaïque (PV)	13
1.6.1. Définition	13
1.6.2. Les caractéristiques électriques d'une cellule PV	14
1.6.2.1. La courbe courant-tension d'une cellule PV	14
1.6.2.1.A. Tension de circuit ouvert V_{oc} (pour $I_{co} = 0$)	14
1.6.2.1.B. Courant de court circuit I_{cc} (pour $V_{cc} = 0$)	14
1.6.2.2. La puissance caractéristique d'une cellule PV	14
1.6.2.3. La puissance max	14
1.6.2.4. Le facteur de forme	15
1.6.3. Constitution d'un générateur photovoltaïque (PV)	16
1.6.4. Comportement d'un générateur photovoltaïque (PV)	18
1.6.4.1. Influence d'un changement d'éclairement	18
1.6.4.2. Influence de la température	19
1.6.4.3. Influence de l'éclairement inhomogène	20
1.7. Comparaison de différents types de modules PV existants dans le commerce	22
1.8. Contexte de l'étude sur les systèmes de conversion photovoltaïques (PV)	22
1.9. Batterie	24
1.9.1. Composition	25
1.9.2. Principe de fonctionnement	25
1.9.3. Caractéristiques	26
1.9.3.1. Tension	26
1.9.3.2. Charge	27
1.9.3.3. Décharge	27
1.9.3.4. Résistance interne	27
1.9.3.5. Capacité	27
1.9.4. Modélisation de la batterie	28
1.10. Conclusion	29

2. Chapitre 2 : Convertisseurs continu/continu (DC/DC)	30
2.1. Introduction	30
2.2. Type de convertisseurs	31
2.3. Hacheur dévolteur « Buck »	31
2.4. Le rapport de conversion	35
2.5. Hacheur survolteur « Boost »	36
2.6. Hacheur dévolteur/survolteur « Buck-Boost »	39
2.7. Conclusion	41
3. Chapitre 3 : Commande spécifiques en poursuite du point de puissance maximum (MPPT) pour les systèmes PV	42
3.1. Introduction	42
3.2. Fonctionnement d'un générateur PV à sa puissance maximale	44
3.2.1. Principe	44
3.2.2. Exemple d'interface de puissance	46
3.3. Synthèse des différentes MPPT rencontrées dans la littérature	48
3.3.1. Base théorique de la commande extrémale	48
3.3.2. Les premiers types de commande MPPT	48
3.3.3. Commande MPPT destinées aux applications spatiales	50
3.3.4. Commande MPPT par contre réaction de tension	50
3.3.4.1. Contre réaction de tension par V_{ref} fixe	51
3.3.4.2. Contre réaction de tension par $V_{ref} = f(V_{oc})$	51
3.3.4.3. Contre réaction de tension par une cellule pilote	52
3.3.5. Commande MPPT par contre réaction de courant	53
3.3.5.1. Contre réaction de courant par $I_{ref} = f(I_{cc})$	53
3.3.5.2. Contre réaction par maximisation de courant de sortie	53
3.3.6. Contre réaction de puissance	54
3.3.7. Les MPPT à implantation analogique	54
3.3.8. MPPT par oscillations forcées	55
3.3.9. MPPT à implantation mixte	56
3.3.10. Algorithme perturbation et observation (P&O)	56
3.3.11. Amélioration de l'algorithme perturbation et observation (P&O)	59
3.3.12. Méthode d'incréméntation de conductance	61
3.3.13. Méthode améliorée d'incréméntation de conductance	64
3.3.14. Méthode de la capacité parasite	65
3.4. Conclusion	66
4. Chapitre 4 : Réseaux de neurones; état de l'art, principe de base de fonctionnement, concepts de commandes neuronales	67
4.1. Introduction	67
4.2. Le modèle neurophysiologique	67
4.3. Le modèle mathématique	68
4.4. Structure	68
4.5. Comportement	68
4.6. Structure d'interconnexion	72
4.7. Différentes topologies neuronales	72

4.7.1. Réseau multicouche (MLP)	72
4.7.1.1. Equation du réseau	73
4.7.2. Réseau à connexions locales	73
4.7.3. Réseau à connexions récurrentes	74
4.7.4. Réseau à connexion complète	74
4.8. Les mémoires associatives	75
4.9. Apprentissage d'un réseau multicouche	76
4.9.1. Apprentissage supervisé	76
4.9.2. Apprentissage non supervisé	77
4.10. Caractéristique de l'algorithme d'apprentissage supervisée	77
4.11. La méthode du gradient	77
4.11.1. Rétro propagation du gradient	77
4.11.2. Propagation	78
4.11.3. Rétro propagation	78
4.11.4. Calcul du gradient	78
4.11.4.1. Evaluation de la couche de sortie	78
4.11.4.2. Evaluation des couches cachées	79
4.12. Modification des paramètres du réseau en fonction du gradient de J	80
4.13. Choix d'une structure neuronale	82
4.14. Initialisation de vecteur de paramètre de poids W	83
4.15. Centrage des données	83
4.16. Tester un algorithme d'apprentissage : «problème maître-élève»	84
4.17. Synthèse des techniques de commande connexionniste	84
4.17.1. Manque d'informations directement exploitables	85
4.17.2. Identification d'un contrôleur classique existant	86
4.17.3. Indirect «Learning Architecture»	86
4.17.4. Apprentissage direct par estimation de l'erreur	87
4.17.5. Apprentissage indirect du modèle de commande connexionniste	88
4.18. Généralisation d'un réseau MLP (Validation Croisée)	89
4.19. Application et simulation	90
4.19.1. Procédure de commande par rétropropagation du gradient	90
4.20. Choix de la structure des réseaux de neurones	94
4.21. Conclusion	96
5. Chapitre 5 : Simulation et évaluation des résultats	97
5.1. Introduction	97
5.2. Fonctionnement dans des conditions environnementales stables	97
5.2.1. La méthode de P&O	97
5.2.2. La méthode de P&O améliorée	102
5.2.3. La méthode d'incrémentatation de conductance	104
5.2.4. La méthode du contrôleur neuronal	105
5.3. Performance des commandes sous des niveaux d'insolations variables	109
5.3.1. Diminution d'une insolation	109
5.3.2. Augmentation de température	113
5.3.3. Variation aléatoire (lente et rapide) de la température et de l'insolation	116
5.4. Conclusion	117
Conclusion générale	119
Bibliographie	

Nomenclature

1. Symboles

c :	Vitesse de la lumière [m/s]
C_n :	Capacité nominale d'une batterie [A/h]
d :	Rapport cyclique
d^{des} :	Rapport cyclique désiré
E_{ph} :	Quantité d'énergie d'un photon [eV]
E_g :	Energie du gap [W/m ²]
e :	Charge de l'électron [$1,602 \cdot 10^{-19}$ coulomb]
h :	Constante de Planck [$6,62 \cdot 10^{-34}$ J.s]
I_{CC} :	Courant de court-circuit d'une cellule ou d'un module solaire [A]
I :	Courant d'un générateur PV [A]
I_{OP} :	Courant optimale d'un générateur PV [A]
I_S :	Courant de saturation d'une diode [A]
I_{ph} :	Photo courant généré par un générateur PV [A]
I_{dr} :	Courant traversant une diode [A]
I_{PV} :	Courant du module ou panneau PV [A]
I_{dd} :	Courant traversant une diode [A]
K :	Constante de Boltzmann [$1,381 \cdot 10^{-23}$ J/K]
N_n :	Nombre de cellules PV en série
N_m :	Nombre de cellules PV en parallèle
P :	Puissance d'un générateur PV [W]
S :	Ensoleillement [W/m ²]
T_S :	Période de commutation [s]
T :	Température de la jonction des cellules PV [°K]
V_{PV} :	Tension aux bornes du module ou panneau PV [V]
V :	Tension à la sortie d'un module solaire [V]
V_{oc} :	Tension du circuit ouvert [V]
V_{OP} :	Tension optimale d'un générateur PV [V]
V_O :	Tension de sortie (out) d'un module PV [V]
V_i :	Tension d'entrée (in) d'un module PV [V]
V_{mp} :	Tension d'un module PV au point de puissance maximale [V]
$NbreNC(k)$:	Nombre de neurones à la couche k
λ :	Longueur d'onde lumineuse [m]
γ :	Fréquence du photon [Hz]
η :	Facteur d'idéalité

Les autres symboles utilisés sont définis dans le texte.

2. Abréviations

MPPT :	Maximum Power Point Tracking.
MPP :	Maximum Power Point.
PPM :	Point de Puissance Maximale.
PV :	Photovoltaïque.
AM0 :	Air Masse 0.
AM1 :	Air Masse 1.
IncCond :	Incrémentation de Conductance.
MLP :	Multi Layer Perceptron.
MQL :	Multicouche Quasi-linéaire.
RN :	Réseau de Neurones.

Les autres abréviations sont explicitées dans le texte.

Introduction Générale

Depuis le siècle dernier, la consommation en énergie a augmenté de manière considérable. Mais nos ressources en pétrole, charbon ou gaz ne sont pas éternelles et il est en outre préférable de ne pas les brûler plus pour ne pas aggraver la pollution.

La solution consiste en l'utilisation d'énergies renouvelables telles que l'énergie hydraulique, éolienne ou solaire. L'utilisation de ce type d'énergie a progressé de 12,5% depuis 1990 [1].

L'Algérie, recèle à cet effet d'importantes ressources énergétiques renouvelables qui peuvent pallier notamment dans le cadre de la production de l'énergie électrique, vecteur principal de tout développement économique et social. Le gisement solaire constitue la principale de ces ressources.

L'énergie solaire fournit aujourd'hui un bon rendement de conversion énergétique, alors que le rendement d'un système fondé sur la combustion d'un minéral fossile est au mieux de 30 à 35%.

L'énergie émise par le soleil voyage jusqu'à la Terre sous forme de rayonnement électromagnétique. Ce rayonnement est semblable aux ondes radioélectriques mais il possède une gamme de fréquences différentes. L'énergie solaire disponible est souvent exprimée en unités d'énergie par temps par unité de surface, par exemple en Watt par mètre carré (W/m^2). La quantité d'énergie disponible au cours du trajet entre le soleil et l'atmosphère extérieure de la Terre est égale à environ $1\,367\ W/m^2$. Cette valeur est proche de celle d'un séchoir à cheveux de forte puissance pour chaque mètre carré de rayonnement solaire! Une partie de l'énergie solaire est absorbée lorsque le rayonnement traverse l'atmosphère terrestre.

Il en résulte qu'au cours d'une journée ensoleillée, la quantité d'énergie solaire disponible à la surface de la Terre dans la direction du soleil est généralement de $1\,000\ W/m^2$. Quel que soit le moment, l'énergie solaire disponible est principalement fonction de la position du soleil dans le ciel et de la nébulosité. Sur une base mensuelle ou annuelle, la quantité d'énergie solaire disponible dépend également de l'emplacement géographique. De plus, l'énergie solaire utilisable dépend de l'énergie solaire disponible, et d'autres conditions météorologiques, de la technologie utilisée et de l'application.

L'utilisation de cette énergie renouvelable de nature « aléatoire et diffuse » nécessite la combinaison de moyens de stockage et de contrôle de gestion de puissance où chaque générateur PV devrait fonctionner en un point optimal, appelé le point de puissance maximale (MPP), qui est subordonné à la variation de la température et de l'insolation.

Pour augmenter le rendement en puissance d'un module PV ou d'un champ de modules PV, un contrôleur électronique est incorporé entre le générateur PV et la charge, dont le rôle principal est la surveillance en continu du point de puissance maximale du générateur PV appelé communément **MPPT** (*Maximum Power Point Tracking*) et cela en général par action sur un dispositif de conversion DC-DC.

Les techniques de régulation et de contrôle assurent la fonction d'adaptation d'impédance, en transférant à la charge la puissance électrique maximale issue du générateur PV quelque que soit les conditions de température et d'ensoleillement.

La comparaison des systèmes avec et sans les dispositifs poursuivant le point de puissance maximale montre que les unités avec un **MPPT** produisent 80 à 90% de leur puissance maximale théorique, tandis que les unités sans **MPPT** fonctionnent seulement à 30% de leur rendement de puissance maximale.

Chapitre 1

L'énergie solaire, générateur photovoltaïque : état de l'art et problématique

1.1. Introduction

De tout temps, l'homme a cherché à utiliser l'énergie émise par le soleil, étoile la plus proche de la terre. La plupart des utilisations, connues depuis des siècles, sont directes comme en agriculture à travers la photosynthèse ou dans les diverses applications de séchage et chauffage autant artisanales qu'industrielles.

Cette énergie est disponible en abondance sur toute la surface terrestre et malgré une atténuation importante lorsqu'elle traverse l'atmosphère, la quantité qui reste est encore assez importante quand elle arrive au sol. On peut ainsi compter sur 1000 W/m² crête dans les zones tempérées et jusqu'à 1400 W/m² lorsque l'atmosphère est faiblement polluée de poussière ou d'eau.

Signalons dès à présent que le flux solaire reçu au niveau du sol dépend de :

- L'orientation, la nature et de l'inclinaison de la surface terrestre.
- La latitude du lieu de collecte, de son degré de pollution ainsi que de son altitude.
- La période de l'année, l'instant considéré dans la journée.
- La nature des couches nuageuses.

Ainsi, il existe des zones dans le monde plus favorisées que d'autres du point de vue ensoleillement, répertoriées sous forme d'atlas et mettant en évidence des «gisements solaires» [2].

Pour comprendre le fonctionnement de cette énergie et en optimisant son utilisation, nous effectuons dans ce chapitre un bref rappel des principales relations entre les diverses grandeurs physiques avant d'introduire la notion de capteur, puis de générateur solaire photovoltaïque. Ensuite, nous effectuons une synthèse des différentes utilisations de cette énergie avant de traiter les moyens d'adaptation de l'énergie solaire photovoltaïque en sortie du générateur grâce à divers types de commandes appropriées.

1.2. Effet photovoltaïque

1.2.1. Définition

Il a été démontré que le rayonnement solaire est constitué de photons transportant chacun une énergie E_{ph} qui répond, elle même, à la relation suivante :

$$E_{ph} = h \frac{c}{\lambda} \quad (1.1)$$

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

D'après la relation (1.1), on voit que cette énergie est inversement proportionnelle à la longueur d'onde. Le flux d'énergie solaire est alors transmis sous forme de rayonnements électromagnétiques dont les longueurs d'ondes sont assez différentes du corps noir dans l'espace, mais encore plus sur la terre telle quelle le montre la figure 1.1. Il est à remarquer que le spectre de l'énergie solaire en atmosphère terrestre est décalé vers le rouge et l'infrarouge par rapport au spectre hors atmosphère [3].

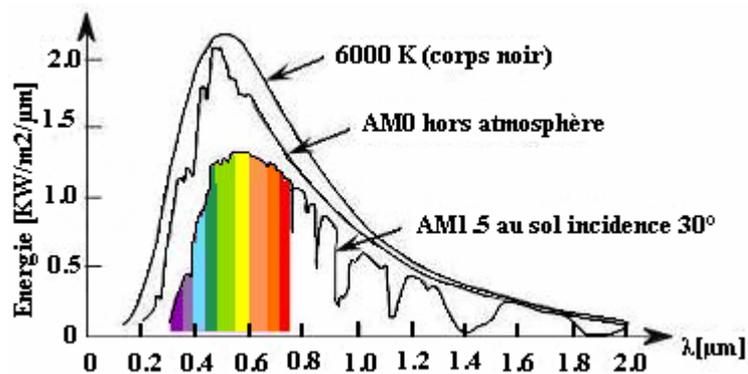


Figure 1.1. Répartition spectrale du rayonnement solaire, d'après [3]

Dans les conditions AM0 : hors atmosphère à haute altitude.

Dans les conditions AM2 : pour atmosphère terrestre, le soleil étant à 30° sur l'horizon.

Ainsi les longueurs d'ondes du rayonnement solaire terrestre sont comprises entre 0,2 μm (ultraviolet) et 4 μm (infrarouge) avec un maximum d'énergie pour 0,5 μm . 97,5% de l'énergie solaire est comprise entre 0,2 μm et 2,5 μm , et notamment, entre 0,4 μm et 0,78 μm qui correspond au visible. Les capteurs d'énergie solaire devront donc être compatibles avec ces longueurs d'ondes pour pouvoir piéger les photons et les restituer sous forme de chaleur ou d'électrons. Le tableau 1.1 donne les valeurs énergétiques caractéristiques des photons pour diverses longueurs d'onde ainsi que les zones correspondantes au spectre lumineux.

Tableau 1.1. Valeurs énergétiques des photons issus du spectre solaire [3]

λ (μm)	E_{ph} (eV)	Zone
0,2	6,2	Ultraviolet
0,4	3,1	Visible bleu
0,5	2,48	Visible jaune vert
0,78	1,59	Visible rouge
1	1,24	Infrarouge
2	0,62	Infrarouge
4	0,31	Infrarouge

1.2.2. Le rayonnement solaire

Hors atmosphère, l'énergie moyenne annuelle reçue par la Terre est d'environ 5,5 KWh/m² et par jour. En traversant l'atmosphère, le rayonnement solaire subit une atténuation et une modification de son spectre, à la suite de phénomènes complexes d'absorption par les gaz, de diffusion par les molécules, et d'absorption et de diffusion par les poussières et les aérosols. Ainsi la couche d'ozone absorbe la majeure partie du rayonnement ultraviolet, tandis que la vapeur d'eau absorbe le rayonnement infrarouge.

Le flux énergétique reçu au sol dépend ainsi de nombreux facteurs et son maximum au sol ne dépasse guère 1000 W/m² avec un spectre décalé vers le rouge par rapport au spectre hors atmosphère. Le rayonnement global au sol est donc fonction de la composition et de l'épaisseur d'atmosphère traversée par les rayons lumineux au cours de la journée. Il se décompose en rayonnement direct et rayonnement diffus et ce sont ces deux rayonnements qui sont exploités par les générateurs solaires.

Pour tenir compte de la position relative du soleil qui modifie l'épaisseur d'atmosphère traversée, on introduit un coefficient m appelé masse atmosphérique ou **nombre d'air masse AM** défini par :

$$m \approx \frac{1}{\sin A} \quad (1.2)$$

A (°) élévation du soleil sur l'horizon (90° au zénith).

Ainsi lorsque le soleil est au zénith, on dit que l'on a les conditions **AM1** car les rayons lumineux traversent une épaisseur d'atmosphère unité (7,8 Km). Avec un soleil à 30° sur l'horizon, on obtient les conditions **AM2**, hors atmosphère, à haute altitude, on définit les conditions **AM0**.

Le concept de nombre d'air masse caractérise la puissance transportée par le rayonnement solaire (1 353 W/m² pour **AM0**, 833 W/m² pour **AM1, 5**); d'autre part, il sert à définir un spectre de référence pour calibrer les cellules étalons destinées à qualifier les performances des dispositifs photovoltaïques. Ainsi les conditions standards de qualification des cellules sont un spectre **AM1.5**, une puissance incidente de **1000W/m²** et une température de **25°C** et c'est ce que nous allons utiliser sauf indication contraire. C'est dans de telles conditions que doivent être fournies les performances et spécifications d'un dispositif photovoltaïque donné.

On peut dire que, outre l'influence de l'atmosphère, le flux solaire reçu sur une surface dépend :

- De l'orientation et de l'inclinaison de la surface.
- De la latitude du lieu et de son degré de pollution.
- De la période de l'année.
- De l'instant considéré dans la journée.
- De la nature des couches nuageuses.

1.3. Cellules photovoltaïques

1.3.1. Historique des cellules photovoltaïques (PV)

C'est en 1930 que les premières cellules PV à oxyde cuivreux (CuO) apparaissent, puis en sélénium (Se). Ce n'est qu'en 1954 que les premières cellules au silicium (Si) ont été réalisées dans les laboratoires de la compagnie Bell Téléphone aux États-Unis. Un certain nombre de recherches s'intensifient aujourd'hui dans le but de créer de nouvelles cellules à plus fort rendement et ayant une certaine stabilité de leurs caractéristiques dans le temps, tout en réduisant leur coût de fabrication.

Pour que le rayonnement solaire produise un courant électrique dans un matériau donné, il faut que les photons soient tout d'abord absorbés par le matériau, puisqu'ils transmettent leur énergie à des électrons et que les électrons excités soient ensuite collectés afin de constituer un courant électrique global. Ainsi, les divers matériaux cités dans le tableau 1.2 sont souvent présents dans les capteurs actuellement commercialisés soit seuls, soit associés sous forme de multicouches pour mieux couvrir la totalité du spectre solaire. De plus, pour établir une correspondance entre les divers matériaux utilisés dans les capteurs d'énergie solaire photovoltaïque et le spectre solaire, le tableau 1.2 présente leur énergie de gap.

Tableau 1.2 Énergie de gap des principaux matériaux présents dans les capteurs solaires photovoltaïques [3].

Matériaux	SbI	AsI	Ge	SbGa	Si	InP	AsGa	CdTe	CdSe
Eg	0,2	0,35	0,67	0,72	1,11	1,29	1,35	1,45	1,74

Parmi les cellules solaires dites photovoltaïques, le matériau le plus utilisé jusqu'à présent, notamment pour le terrestre reste le silicium (Si) sous de nombreuses formes (cristallin, multi cristallin, amorphe, en couche mince,...Ets) en raison de son faible coût.

En effet, par le passé, le matériau était souvent issu des déchets de la microélectronique. Ce qui évitait ainsi un certain nombre d'étapes technologiques relativement chères, notamment des étapes de purification.

Les cellules dites multicouches sont quant à elles destinées plutôt aux applications spatiales en raison de leur prix élevé. Cependant, elles présentent des rendements plus élevés, une meilleure fiabilité ainsi qu'une faible détérioration de leur caractéristique au cours du temps par rapport aux capteurs à base de Si. Elles sont actuellement basées sur divers matériaux inorganiques dont la plupart sont cités dans le tableau 1.2 et sont, pour les plus récentes, sous forme de quatre couches de matériaux différents.

Toutefois, si l'on veut que ce type d'énergie soit de plus en plus utilisé comme "Générateurs électriques", il faut résoudre le problème du prix des capteurs. Ainsi, depuis plusieurs années, on parle de matériaux organiques et de polymères qui présentent, sous certaines conditions, des propriétés photovoltaïques. Cela suscite d'ailleurs actuellement un regain de recherches dans divers laboratoires [4]. Ces cellules, dites de troisième génération, bien qu'actuellement présentant de faibles rendements (record mondial de 3,5% établi en 2001)

par rapport aux capteurs inorganiques sont intéressantes par leur très faible coût et sont donc prometteuses pour l'avenir.

1.3.2. Rendement de la cellule photovoltaïque (PV)

Le rendement de la cellule PV est un des critères de qualité de ce type de capteur. Ainsi, cette mesure est effectuée selon des normes précises en fixant un type de spectre lumineux, une pression et une température de fonctionnement. Nous parlons ici uniquement du rendement global de conversion d'énergie des photons en électrons traduit par la puissance électrique délivrée par les cellules PV, par rapport à un éclairage de 1000 W/m^2 de type AM1,5 pour pouvoir ainsi effectuer des comparaisons objectives des diverses performances de cellules.

Jusqu'en 1999, les rendements de conversion étaient décevants, les causes étant liées à une très mauvaise mobilité des charges électriques. Il est à noter que des publications intéressantes apparaissent dans la littérature. Ainsi des travaux de recherches ont montré qu'en utilisant des matériaux et des techniques appropriés on pourrait obtenir des rendements électriques significatifs [5][6][7][8][9][10][11][12][13].

Le rendement dépend du matériau utilisé et des pertes liées à la technologie mise en œuvre pour réaliser une cellule. Parmi les matériaux les plus utilisés et en raison de son faible coût, on trouve le Si sous ses différentes formes cristallines (monocristallin, polycristallin ou bien amorphe), les rendements les plus courants des modules PV actuellement commercialisés sont de l'ordre de : 12,7% pour le silicium amorphe hydrogéné, 15% pour le silicium multicristallin et 23% pour le silicium monocristallin. De nombreux autres composés ont fait l'objet d'études, notamment les hétérojonctions à base de sulfures (CdS et Cu₂S) puis plus récemment à base d'Arséniure de Gallium (GaAs) pour lesquels des rendements prometteurs en laboratoire ont été obtenus et dépassent les 25%, De nouveaux composés comprenant au minimum trois matériaux différents, sous forme de couches superposées ont été réalisées en laboratoire et ont produit des rendements supérieurs à 30%.

Les performances actuellement obtenues sont rassemblées par le tableau 1.3 :

Classification	Rendement (%)	Surface (cm^2)	Courant de court Circuit (mA/cm^2)	Tension de circuit ouvert (V)	Centre de test et date
Silicium (cellules)					
Si cristallin	24,7 ±0.5	4	42,2	0,706	Sandia (3/99)
Si multicristallin	19,8 ±0,5	109	38,1	0,654	Sandia (2/98)
Si film	16,6 ±0,4	4,017	32,8	0,645	FhG-ISE(7/01)
Si film (module)	7,25±0,2	478	0,525	21,36	Sandia (7/01)
III-V (cellules)					
GaAs cristallin	25,1±0,8	3,91	28,2	1,022	NERL (3/90)
GaAs film	23,3 ±0,7	4	27,6	1,011	NERL (4/90)
GaAs Multicristallin	18,2±0,5	4,011	23,0	0,994	NERL (11/95)
InP cristallin	21,9 + 0,7	4,02	29,3	0,878	NERL (4/90)
Multicristallin Film		-			
CIGS (cellule)	18,4±0,5	1,04	35,7	0,669	NERL (2/01)
CIGS (sous-module)	16,6±0,4	16,0	8,35	2,643	FhG-ISE(3/00)
CdTe (cellule)	16,5±0,5	1,132	26,7	0,845	NERL (9/01)
CdTe (sous-module)	10,6±0,3	63,8	2,26	6,565	NERL (2/95)
Si Amorphe					
Nanocristallin Photochimicai	10,1 ±0,2	1,199	24,4	0,539	JQA (12/97)
Nanocristallin (cellule)	6,5 ± 0,3	1,6	13,4	0,769	FhG-ISE (1/97)
Nanocristallin (sous-module)	4,7 ±0,2	141,4	11,3	0,795	FhG-ISE (2/98)
Multijonction (cellules)					
GaInP/GaAs	30,3±	4	14,22	2,488	JQA (4/96)
GaInP/GaAs/Ge	28,7+1,4	29,93	12,95	2,571	NERL (9/99)
GaAs/CIS(film)	25,8+1,3	4	-	-	NERL (11/89)
Si/CIGS (film)	14,6±0,7	2,4	-	-	NERL (6/88)
Module			(A)		
Si cristallin	22,7 ±0,6	778	3,93	5,6	Sandia (9/96)
Si multicristallin	15,3 ±0,4	1017	1,36	14,6	Sandia (10/94)
CIGSS	12,1 ±0,6	3651	2,83	23,42	NERL (3/99)
CdTe	10,7 ±0,5	4874	3,205	26,21	NERL (4/00)

Tableau 1.3. Rendement des générateurs PV mesuré à une température de 25°C et un éclairage de 1000 W/m² sous un spectre globale AM1,5 [14].

1.3.3. Structure physique d'une cellule photovoltaïque

Une pile solaire est un dispositif semi-conducteur qui absorbe la lumière et la convertit

en énergie électrique. La cellule la plus commune d'aujourd'hui est une cellule simple au silicium de jonction PN avec un rendement qui arrive jusqu'à environ 17% [15]. Elle se compose d'un substrat bas, modérément dopé P et d'une couche supérieure mince fortement peigne métallique N, un métal mince sur la couche extérieure et un contact en métal sur le dos relie cet élément photovoltaïque à la charge (Figure 1.2).

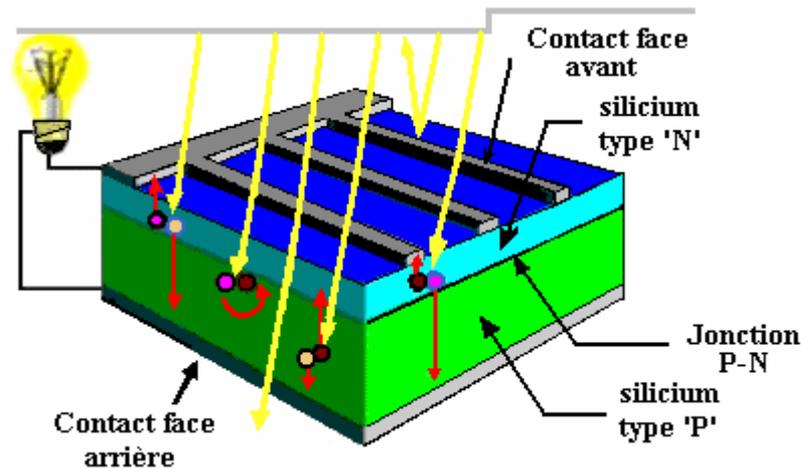


Figure 1.2. Représentation schématique d'une pile solaire à jonction PN standard

1.3.4. Fonctionnement

Lorsque cette cellule sera exposée au rayonnement, les photons créent des paires d'électron trou avec une énergie plus grande que la bande d'énergie du semi-conducteur ($h\nu > E_g$). Ceci s'appelle l'effet photovoltaïque. Les porteurs de charge nouvellement créés dans la région d'épuisement sont séparés par le champ électrique existant. Ceci mène à une polarisation de la jonction PN et accumule un potentiel de tension appelé photo-voltage. Dès qu'une charge sera reliée à la cellule, cette tension causera un courant (appelé le photocourant) qui circulera dans le circuit.

1.4. La jonction PN utilisée comme capteur et principe de superposition

Les propriétés de la jonction PN et la réaction du semi-conducteur au rayonnement mènent au schéma du circuit équivalent idéal simplifié d'une cellule photovoltaïque représenté sur la figure 1.3.

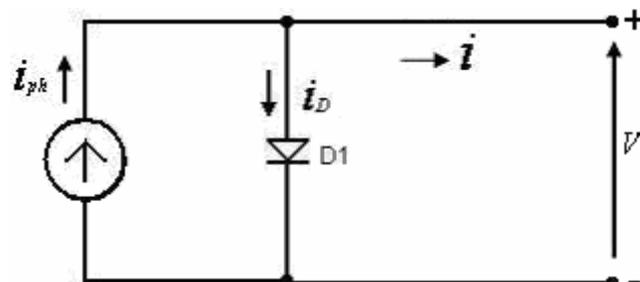


Figure 1.3. Schéma du circuit équivalent simplifié d'une cellule photovoltaïque.

Sous sa représentation physique la plus simple, le modèle de photopile solaire comporte une zone de charge d'espace complètement vide de porteurs libres et séparant deux régions semi-conductrices de types P et N supposées homogènes. L'expression du courant de la jonction $I_j(V, T)$ est obtenue à partir de l'équation de Boltzmann, des équations de transport de Poisson, et des conditions aux limites, pour un semi-conducteur donné. Sa première expression est issue du modèle de diffusion de Shockley [1949] [16].

$$I_d = I_s \left[\exp\left(\frac{V}{\eta V_T}\right) - 1 \right] \text{ avec } V_T = \frac{K.T}{e} \quad (1.3)$$

$$I = I_{ph} - I_s \left[e^{\frac{eV}{\eta KT}} - 1 \right] \quad (1.4)$$

Avec :

$I_s(A)$: Courant d'obscurité des porteurs minoritaires (ou courant de saturation inverse de la diode),

I_{ph} : Photo courant produit.

T : Température.

η : Coefficient dépendant du matériau de la cellule solaire,

Lorsque $\eta=2$; $I_s \approx 10nA$ à $T=300K$ pour le silicium aux courants faibles,

Lorsque $\eta=1$ pour le silicium aux courant forts.

e : Charge élémentaire ($e=1,602.10^{-19} C$).

K : Constante de Boltzmann ($K=1,380.10^{-23} J/K$)

En polarisant électriquement une jonction PN classique à base de Si, on obtient les caractéristiques statiques représentées en figure 1.4 La particularité du Si comme tous les autres matériaux cités dans le tableau 1.2 est que lorsque la jonction PN est éclairée, un courant proportionnel à l'éclairement apparaît. C'est cette propriété qui est exploitée dans les générateurs solaires photovoltaïques. Et donc il n'est pas surprenant que la caractéristique courant-tension d'une cellule PV est pratiquement identique à celle d'une diode ordinaire à l'obscurité où le phénomène PV a disparu, d'où le principe de la superposition des deux caractéristiques [15][17][18].

La seule différence remarquable est l'existence d'une tension dite de circuit ouvert V_{oc} qui mène au courant I_{cc} de court-circuit comme le courant d'offset de la courbe (Figure 1.4).

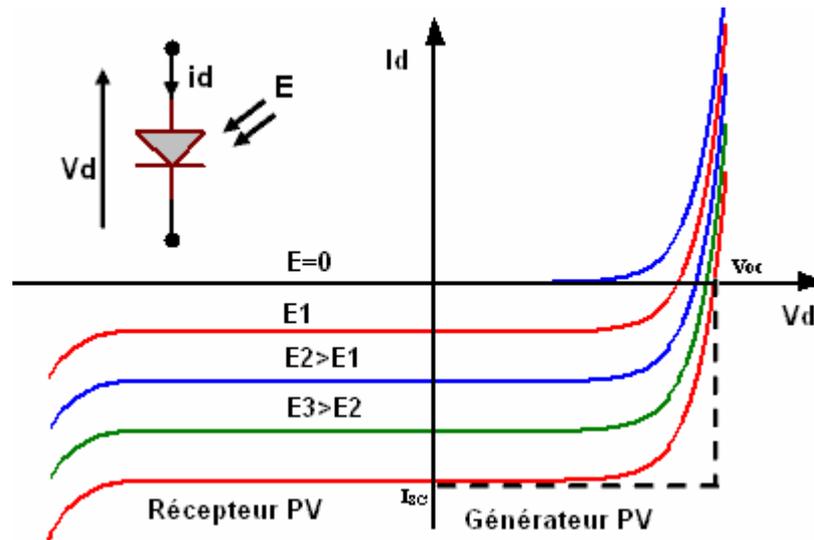


Figure 1.4. Caractéristiques d'une jonction PN polarisée sous différents éclairagements (E),

Ce comportement statique a été décrit par l'équation électrique (1.3). Sous polarisation directe, la barrière de potentiel est abaissée et le courant de porteurs peut se développer. Sous polarisation inverse, seul un courant de porteurs minoritaires (courant de saturation) circule. Cependant, il varie peu avec la tension appliquée tant que cette tension est inférieure à la tension de claquage. Il faut noter que ces courants directs ou inverses comme pour des jonctions classiques sont sensibles à la température de jonction.

Si cette jonction PN est soumise au rayonnement solaire, alors il se produit l'effet photovoltaïque (PV). Ainsi, le flux lumineux crée des paires électrons-trous supplémentaires dans le matériau à la condition que leurs énergies soient supérieures ou égales à la bande interdite E_g . La différence de potentiel ainsi créé aux bornes de la structure caractérise l'effet photovoltaïque et se situe selon les matériaux et la structure de la jonction entre 0,3 et 0,7 V.

Comme nous pouvons le voir sur les caractéristiques (figure 1.4) :

- Si $V < 0$, la jonction se comporte en photorécepteur.
- Si $V > 0$, elle fonctionne comme un générateur avec un courant de court-circuit I_{cc} proportionnel à l'éclairement.

1.5. Modélisation du comportement électrique d'une cellule photovoltaïque

Pour modéliser de façon plus précise le comportement d'une cellule PV constituée d'une jonction PN, il faut prendre en compte le photo-courant produit I_{ph} mais aussi l'effet Joule qui se traduit par des pertes d'énergie dans les résistances série, R_s , et

parallèle, R_p . L'expression résultante correspondant à une caractéristique courant-tension pour une température et pour un éclairement donnés, en mode générateur :

$$I = I_{ph} - \frac{(V + I.R_s)}{R_p} - I_{dd} - I_{dr} \quad (1.5)$$

Où :

$$I_{dd} = I_{0d} \{ \exp[(e/(K.T)) \cdot (V + R_s.I)] - 1 \} \quad (1.5a)$$

$$I_{dr} = I_{0r} \cdot \{ \exp[(e/(K.T)) \cdot (V + R_s.I)] - 1 \} \quad (1.5b)$$

Les paramètres du circuit équivalent (figure 1.5) sont donc au nombre de six : I_{ph} , I_{0d} , I_{0r} , η , R_s et R_p , le facteur de qualité pouvant prendre une valeur différente de l'unité. Nous nommons ce modèle VDEM (deux exponentielles, variable).

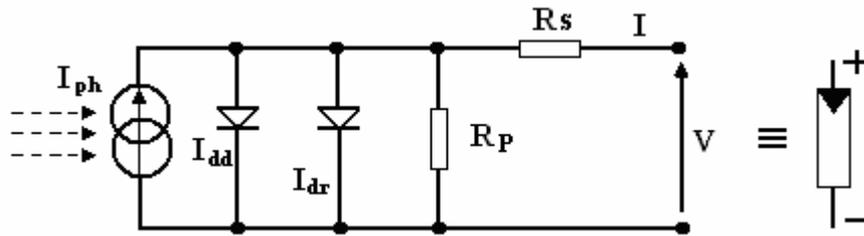


Figure 1.5. Schéma équivalent déduit de l'équation (1.5) à deux exponentielles d'une photopile réelle, tenant compte des pertes résistives dans une technologie moderne

Ces paramètres varient avec le niveau d'éclairement et avec la température [19][20][21] selon les mécanismes impliqués, donc, selon le composant considéré.

Ce modèle à deux exponentielles donne une description précise de la caractéristique $I(V)$ d'une photopile solaire fonctionnant comme générateur. Pour une diode électronique (à l'obscurité), I_{ph} est nul et l'équation est habituellement écrite pour un courant fourni par le circuit, en mode récepteur (équation (1.6)) :

$$I = \frac{(V - R_s.I)}{R_p} + I_{dd} + I_{dr} \quad (1.6)$$

Tandis que en mode photopile (diode éclairée), I_{ph} est non nul, le modèle devient :

$$I = I_{ph} - I_{S1} \left[e^{\frac{q(V+IR_s)}{\eta_1 KT}} - 1 \right] - I_{S2} \left[e^{\frac{q(V+IR_s)}{\eta_2 KT}} - 1 \right] - \frac{V + I.R_s}{R_p} \quad (1.7)$$

Avec :

I_{ph} : Le photo courant produit.

I_{S1} et I_{S2} : Les courants de saturation des diodes.

- η_1 et η_2 : Les facteurs d'idéalité de la diode.
 R_s et R_p : La résistance série et la résistance parallèle, respectivement.
 T : La température absolue en Kelvin.

Le photo courant $I_{ph.max}$ est atteint à une insolation maximale, on l'exprime souvent par :
 $(I_{ph} = S \cdot I_{ph.max})$ avec S : pourcentage d'insolation.

Il est évident que la caractéristique courant-tension selon l'équation (1.7) dépend fortement de l'insolation et de la température. La dépendance de la température est encore amplifiée par les propriétés du photo-courant I_{ph} et les courants de saturations inverse des diodes qui sont donnés par [22].

$$I_{ph}(T) = I_{ph}|_{(T=298.K)} \left[1 + (T - 298.K) \cdot (5 \cdot 10^{-4}) \right] \quad (1.8)$$

$$I_{S1} = K_1 T^3 \cdot e^{-\frac{E_g}{KT}} \quad (1.9)$$

$$I_{S2} = K_2 T^{\frac{5}{2}} e^{-\frac{E_g}{KT}} \quad (1.10)$$

Où E_g est la bande d'énergie du semi-conducteur, avec :

$$(K_1 = 1,2 \text{ A/cm}^2 \cdot K^3) \quad (1.11)$$

$$\left(K_2 = 2,9 \cdot 10^5 \text{ A/cm}^2 \cdot K^{\frac{5}{2}} \right) \quad (1.12)$$

1.6. Du matériau au générateur photovoltaïque (PV)

1.6.1. Définition

Pour que l'énergie solaire soit utilisée en tant qu'énergie électrique, il faut avant tout trouver des matériaux ayant les capacités de convertir les photons reçus en électrons, de ces mêmes matériaux il faut pouvoir extraire l'énergie piégée sous forme de courant électrique.

Une fois le dépôt de matériaux fait sur un substrat, il faut s'arranger pour que les porteurs soient évacués. Ceci se fait à l'aide de connexions électriques qui ont une influence sur le rendement. En effet, si elles sont peu nombreuses par rapport à la surface de la cellule, les électrons trop éloignés ont tendance à perdre leur énergie avant d'atteindre un contact, si elles sont trop nombreuses, il y a une perte effective de la surface efficace.

L'épaisseur des couches du matériau ainsi que la surface totale de la cellule font l'objet de nombreux compromis nécessaires pour augmenter les rendements tout en baissant les coûts de fabrication.

Une cellule en tant que telle, étant donnée la faible tension à ses bornes lorsqu'elle est en fonctionnement générateur ne suffit pas pour constituer à elle seule un générateur PV. Il faut donc en associer un certain nombre pour constituer un module PV commercialisable. La plupart des fabricants de modules associent 36 cellules en série. La surface élémentaire de chaque cellule est d'environ 10 x 10 cm. Notons que les cellules du futur seront réalisées sur

des wafers de plus grande taille, de l'ordre de 30 x 30 cm, permettant d'atteindre des courants de court-circuit beaucoup plus importants.

1.6.2. Les caractéristiques électriques d'une cellule PV

1.6.2.1. La courbe courant-tension d'une cellule PV

La courbe caractéristique d'une cellule PV représente la variation du courant qu'elle produit en fonction de la tension aux bornes de la cellule PV depuis le court-circuit (tension nulle correspondante au courant maximum produit) jusqu'au circuit ouvert (courant nul pour une tension maximale aux bornes de la cellule).

1.6.2.1. A. Tension de circuit ouvert V_{oc} (pour $I_{co} = 0$)

Elle est fonction des caractéristiques de la jonction électronique et des matériaux. Pour une cellule donnée, elle ne varie presque pas avec l'intensité lumineuse, au moins pour des éclairagements supérieurs à 100 W/m^2 (ce qui correspond au rayonnement solaire sur terre d'une journée très couverte). On l'obtient en branchant directement un voltmètre aux bornes de la cellule.

1.6.2.1.B. Courant de court-circuit I_{cc} (pour $V_{cc} = 0$)

Il est directement proportionnel à l'énergie rayonnante reçue, c'est-à-dire à l'éclairement $S(\text{W/m}^2)$, à la température ambiante, à la vitesse de circulation de l'air ambiant. Il est également directement fonction de la surface de la cellule. On obtient sa valeur en branchant un ampèremètre aux bornes de la cellule.

Dans les cellules PV au silicium, la tension V_{CO} est de l'ordre de 0,4 à 0,6 V et le courant I_{CC} est de l'ordre de 12 mA/cm^2 .

1.6.2.2. La puissance caractéristique d'une cellule PV

Dans des conditions ambiantes de fonctionnement fixes (éclairage, température, vitesse de circulation de l'air ambiant, etc.), la puissance électrique $P(\text{W})$ disponible aux bornes d'une cellule PV:

$$P = V.I \quad (1.13)$$

$P(\text{W})$: Puissance mesurée aux bornes de la cellule PV.

$V(\text{V})$: Tension mesurée aux bornes de la cellule PV.

$I(\text{A})$: Intensité mesurée aux bornes de la cellule PV.

1.6.2.3. La puissance maximale

Pour une cellule solaire idéale, la puissance maximale $P_{\text{max, idéale}}$ correspondrait donc à la tension de circuit ouvert V_{CO} multipliée par le courant de court-circuit I_{CC} :

$$P_{\max, \text{ idéale}} = V_{CO} \cdot I_{CC} \quad (1.14)$$

$P_{\max, \text{ idéale}}$ (W) : La puissance mesurée aux bornes de la cellule PV.

V_{CO} (V) : La tension de circuit ouvert mesurée aux bornes de la cellule PV.

I_{CC} (A) : L'intensité de court-circuit mesurée aux bornes de la cellule PV.

En pratique, la courbe caractéristique d'une cellule PV est plus "arrondie" (figure 1.6), et la tension au point de puissance maximale $V_{P_{Max}}$ est inférieure à la tension de circuit ouvert V_{CO} , de même que le courant fourni $I_{P_{Max}}$ est inférieur, pour cette même tension, au courant de court-circuit I_{CC} . L'expression de la puissance en ce point est donnée par :

$$P_{Max} = V_{P_{Max}} \cdot I_{P_{Max}}$$

1.6.2.4. Le facteur de forme

On appelle facteur de forme f le rapport entre la puissance maximale fournie par la cellule P_{Max} , dans des conditions d'éclairement, de température et de vitesse de circulation de l'air ambiant donnés, et le produit du courant de court-circuit I_{CC} par la tension de circuit ouvert V_{CO} (c'est à dire la puissance maximale d'une cellule idéale) :

$$f = \frac{P_{Max}}{(V_{CO} \cdot I_{CO})} \quad (1.15)$$

f : Facteur de forme.

P_{Max} (W) : Puissance maximale aux bornes de la cellule PV.

V_{CO} (V) : Tension de circuit ouvert.

I_{CC} (A) : Intensité de court-circuit.

Le facteur de forme f est de l'ordre de 70 % pour une cellule de fabrication industrielle.

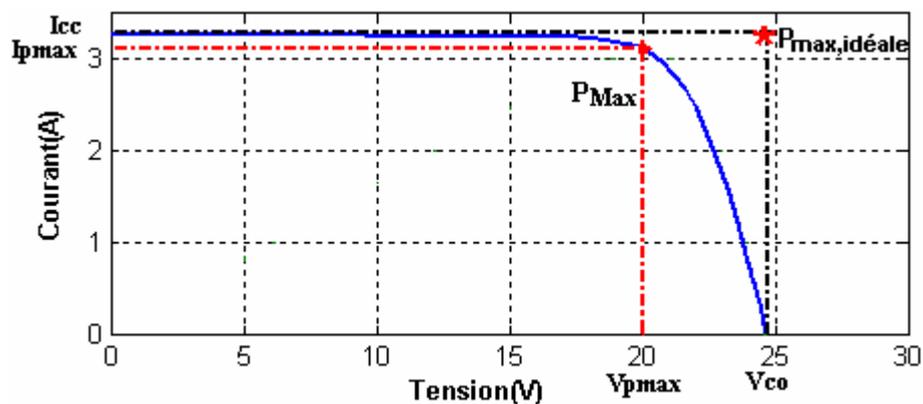


Figure 1.6 Puissances maximale idéale et pratique.

1.6.3. Constitution d'un générateur photovoltaïque (PV)

En associant les cellules PV en série (ajout des tensions de chaque cellule) ou en parallèle (somme des intensités de chaque cellule), on peut constituer un générateur PV selon les besoins des applications visées. Les deux types de regroupement sont en effet possibles et souvent utilisés afin d'obtenir en sortie des valeurs de tension et intensité souhaitées.

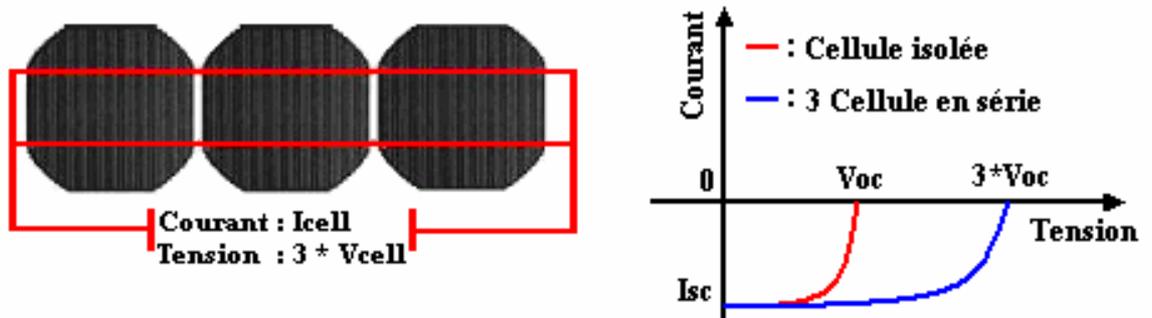


Figure 1.7. Cellules connectées en série avec leur caractéristique courant-tension

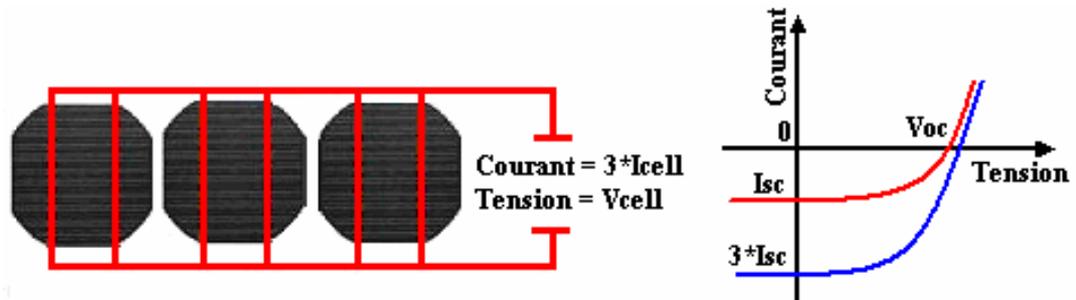


Figure 1.8. Cellules connectées en parallèle avec leur caractéristique courant-tension

La considération du modèle de circuit équivalent Figure 1.5 mène à l'équation pour une rangée photovoltaïque de cellules (généralement appelée un module solaire ou une rangée solaire) avec Z cellules photovoltaïques raccordées en série (I.16) [22].

$$I = I_{ph} - I_{S1} \left[e^{\frac{q(V+IZR_s)}{Z\eta_1KT}} - 1 \right] - I_{S2} \left[e^{\frac{q(V+IZR_s)}{Z\eta_2KT}} - 1 \right] - \frac{V+IZR_s}{ZR_p} \quad (1.16)$$

Ces panneaux peuvent alors être encore arrangés en série ou en parallèle pour réaliser la tension et les valeurs de courant désirés pour le système.

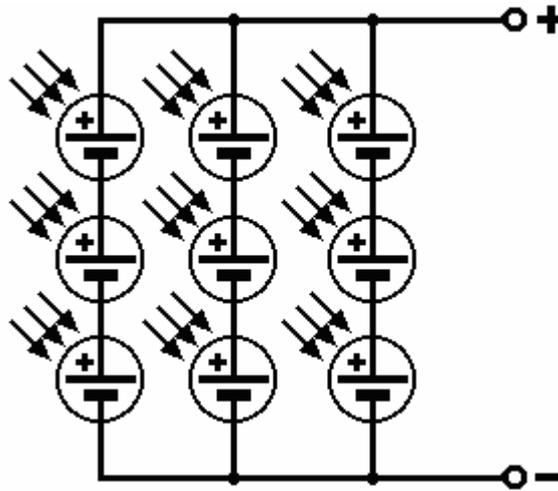


Figure 1.9. Ensemble de cellules PV montées en série-parallel pour former un module PV

Pour obtenir donc une force électromotrice supérieure à 12 volts il est nécessaire de mettre en série plusieurs cellules de 0,6 volts. Par exemple un panneau fournissant 20 volts à vide est constitué de 36 cellules. Par contre, la mise en parallèle de cellules permet d'obtenir un courant d'intensité plus grande. Le câblage série-parallel est utilisé pour obtenir un générateur aux caractéristiques souhaitées.

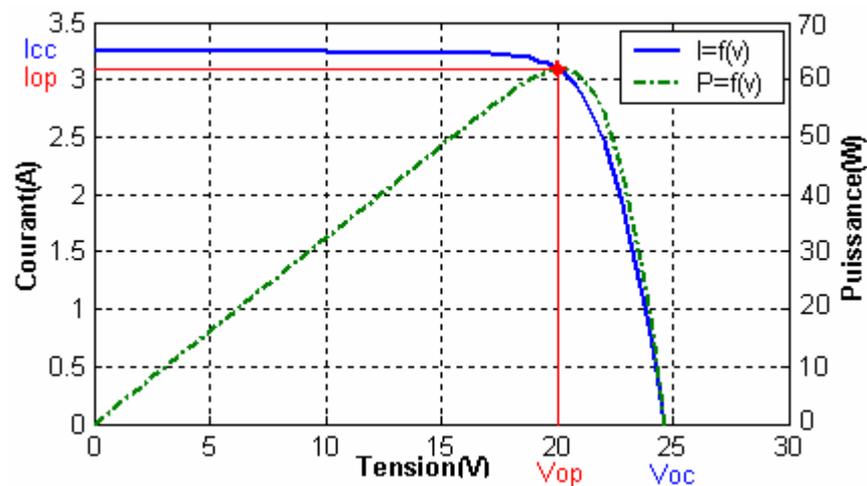


Figure 1.10. Comportement d'un générateur PV décrit par 36 cellules en série identiques à celle de la figure 1.5

Ainsi, en généralisant à N_n cellules en série et N_m cellules en parallèle, la puissance disponible en sortie du générateur PV ainsi constitué est donnée par :

$$P_{PV} = N_n \cdot V_{PV} \cdot N_m \cdot I_{PV} \quad (1.17)$$

Avec :

N_n et N_m respectivement, le nombre de cellules en série et le nombre de cellules en parallèle, V_{PV} et I_{PV} respectivement, la tension et le courant du générateur PV.

Remarque :

La plupart des panneaux PV commercialisés à l'heure actuelle comportent 36 cellules en série.

Si l'on désire avoir un générateur PV ayant un courant de sortie plus intense, il faudra soit faire appel à des cellules PV de grandes surfaces, soit associer plusieurs modules PV de caractéristiques similaires en parallèle.

La première constatation qu'on peut faire est que pour qu'un générateur PV puisse fonctionner de façon optimale, il faut que les N_n et N_m cellules se comportent toutes de façon identique. Pour cela, il faut qu'elles soient issues de la même technologie et plus encore, du même lot de fabrication,

Il faut ensuite qu'elles soient soumises aux mêmes conditions de fonctionnement (éclairage, température, vieillissement et inclinaison). Et enfin, il faut que l'ensemble soit connecté à une charge qui permet de faire fonctionner le générateur PV proche de sa puissance optimale correspondant à la somme des $N_n \times N_m$ cellules élémentaires.

En résumé, la puissance du générateur PV sera optimale si chaque cellule fonctionne à sa puissance maximale notée P_{\max} . Soit, si elle a à ses bornes une tension V_{op} , nommée tension optimale et un courant I_{op} , nommé courant optimal. Soit :

$$P_{op} = N_n \cdot N_m \cdot P_{\max} = N_n \cdot N_m \cdot V_{op} \cdot I_{op} \quad (1.18)$$

Pour cela, les fabricants ont choisi pour réduire les dysfonctionnements de ne pas commercialiser des cellules PV seules mais sous forme de module pré câblé constitué pour la plupart de 36 cellules en série. Chaque référence de module a ses propres caractéristiques électriques qui sont garanties à $\pm 10\%$ selon le lot de fabrication.

En résumé, un générateur PV peut être constitué d'une ou plusieurs cellules en série ou en parallèle mais aussi d'un ou plusieurs modules PV commerciaux.

1.6.4. Comportement d'un générateur photovoltaïque (PV)

De par sa constitution, un générateur PV aura un comportement plus ou moins optimisé et pourra ainsi produire plus ou moins de puissance comme nous avons pu le constater dans une première analyse faite au paragraphe précédent.

Dans la suite de l'étude, nous supposons que les connexions inter-cellules sont idéales et que chaque cellule est identique à l'ensemble dans son comportement, sa température et ses caractéristiques. L'objectif est ici de montrer l'influence d'un certain nombre de paramètres extérieurs sur le générateur PV.

1.6.4.1. Influence d'un changement d'éclaircement

La puissance délivrée par un générateur PV dépend de l'irradiation qu'il reçoit comme le montre l'exemple de la figure 1.11. En effet, pour un module donné, l'influence de l'éclaircement représenté simplement par une source de courant proportionnelle à l'irradiation

peut être faite en première approximation. La figure 1.11, représente les résultats de simulation obtenus.

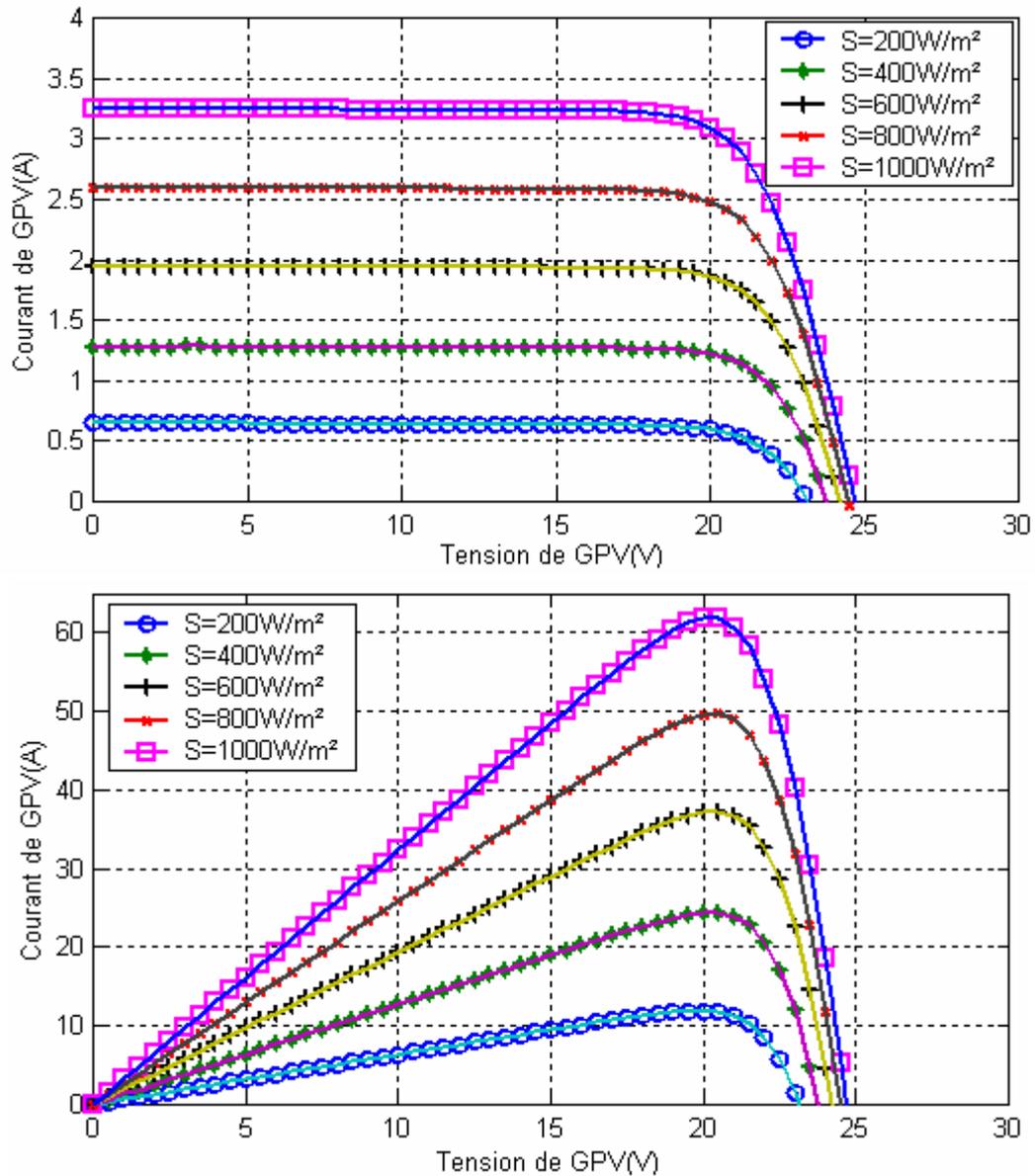


Figure 1.11. Résultats de simulation des caractéristiques I(V) et de la puissance délivrée par le générateur PV en fonction de différentes irradiation reçu à $T=25^{\circ}\text{C}$.

1.6.4.2. Influence de la température

Si l'on considère l'équation 1.7, on s'aperçoit que le courant délivré par chaque cellule dépend de la température interne de la jonction PN qui constitue la cellule PV. Si on considère le réchauffement d'un générateur PV de 25°C à 100°C et si l'on considère en première approximation que la température face arrière de chaque cellule est proche de la température de la jonction PN, alors on peut considérer que l'influence de la température est bien représentée par l'équation 1.7. On s'aperçoit que la tension de circuit ouvert décroît en fonction d'une augmentation de T . Par conséquent, on perd de la puissance disponible aux bornes du générateur PV. La figure 1.12 montre cet effet.

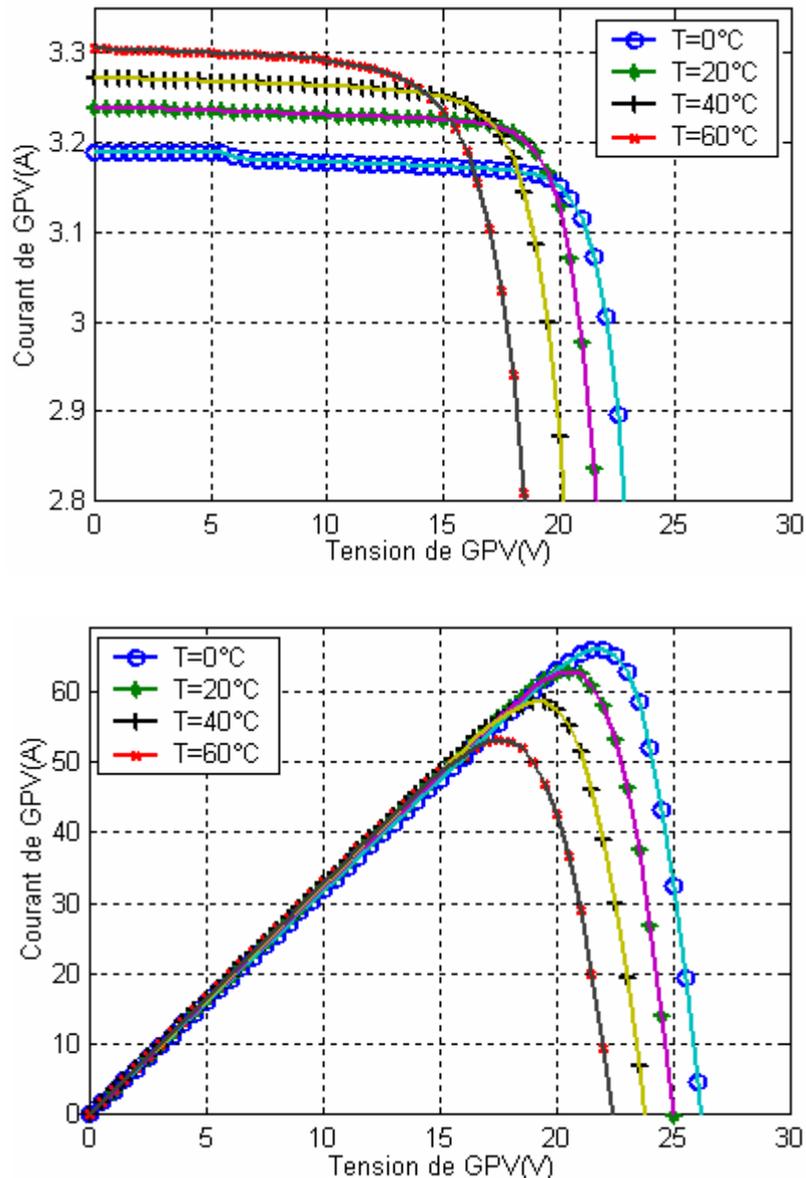


Figure 1.12. Influence de la température effective des cellules PV sur la tension de circuit ouvert V_{oc} et la puissance maximale du générateur PV à $\Phi = 1000 \text{ W/m}^2$.

Les chutes de tensions sont dues à une augmentation du courant de saturation inverse dans la diode (voir les équations (1.9) et (1.10)). Le courant I_s est le résultat de la variation de la température de la concentration des porteurs intrinsèques, qui rapporte un taux de recombinaison plus élevé à l'intérieur du semi-conducteur [23].

1.6.4.3. Influence de l'éclairement inhomogène

Lorsque les diverses cellules d'un générateur PV ne sont pas éclairées de manière identique, (feuilles d'arbre tombées à l'automne, conditions d'exposition des ombres d'infrastructures de bâtiments) un comportement nouveau apparaît pour le générateur PV [24]. Certaines cellules recevant moins d'énergie peuvent alors devenir réceptrices.

Comme elle le montre la figure 1.13.

Remarque :

Des poussières sur l'ensemble des capteurs peuvent sous certaines conditions produire des résultats semblables mais dans des proportions réduites. En effet, l'éclairement bien qu'inhomogène n'est pas complètement occulté sur une partie de la surface des capteurs PV, on s'aperçoit que la puissance délivrée par le générateur chute parfois même fortement par rapport à la puissance normalement produite sous éclairement homogène.

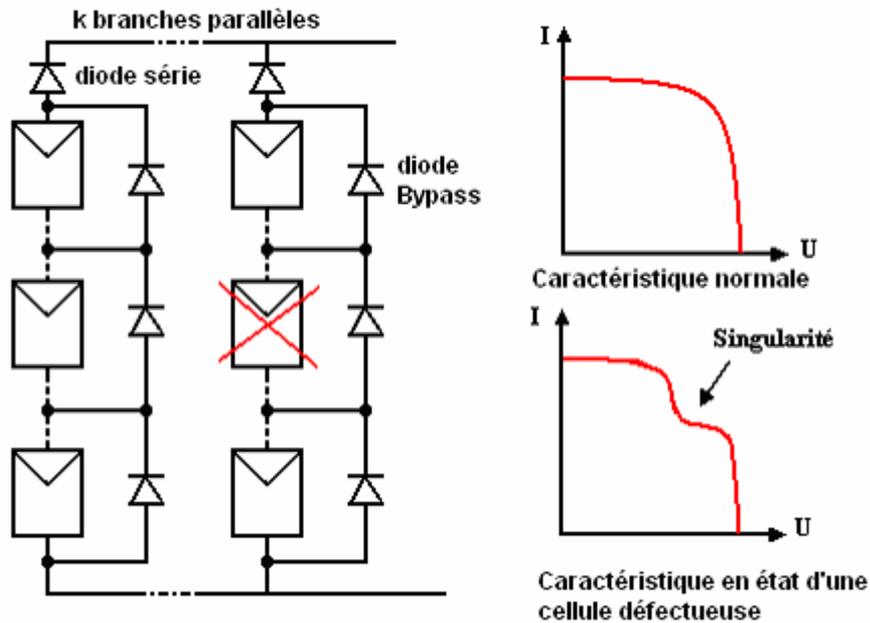


Figure 1.13. Caractéristiques électriques d'un générateur PV ayant des diodes de protection (dites diodes By-pass).

Si nous analysons ce qui se passe aux bornes des cellules qui sont moins éclairées que le reste du panneau PV, nous nous apercevons que ces cellules au lieu d'être génératrices deviennent réceptrices. Par conséquent, elles risquent de s'échauffer excessivement et même de se détruire définitivement si le défaut persiste.

1.7. Comparaison de différents types de modules PV existants dans le commerce

Tableau 1.4 Comparaison de différents types de modules PV de commerce [25][26][27].

Fabricant	Modèle	Pmax en (W)	Vopt en (V)	Iopt en (A)	Nombre de cellules	Hauteur en cm	Largeur en cm
BPSolar	BP5170	170	36	4,72	72	159	75,5
BPSolar	BP585	85	18	4,72	36	118,8	50,8
BPSolar	BP120	120	33,7	3,56	72	111,4	99,1
BPSolar	BPMSX60	60	16,8	3,56	36	111	50,2
BPSolar	BPS10	10	16,9	0,59	-	61,6	38,2
BPSolar	BP3160	160	35,1	4,55	72	158,7	79
Photowatt	PWX100	11	17	0,65	36	58	26
Photo watt	PWX1000	105	34,6	3,05	72	133,5	67,3
Photowatt	PWX750	80	17,3	4,6	36	123	55,6
Totalénergie	PW750	75	-	-	36	-	-

1.8. Contexte de l'étude sur les systèmes de conversion photovoltaïques (PV)

Plusieurs études ont montrées qu'un certain nombre d'améliorations pouvaient être faites pour augmenter le rendement et la fiabilité de ce type de systèmes de conversion, dont un grand nombre étaient déjà commercialisés. En effet, si l'on considère le fonctionnement d'un générateur PV à base de cellules en silicium, comme il est décrit dans la première partie de ce chapitre, les premières améliorations à effectuer pour gagner en rendement sont :

- 1- Améliorer le refroidissement des cellules PV qui permettrait de gagner environ 20 % de rendement sur la totalité des capteurs PV par un refroidissement judicieux. En effet, le rendement de conversion photons-électrons décroît rapidement au fur et à mesure que la température interne de la cellule augmente.
- 2- Améliorer la connectique entre les différents panneaux PV par une architecture appropriée. En effet, une perte de rendement de 20% supplémentaire est à noter sur les systèmes existants entre la puissance qu'ils pourraient théoriquement délivrer et celle effectivement transférée à la charge. Cette perte est communément imputée à l'interface de puissance entre les panneaux et la charge.

On peut remarquer aussi que la puissance de sortie d'un panneau solaire ne dépend pas uniquement de la température et de l'insolation, mais aussi de la tension V de fonctionnement. Le point de la puissance maximale indiqué comme MPP (maximum power point) sur la figure 1.10 est le point désiré pour le fonctionnement d'une rangée photovoltaïque pour obtenir un rendement maximal en puissance. Les valeurs correspondantes pour la tension et le courant

s'appellent respectivement V_{OP} et le I_{OP} .

Les courbes de puissances représentées respectivement sur les figures 1.11 et 1.12, montrent explicitement que la puissance de sortie d'un module solaire P_{OP} est subordonnée directement aux changements, de l'intensité de lumière incidente sur le module solaire, ainsi que la température de l'environnement, en conséquence la tension V_{OP} et le courant I_{OP} de fonctionnement changent constamment avec le changement de ces variables environnementales.

Pour remédier à ces contraintes, un équipement spécifique, doit être mis entre le module solaire et la charge dont le rôle est l'adaptation des deux équipements (module solaire/charge) pour un meilleur transfert d'énergie vers la charge. Ce dernier peut augmenter d'une manière significative le rendement de puissance et cela en ajustant la charge du système de telle manière que la tension V de service soit toujours approximativement égale à la tension V_{OP} de fonctionnement optimal.

$$V = V_{OP} + \delta \quad (1.19)$$

δ : Représente la correction introduite par l'équipement qui est aussi petite que possible. Sachant qu'un écart de 10% de la tension de service V par rapport à la tension optimale V_{OP} enregistre une perte de puissance de service P de presque 25% de la puissance optimale P_{OP} figure 1.14.

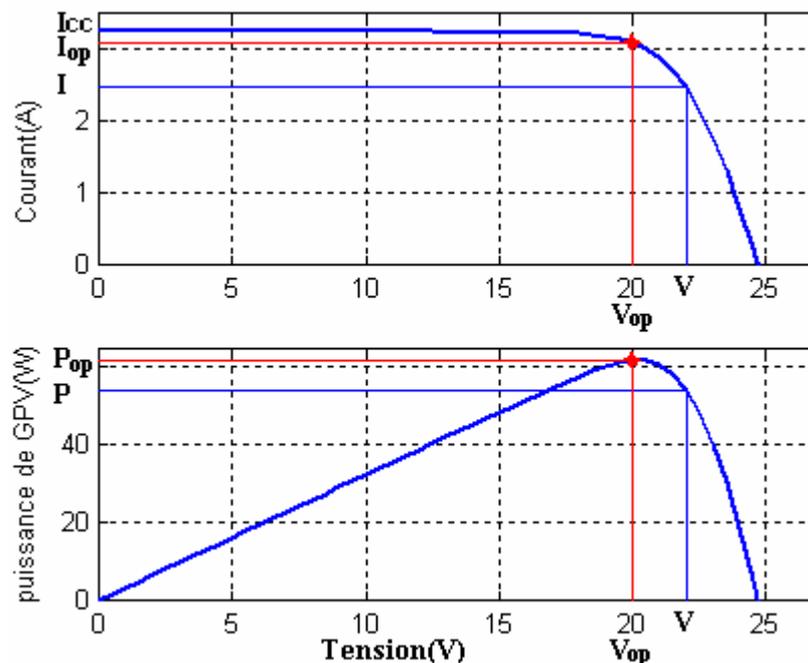


Figure 1.14. Point de puissance maximale (PPM), puissance et courant correspondant à V_{OP} .

Comme on peut remarquer sur la figure 1.15, une distribution des points de puissances maximales (PPM) sous forme d'un champ de points formant une surface, qui sont représentés en fonction de la variation de la température et de l'ensoleillement. En conséquence de l'analyse de la distribution des points, toute installation photovoltaïque dotée d'un équipement adéquat (contrôleur

MPPT) va lui assurer un fonctionnement optimal en un endroit quelconque de la surface énergétique correspondant à un changement donné en température ou en ensoleillement ou bien les deux simultanément.

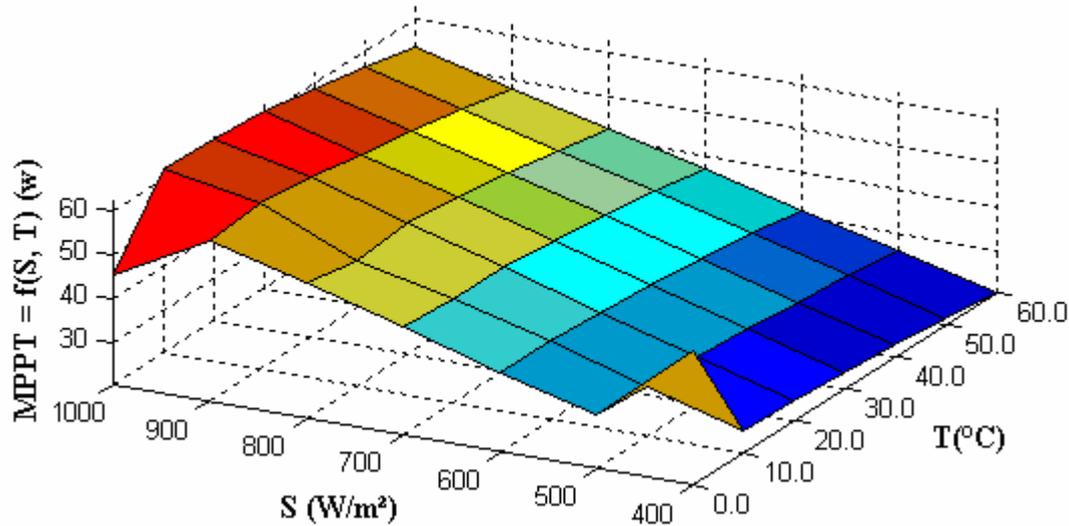


Figure 1.15. Champ de distribution spatiale des points de puissances maximales en fonction des changements climatiques en température et en ensoleillement.

1.9. Batterie

L'un des inconvénients majeurs des systèmes photovoltaïques réside dans les pénuries permanentes de l'énergie solaire, qui sont dues aux diverses raisons. Parmi lesquelles on dénote; l'apport périodique de l'énergie solaire (alternances jour/nuit, été/hiver) et l'effet météorologique aléatoire, la durée d'ensoleillement qui est subordonnée aux différentes saisons (position du soleil par rapport au zénith), ...etc.

En conséquence, chaque fois que la demande énergétique est décalée dans le temps vis-à-vis de l'apport solaire, le stockage de l'électricité se révèle alors très important. Pour cela le système tampon le plus couramment utilisé pour les systèmes photovoltaïques est la batterie d'accumulateurs électrochimiques bien connue dans le domaine automobile.

Les accumulateurs électrochimiques sont des générateurs "réversibles" c'est à dire pouvant stocker l'énergie électrique sous forme chimique puis la restituer à tout moment sur demande grâce à la réversibilité de la transformation. Ces réactions consistent en des oxydations et des réductions au niveau des électrodes, le courant circulant sous forme d'ions dans l'électrolyte et sous forme d'électrons dans le circuit raccordé à la batterie.

De nombreux types d'accumulateurs électrochimiques existent (Pb, CdNi, NiZn,...), toutefois un des plus anciens et des plus couramment utilisés dans l'automobile est l'accumulateur au plomb. Celui-ci subit des perfectionnements constants pour améliorer ses performances en vue de l'utilisation la mieux adaptée au photovoltaïque.

1.9.1. Composition

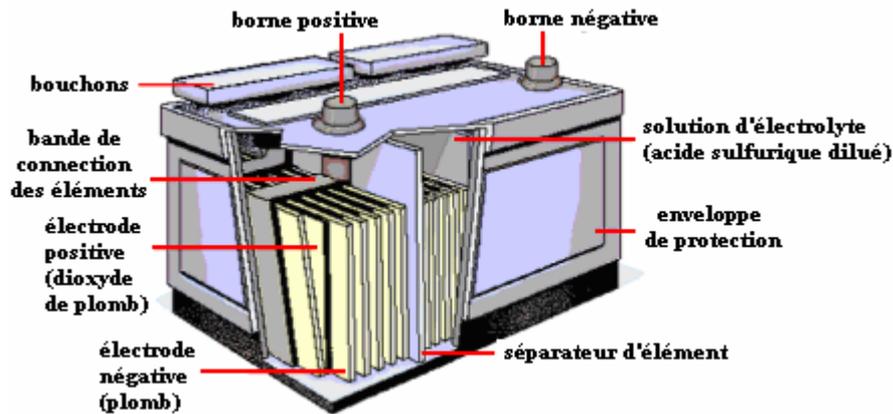


Figure 1.16. Composition interne d'une batterie plomb-acide.

Une batterie plomb-acide est généralement composée de :

1. L'électrode positive est une plaque rectangulaire en plomb renforcée par des nervures entre lesquelles sont disposées des lamelles ou des tubes constitués par des oxydes de plomb.
2. L'électrode négative est une plaque de plomb à surface gaufrée dont les alvéoles sont garnies de plomb spongieux.
3. L'électrolyte est une solution d'acide sulfurique dont la densité varie en fonction de l'état de charge de la batterie.
4. Organisation : L'énergie qu'on peut emmagasiner dans un accumulateur étant proportionnelle à la surface des électrodes, on a intérêt à augmenter leurs dimensions. Pour éviter un trop grand encombrement, on constitue deux faisceaux de plaques parallèles positives et négatives intercalées. L'ensemble des plaques est immergé dans l'électrolyte contenu dans un bac en matière isolante (verre ou matière plastique).

1.9.2. Principe de fonctionnement

Pendant la décharge, la concentration de l'acide sulfurique décroît. Inversement, l'acide sulfurique se reforme pendant la charge. Le moyen le plus sûr de vérifier l'état de charge est de mesurer la densité de l'électrolyte, ce qui permet de connaître la concentration en acide.

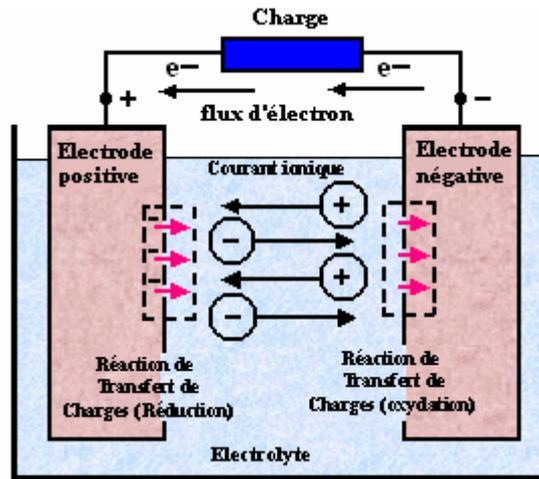


Figure 1.17. Cellule électrochimique à plomb de base.

En fin de charge, si on prolonge le passage du courant, l'hydrogène et l'oxygène résultant de la décomposition de l'eau finissent par se dégager à l'état gazeux sur les électrodes (Electrolyse). Si la décharge se produit trop longtemps, ou si on ne surveille pas la concentration d'acide sulfurique, celui-ci peut attaquer les plaques en donnant du sulfate de plomb qui n'est plus détruit par la suite. L'accumulateur se sulfate, il finit par devenir inutilisable.

1.9.3. Caractéristiques

1.9.3.1. Tension

La tension aux bornes d'un élément d'accumulateur au plomb est voisine de 2V. Sa valeur varie entre 1,7 V et 2,4 V suivant l'état de charge en conditions normales de fonctionnement.

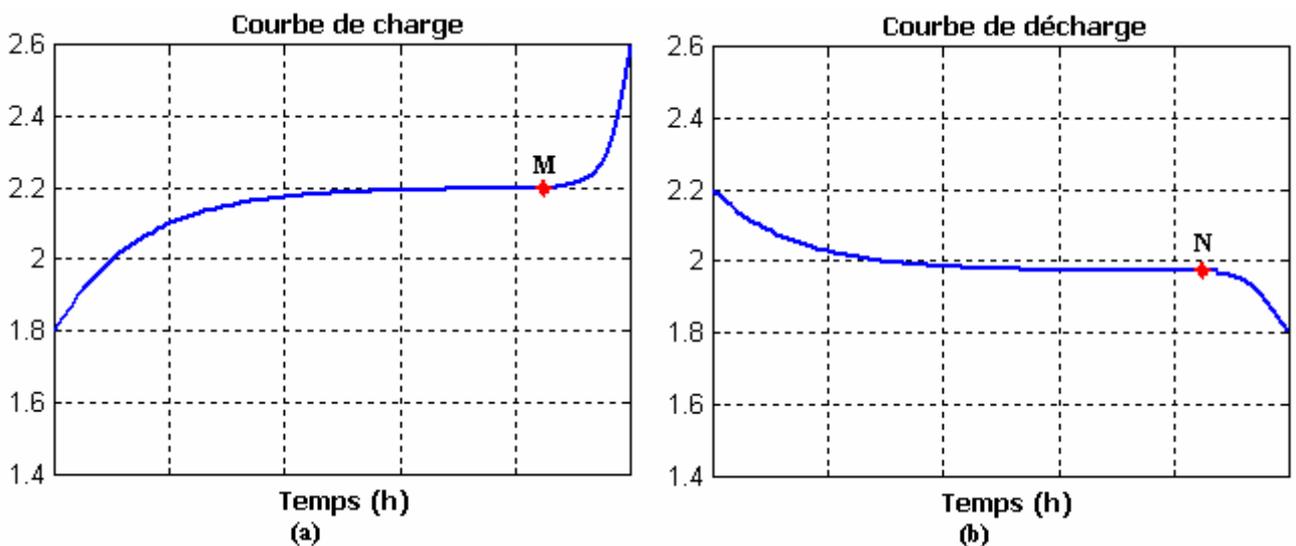


Figure 1.18. Comportement de l'accumulateur au plomb vis-à-vis le phénomène de charge et décharge, (a) Courbe de charge, (b) Courbe de décharge.

1.9.3.2. Charge

Pendant la charge, l'accumulateur est un récepteur. Si on trace graphiquement la différence de potentiel à ses bornes en fonction du temps, on constate qu'après un court régime transitoire elle s'établit aux environs de 2,2 V.

En fin de charge (point **M**) figure 1.18.(a), on note un accroissement rapide de la tension. Les plaques, complètement polarisées, ne retiennent plus l'oxygène et l'hydrogène dégagés. La fin de charge est atteinte à 2,6 V en charge cyclique.

En charge flottante (régulation de charge) on se limite entre 2,25 V et 2,35 V par élément.

1.9.3.3. Décharge

Pendant la décharge, la force électromotrice varie, en fonction du temps comme l'indique la figure 1.18.(b). Pendant une assez longue durée d'utilisation, elle reste remarquablement constante à la valeur de 2V environ. À partir du point **N**, elle diminue brusquement (1,8 V), il faut alors recharger l'accumulateur, sous peine de voir apparaître la sulfatation des plaques.

En pratique, on ne descend pas en général en dessous de 20 % de la capacité batterie. Sinon, la sulfatation entraîne une perte de capacité et une augmentation de la résistance interne d'où baisse de tension.

1.9.3.4. Résistance interne

La résistance interne d'un accumulateur est toujours très faible et négligeable en général, dans les applications numériques. Cette faible résistance interne présente d'ailleurs un inconvénient : quand les deux bornes sont accidentellement réunies par un conducteur lui-même peu résistant, la résistance totale du circuit reste très faible, l'intensité du courant débité est considérable, l'accumulateur, mis ainsi en court-circuit, est rapidement rendu hors usage.

1.9.3.5. Capacité

On appelle capacité la quantité d'électricité, évaluée habituellement en ampères-heures (Ah), qu'un accumulateur chargé peut faire circuler pendant la période de décharge. La capacité d'un élément est fonction du régime de décharge, la capacité nominale (C_n) d'une batterie étant donnée, généralement, pour un régime de décharge en 10 h ($C/10$).

Pour un régime de décharge plus élevé ($I > C/10$) la capacité diminue.

Pour un régime de décharge plus faible ($I < C/10$) la capacité augmente.

Le courant de décharge est évalué en fractions de la capacité exprimée en Ah (ex : $C/100$).

Exemple :

Un accumulateur de 100 Ah à $C/10$ peut fournir un courant de 10 A pendant 10h. Sa capacité sera réduite à 80 Ah pour un régime de décharge à $I = C/5 = 20$ A tandis que la capacité pourra être augmentée à 140 Ah pour un régime de décharge à $I = C/100 = 1$ A.

La capacité d'un élément est fonction de sa température : ses variations vont dans le même sens que celles de la température.

1.9.4. Modélisation de la batterie

Le modèle de batterie le plus simple [28][29][30] se compose d'un ensemble de force électromotrice en série avec une résistance interne. Mais il se trouve que ce modèle ne peut pas expliquer une autre réalité de la batterie, c'est que lorsque la batterie est mise en circuit ouvert, cette dernière perd sa charge électrique avec le temps.

Lu, de Liu, et de Wu [31] utilisent un modèle qui a été à l'origine développé par Salameh, Casacca, et Lynch dans [32] et [33] comme il est représenté sur la figure 1.19. C'est une amélioration du modèle généralement utilisé de circuit équivalent de Thevenin. Le modèle de Thevenin décrit le comportement primaire d'une batterie correctement, mais n'explique pas les propriétés lentement changeantes d'une batterie telles que l'augmentation et la diminution de la tension de fonctionnement provoquée par le processus de la charge et de la décharge.

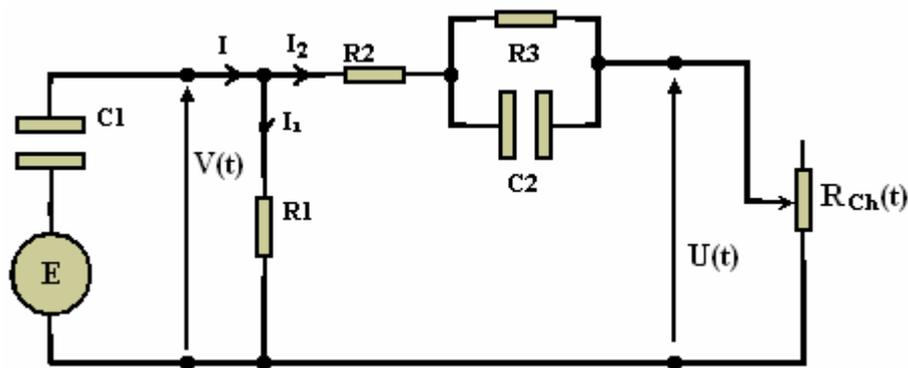


Figure 1.19. Modèle électrique équivalent d'une batterie plomb-acide

Ce nouveau modèle de batterie inclut les composants équivalents pour toutes les caractéristiques de fonctionnement principales d'une batterie plomb-acide : La capacité électrochimique de la batterie est représentée par le condensateur C_1 ayant une tension $V(t)$ à ses bornes qui est donnée par :

$$V(t) = \frac{q(t)}{C_1} + E \quad (1.20)$$

Avec :

$q(t)$ est la charge électrique du condensateur C_1 au temps t , son énergie est donné par l'équation :

$$W_C = \frac{1}{2} C_1 V^2(t) \quad (1.21)$$

Cependant le comportement de la capacité d'une batterie est autre que le comportement de la capacité d'un simple condensateur.

Cela se concrétise au niveau de l'équation (1.20), à $t = 0 \Rightarrow V_C = \frac{q(0)}{C} = 0$, or que celle de la batterie ne vaut pas zéro à son plus bas état de charge, $V(0) = E$ c'est équivalent à un condensateur ayant un niveau minimum de charge, qui est modélisé par une source de tension E en série avec le condensateur C_1 , et qui est équivalent à une énergie minimale $W_{C_1, \min}$.

R_1 est une résistance de fuite, c'est à travers elle que s'effectue la décharge d'une batterie en circuit ouvert. R_2 résistance en bloc d'électrolyte et de plaque et R_3 résistance de la diffusion d'électrolyte, ce sont des résistances internes de valeurs faibles de quelques Ohms. $U(t)$ est la tension mesurée au niveau des bornes externes de la batterie.

Lorsque la capacité de la batterie C_1 est entièrement chargée cet état est représenté par un niveau maximum de son énergie $W_{C_1, \max}$.

$$W_{bat} = W_{C_1, \max} - W_{C_1, \min} = \frac{1}{2} C_1 V_{\max}^2(t) - \frac{1}{2} C_1 V_{\min}^2(t) = \frac{1}{2} C_1 (V_{\max}^2(t) - V_{\min}^2(t)) \quad (1.22)$$

L'énergie W_{bat} est donnée en (KWh).

On peut à ce moment exprimer la tension de la batterie $U(t)$ en fonction de la tension de la batterie en circuit ouvert et les autres composants R_2 , R_3 et C_2 avec la constante de temps $\tau = R_3 C_2$.

$$U = U_{oc} + R_3 \left(1 - \exp\left(\frac{-t}{\tau}\right)\right) I_2 + R_2 I_2 \quad (1.23)$$

La figure 1.19 peut être mathématiquement exprimée dans le domaine fréquentielle représentant l'impédance équivalente d'entrée d'une batterie plomb-acide.

$$Z(s) = R_2 + R_3 (C_2 + R_1) C_1 = R_2 + \frac{R_3}{R_3 C_2 s + 1} + \frac{R_1}{R_1 C_1 s + 1} \quad (1.24)$$

Pour une utilisation dans le modèle mathématique du système, l'équation (1.24) peut être transformée sous la forme suivante :

$$Z(s) = \frac{a_2 s^2 + a_1 s + a_0}{b_2 s^2 + b_1 s + b_0} \quad (1.25)$$

$$a_2 = R_1 R_2 R_3 C_1 C_2, \quad a_1 = R_2 R_3 C_2 + R_1 R_2 C_1 + R_1 R_3 C_1 + R_1 R_3 C_2, \quad (1.26)$$

$$a_0 = R_1 + R_2 + R_3, \quad b_2 = R_1 R_3 C_1 C_2, \quad b_1 = R_1 C_1 + R_3 C_2, \quad b_0 = 1.$$

C'est la forme finale du modèle mathématique de la batterie qui sera employé dans les simulations.

1.10. Conclusion

Cet état de l'art préliminaire a permis de présenter les points qu'il faut améliorer sur les systèmes de conversion photovoltaïque (PV). En effet, étant donnée la recrudescence d'intérêts sur les énergies renouvelables, il est nécessaire, si l'on souhaite que le PV connaisse l'essor espéré dans l'avenir, d'améliorer et de sécuriser ce type de conversion d'énergie.

Tout le long de ce travail, il est à noter qu'un effort important dans le domaine commence à se faire sentir, notamment du point de vue des publications scientifiques. Aujourd'hui, étant donnée la maturité des travaux dans ce domaine, un effort vers l'industrialisation dans un futur proche pourra être fait sur la base des derniers résultats de recherche.

Chapitre 2

Convertisseurs continu/continu (DC/DC)

2.1. Introduction

L'utilisation des convertisseurs DC-DC permet le contrôle de la puissance électrique dans les circuits fonctionnant en courant continu avec une très grande souplesse et un rendement élevé qui dans notre cas va nous permettre de poursuivre le point de fonctionnement optimum. Aussi nous allons essayer d'illustrer quelques détails des circuits de ces convertisseurs ainsi que les modèles mathématiques qui leurs correspondent.

Dans ce chapitre nous allons voir les principes de fonctionnement des hacheurs qui sont des convertisseurs directs du type continu-continu, dont le rôle primordial est de transformer une puissance d'entrée $P_e = V_e I_e$ en une puissance de sortie $P_s = V_s I_s$ ($V_s \neq V_e$) avec un rendement en conversion $\eta = \frac{P_s}{P_e} = \frac{V_s I_s}{V_e I_e}$ très grand (proche de 100%). En effet, contrairement aux alimentations classiques (linéaires) qui utilisent un transistor ballast qui dissipe $(V_e - V_s)I_s$, les alimentations à découpage mettent en œuvre un commutateur qui travaille en tout ou rien.

Les circuits des hacheurs se composent de condensateurs, d'inductances et de commutateurs. Dans le cas idéal, tous ces dispositifs ne consomment aucune puissance active, c'est la raison pour laquelle on a de bons rendements. Le commutateur est réalisé avec un dispositif semi-conducteur, habituellement un transistor MOSFET ou un IGBT.

Pendant le fonctionnement du hacheur, le transistor sera commuté à une fréquence constante f_s avec un temps de fermeture égal à $(d.T_s)$ et un temps d'ouverture égal $((1-d).T_s)$, où :

- T_s est la période de commutation qui est égale à $1/f_s$.
- d le rapport cyclique du commutateur ($d \in [0,1]$) (figure 2.1).

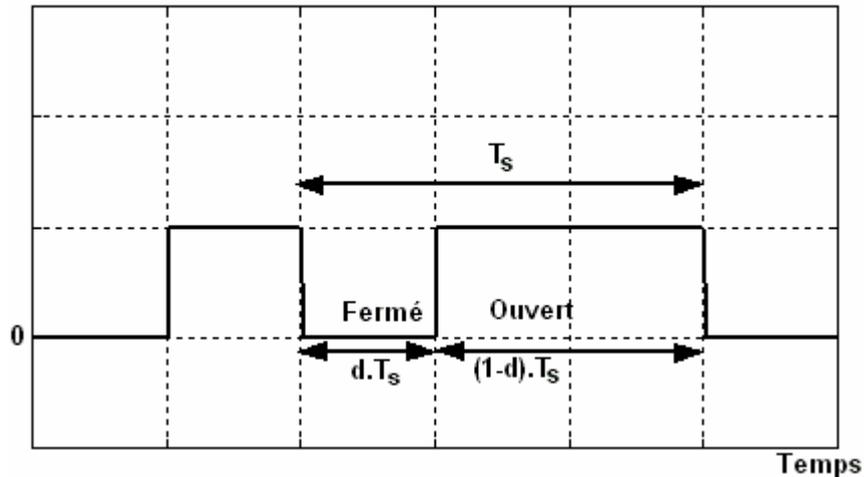


Figure 2.1. Représentation de la sortie d'un commutateur en ouverture/fermeture sur une période

2.2. Type de convertisseurs

Il y a différents types de convertisseurs DC-DC. Une première distinction est à faire entre le convertisseur à isolement galvanique entre la sortie et l'entrée et le convertisseur qui présente une borne commune entre l'entrée et la sortie (Notez que dans le cas de l'isolement galvanique le rendement se verra affecté d'au moins 10%, ce qui est inadmissible dans le cas par exemple des applications en énergie photovoltaïque).

Dans les convertisseurs à stockage d'énergie, on distingue :

- Les élévateurs (BOOST) dans lesquels $V_s > V_e$.
- Les abaisseurs (BUCK) dans lesquels $V_s < V_e$.

Il y a aussi un type (BUCK-BOOST), mélange entre les deux précédents : c'est le « FLYBACK » traduction : volant sur le dos, car V_s est inversée par rapport à V_e .

2.3. Hacheur dévolteur « Buck »

Le convertisseur dévolteur (figure 2.2) peut être souvent trouvé dans la littérature sous le nom de hacheur Buck ou hacheur série. Ce dernier qui est un interrupteur ne peut relier que deux sources de type différent courant/tension ou l'inverse.

L'utilisation du Buck dans les systèmes de conversions photovoltaïques est tout à fait adéquate, étant donné que le générateur photovoltaïque est une source de courant continu, tandis que le récepteur qui est généralement la batterie, a la nature d'une source de tension. Son application typique est de convertir sa tension d'entrée en une tension de sortie inférieure, où le rapport de conversion $M = V_o/V_i$ change avec le rapport cyclique d du commutateur.

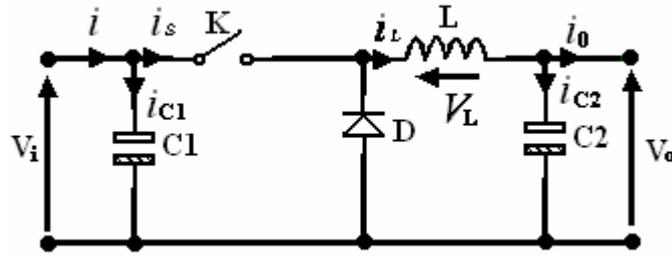


Figure 2.2. Circuit idéal du hacheur série

À l'état conducteur de l'interrupteur K , pendant la durée t_{ON} c-à-d $d \in [0, d.T_s]$, la diode se bloque et un courant circulera dans la charge à travers l'inductance, cette dernière stocke une énergie :

$$W = \frac{1}{2} L I_L^2 \quad (2.1)$$

Lors des commutations successives de l'interrupteur K , le courant à l'intérieur de l'inductance aura deux composante l'une est constante égale à la valeur moyenne du courant sur une période du hachage, tandis que la composante variable est égale à :

➤ Lorsque K est fermé :

$$(\Delta I_L)_{ON} = \frac{V_e - V_S}{L} t_{ON} \quad (2.2)$$

➤ Lorsque K est ouverte, la self se décharge dans la sortie pendant le temps t_{OFF} :

$$(\Delta I_L)_{OFF} = \frac{V_S}{L} t_{OFF} \quad (2.3)$$

Ces variations du courant sur un cycles du hachage engendre des ondulations donc des harmoniques, mais on peut écrire en régime permanent, pour dire qu'à une exactitude près les ondulations peuvent être négligées et le signal peut être rapproché à sa composante constante.

$$\left(I_S = \frac{V_S}{R_L} \right) \Rightarrow (\Delta I_{LON}) + (\Delta I_{LOFF}) = 0 \quad (2.4)$$

On obtient alors l'expression fondamentale :

$$V_S = \frac{t_{ON}}{t_{ON} + t_{OFF}} V_e \quad (2.5)$$

En appelant T la période de récurrence d'état de K , on peut écrire $T = t_{ON} + t_{OFF}$ ce qui permet d'écrire :

$$V_S = \frac{t_{ON}}{T} V_e \quad (2.6)$$

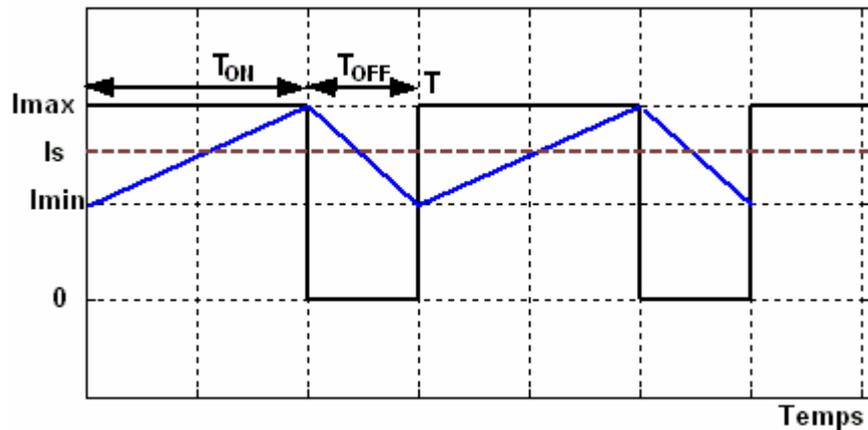


Figure 2.3. Courant dans la self du hacheur série

Ce régime de conduction de courant est appelé le régime continu.

Lorsque $T > t_{ON} + t_{OFF}$, le régime est appelé conduction discontinue (figure 2.4). Dans ce cas le courant de sortie vaut :

$$I_S = \frac{I_M}{2T} (t_{ON} + t_{OFF}) = \frac{V_e - V_S}{2TL} t_{ON}(t_{ON} + t_{OFF}) = \frac{V_S}{R_L} \quad (2.7)$$

Ainsi,

$$V_S = \frac{1}{1 + \frac{2LT}{t_{ON}^2} \frac{I_S}{V_e}} V_e \quad (2.8)$$

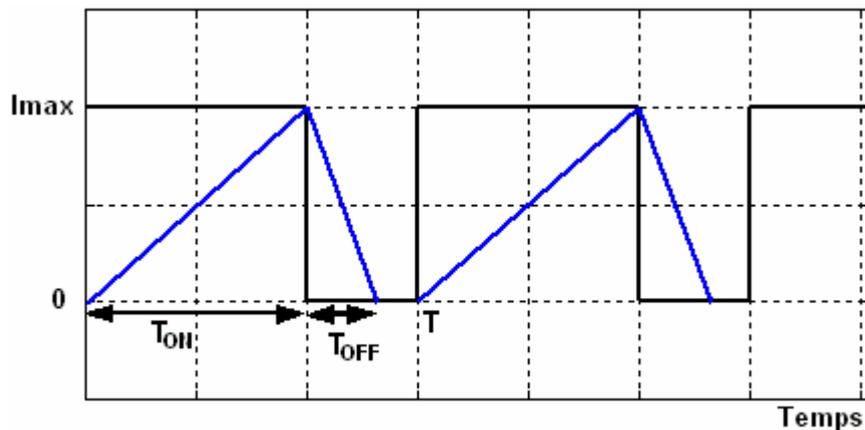
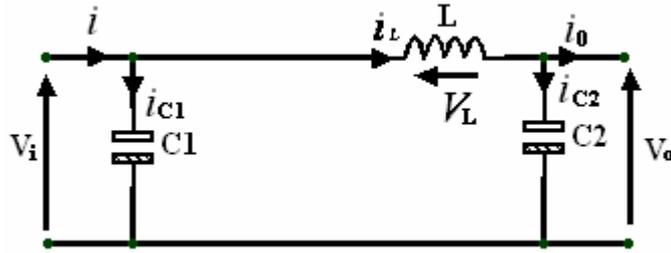


Figure 2.4. Courant en discontinuité dans la self du hacheur série

Savoir le comportement réel de ce convertisseur, nécessite de connaître en détail son modèle mathématique. Pour cela nous devons faire la représentation du circuit équivalent par les deux états du commutateur et de tirer par suite le modèle mathématique reliant les variables d'entrée/sortie. La figure 2.5 montre le schéma du circuit équivalent d'un convertisseur dévolteur avec le commutateur fermé, tandis que la figure 2.6 représente le convertisseur dévolteur avec le commutateur ouvert pendant $(1-d)T_s$.

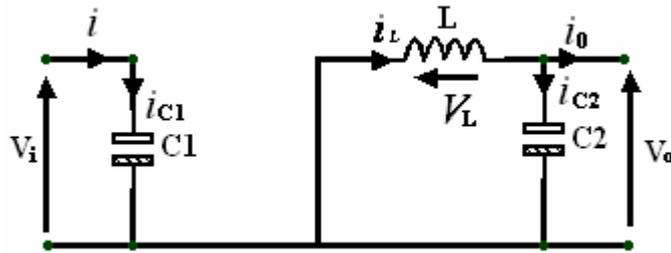
Figure 2.5. Schéma équivalent du hacheur série quand $t \in [0, dTs]$

Lorsque on applique la loi de Kirchhoff sur le circuit ci-dessus on aura les équations suivantes :

$$i_{c1}(t) = C_1 \frac{dV_i(t)}{dt} = i(t) - i_L(t), \quad (2.9)$$

$$i_{c2}(t) = C_2 \frac{dV_o(t)}{dt} = i_L(t) - i_o(t), \quad (2.10)$$

$$V_L(t) = L \frac{di_L(t)}{dt} = V_i(t) - V_o(t), \quad (2.11)$$

Figure 2.6. Schéma équivalent du hacheur série quand $t \in [dTs, Ts]$

Les équations suivantes sont déduites de la figure ci-dessus.

$$i_{c1}(t) = C_1 \frac{dV_i(t)}{dt} = i(t), \quad (2.12)$$

$$i_{c2}(t) = C_2 \frac{dV_o(t)}{dt} = i_L(t) - i_o(t), \quad (2.13)$$

$$V_L(t) = L \frac{di_L(t)}{dt} = -V_o(t), \quad (2.14)$$

Les équations de (2.9) à (2.14) sont les équations de base du hacheur dévolteur.

Les valeurs moyennes de la tension et du courant sont données par :

$$V_{l, moy} = \langle V_l \rangle = \frac{1}{T} \int_0^T V_l(t) dt = 0 \quad (2.15)$$

$$I_{c, moy} = \langle i_c \rangle = \frac{1}{T} \int_0^T i_c(t) dt = 0 \quad (2.16)$$

2.4. Le rapport de conversion

L'expression de la tension d'inductance peut être facilement dérivée de la forme d'onde sur la figure 2.7.

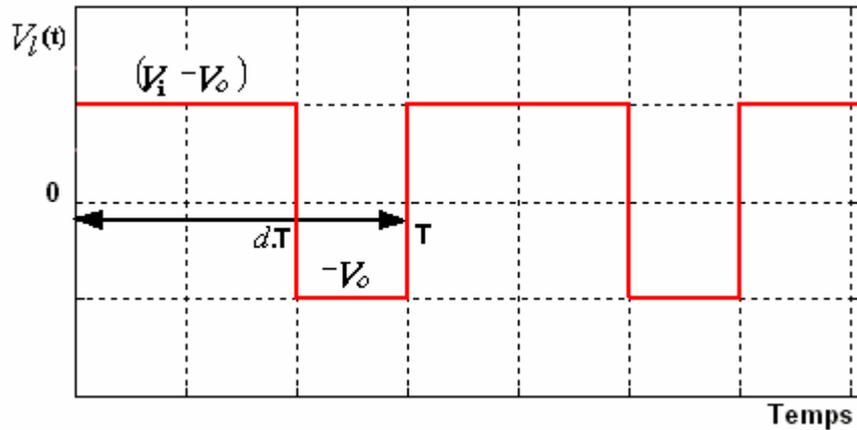


Figure 2.7. La caractéristique de la tension d'inductance $V_L(t)$ pour un hacheur série

La tension moyenne d'inductance est égale à zéro en régime permanent :

$$V_L(t) = d(V_i - V_o) + (1-d)(-V_o) = 0 \quad (2.17)$$

Les équations de base qui décrivent les caractéristiques du courant continu à l'état d'équilibre d'un hacheur dévolteur sont :

$$d.V_i = V_o \quad (2.18)$$

$$I = d.I_L \quad (2.19)$$

$$I_i = I_o \quad (2.20)$$

On déduit donc de l'équation (2.18) que le rapport de conversion d'un hacheur dévolteur est donné par la relation (2.21) en considérant que le convertisseur est idéal (sans perte) :

$$M(d) = \frac{V_o}{V_i} = d \quad (2.21)$$

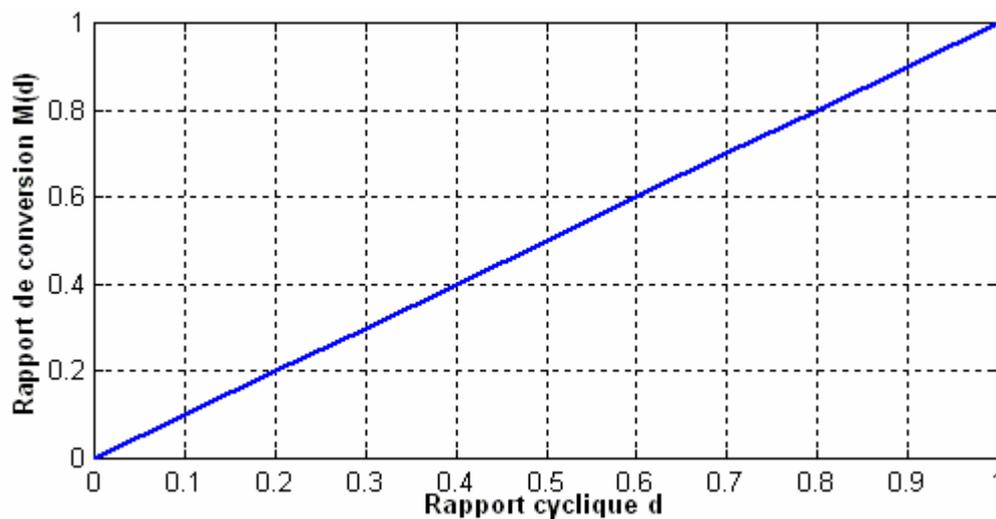


Figure 2.8. Le rapport de conversion $M(d)$ pour un hacheur série

2.5. Hacheur survolteur « Boost »

Ce dernier est un convertisseur survolteur, connu aussi sous le nom de Boost ou hacheur parallèle ; son circuit de base est celui de la figure 2.9.

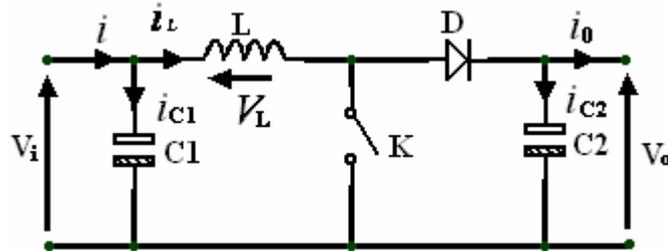


Figure 2.9. Schéma de principe d'un Boost

Son principe de fonctionnement est basé sur la position du commutateur K ouvert/fermé, lorsque ce dernier est fermé, pendant la durée t_{ON} c-à-d $d \in [0, d.T_s]$, dans cette phase le courant croît progressivement, ce qui laisse l'inductance stocker davantage d'énergie durant tout le temps de la fermeture de K . Puis le commutateur se bascule en ouverture c-à-d pendant la durée t_{OFF} , $d \in [d.T_s, T_s]$, durant cette action de transition de la fermeture à l'ouverture l'inductance L s'oppose à la variation du courant I_L dans son circuit selon la loi de Lenz. Cette variation sollicite aussi la variation du flux magnétique dans son noyau, et donc elle génère une tension à ses bornes qui s'ajoute à la tension de source, le tout se trouve aux bornes du condensateur C_2 . La grandeur du courant qui varie à l'intérieur de la self est donné par :

$$(\Delta I_L)_{OFF} = \frac{V_S - V_e}{L} t_{OFF} \quad (2.22)$$

On écrit alors en régime permanent, comme pour le BUCK :

$$(\Delta I_{L_{ON}}) + (\Delta I_{L_{OFF}}) = 0 \quad (2.23)$$

Ce qui conduit à l'expression fondamentale :

$$V_S = \frac{t_{ON} + t_{OFF}}{t_{OFF}} V_e \quad (2.24)$$

Une conduction discontinue est définie par un $T > t_{ON} + t_{OFF}$:

$$V_S = \left(1 + \frac{t_{ON}}{2L} \frac{T V_e}{I_S} \right) V_e \quad (2.25)$$

Dans une conduction continue on a :

$$\frac{2L}{R_L T} > \left(\frac{V_e}{V_S} \right)^2 \left(1 - \frac{V_e}{V_S} \right) \quad (2.26)$$

Afin de pouvoir synthétiser les fonctions du hacheur survolteur à l'état d'équilibre, il est nécessaire de présenter les schémas équivalents du circuit à chaque position de l'interrupteur K . celui de la figure 2.10, présente le circuit équivalent du Boost à K fermé c-à-d

$$d \in [0, d.T_s].$$

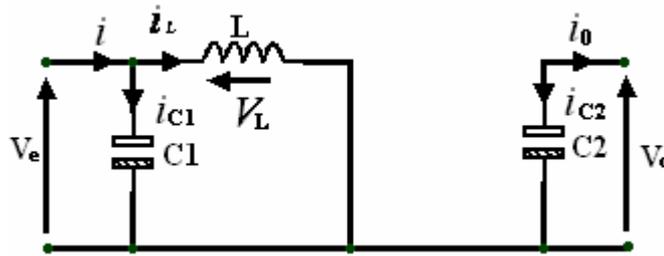


Figure 2.10. Schéma équivalent du hacheur survolteur à $t \in [0, d.T_s]$

La loi de Kirchhoff nous amène à synthétiser les équations qui régissent le fonctionnement actuel :

$$i_{C1}(t) = C_1 \frac{dV_i(t)}{dt} = i(t) - i_L(t), \quad (2.27)$$

$$i_{C2}(t) = C_2 \frac{dV_o(t)}{dt} = -i_o(t), \quad (2.28)$$

$$V_L(t) = L \frac{di_L(t)}{dt} = -V_e(t), \quad (2.29)$$

À l'état ouvert de l'interrupteur K , le circuit équivalent au fonctionnement du Boost est le suivant :

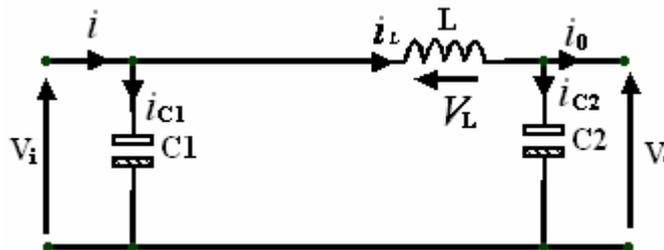


Figure 2.11. Circuit équivalent d'un hacheur survolteur à $t \in [d.T_s, T_s]$

$$i_{C1}(t) = C_1 \frac{dV_i(t)}{dt} = i(t) - i_L(t), \quad (2.30)$$

$$i_{C2}(t) = C_2 \frac{dV_o(t)}{dt} = i_L(t) - i_o(t), \quad (2.31)$$

$$V_L(t) = L \frac{di_L(t)}{dt} = V_i(t) - V_o(t), \quad (2.32)$$

En négligeant les ondulations créées par l'effet de commutation de l'interrupteur K au niveau du courant et de la tension, généralement par une approximation de ces grandeurs à leurs valeurs moyennes, on obtient une forme simplifiée des équations (2.27) à (2.29) comme suit :

$$i_{C1} = I - I_L \quad (2.33)$$

$$i_{C2} = - I_O \quad (2.34)$$

$$V_L = V_i \quad (2.35)$$

Tandis que les équations (2.30) à (2.32) donnent naissance aux équations simplifiées suivantes :

$$i_{C1} = I - I_L \quad (2.36)$$

$$i_{C2} = I_L - I_O \quad (2.37)$$

$$V_L = V_i - V_O \quad (2.38)$$

Les équations précédentes sont obtenues directement de l'équation suivante :

$$x(t) = \frac{1}{T_S} \int_t^{t+T_S} x(\tau) d\tau = \frac{1}{T_S} \left[\int_t^{t+\alpha T_S} x|_{[0, \alpha T_S]}(\tau) d\tau + \int_{t+\alpha T_S}^{t+T_S} x|_{[\alpha T_S, T_S]}(\tau) d\tau \right] \quad (2.39)$$

En régime permanent i_{C1} , i_{C2} et V_L sont approchés à leurs valeurs moyennes donc :

$$d \cdot i_{C1, ON} = (1-d) i_{C1, OFF} \Rightarrow d \cdot i_{C1, ON} + (1-d) i_{C1, OFF} = 0, \quad (2.40)$$

$$d \cdot i_{C2, ON} = (1-d) i_{C2, OFF} \Rightarrow d \cdot i_{C2, ON} + (1-d) i_{C2, OFF} = 0, \quad (2.41)$$

$$d \cdot V_{L, ON} = (1-d) V_{L, OFF} \Rightarrow d \cdot V_{L, ON} + (1-d) V_{L, OFF} = 0, \quad (2.42)$$

$$\text{De l'équation (2.40) : } d(I - I_L) + (1-d) \cdot (I - I_L) = 0 \Rightarrow I = I_L \quad (2.43)$$

$$\text{De l'équation (2.41) : } d(-I_O) + (1-d)(I_L - I_O) = 0 \Rightarrow I_O = (1-d) I_L \quad (2.44)$$

$$\text{De l'équation (2.42) : } dV_i + (1-d) \cdot (V_i - V_O) = 0 \Rightarrow V_i = (1-d) V_O \quad (2.45)$$

Le rapport de conversion est déduit de l'équation :

$$M(d) = \frac{V_O}{V_i} = \frac{1}{(1-d)} \quad (2.46)$$

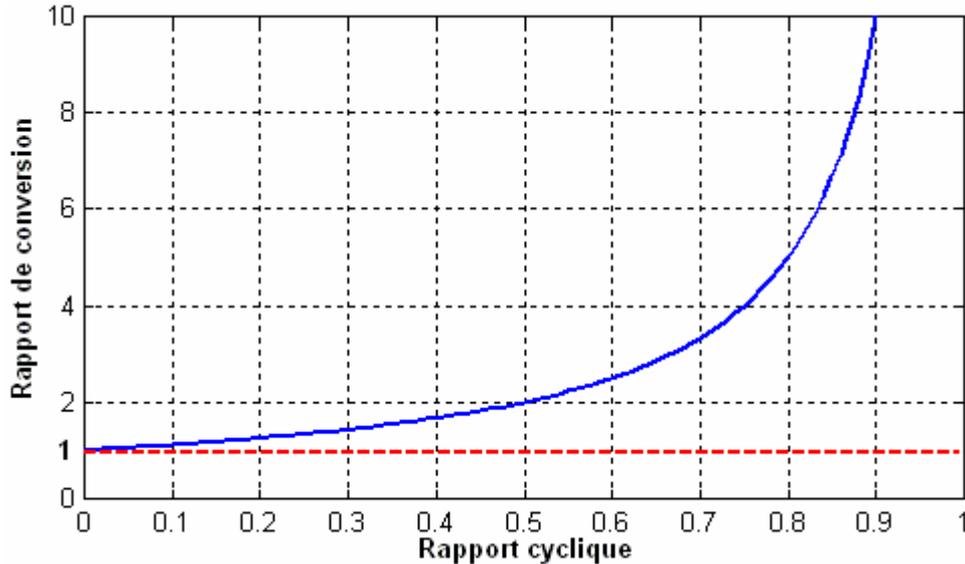


Figure 2.12. L'allure du rapport de conversion en fonction du rapport cyclique équation (2.46)

2.6. Hacheur dévolteur/survolteur « Buck-Boost »

Ce dernier a acquis les caractéristiques et les propriétés électriques des deux types évoqués précédemment, appelé aussi « Flyback ». Il présente donc une sorte d'un transformateur hybride (abaisseur/élevateur) pour une tension d'entrée/sortie continue ; son schéma de base est illustré par la figure 2.13.

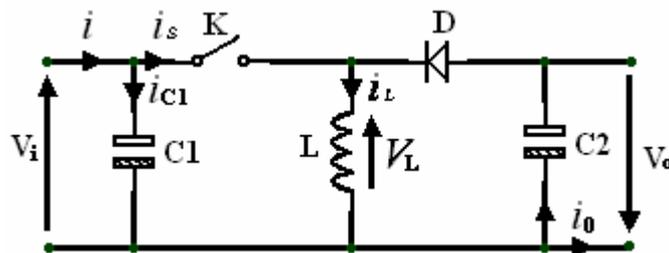
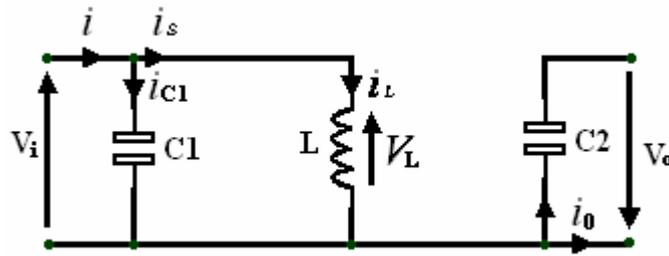


Figure 2.13. Circuit de base d'un Buck-Boost

Son principe de fonctionnement est basé essentiellement sur la position du commutateur K ouvert/fermé. Lorsque ce dernier est fermé, pendant la durée t_{ON} c-à-d $d \in [0, d.T_s]$, la diode est bloquée, tandis que le courant croît linéairement à l'intérieur de la self avec une pente égale $\alpha = \frac{V_e}{L}$, ce qui laisse l'inductance stocker d'avantage d'énergie durant tout le temps de la fermeture de K . Lorsque le commutateur s'ouvre c-à-d durant t_{OFF} , $d \in [d.T_s, T_s]$, la diode conduit à travers l'inductance, où le courant décroît aussi linéairement avec une pente de $\beta = \frac{-V_o}{L}$.

Lorsque l'interrupteur K est fermé le circuit équivalent du « flyback » est montré sur la

figure 2.14.

Figure 2.14. Circuit équivalent d'un Buck-Boost lorsque $d \in [0, d.Ts]$

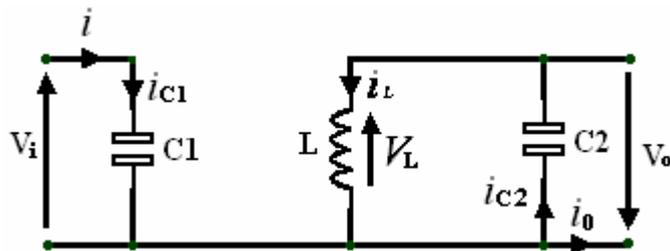
En appliquant la loi de Kirchhoff à ce circuit on obtiendra les équations suivantes :

$$i_{c1}(t) = C_1 \frac{dV_i(t)}{dt} = i(t) - i_L(t), \quad (2.47)$$

$$i_{c2}(t) = C_2 \frac{dV_o(t)}{dt} = -i_o(t), \quad (2.48)$$

$$V_L(t) = L \frac{di_L(t)}{dt} = V_i(t), \quad (2.49)$$

Lorsque l'interrupteur K est ouvert le circuit équivalent du « flyback » est montré sur la figure 2.15.

Figure 2.15. Circuit équivalent d'un Buck-Boost lorsque $d \in [d.Ts, Ts]$

Le modèle d'équation dans cette configuration est comme suit :

$$i_{c1}(t) = C_1 \frac{dV_i(t)}{dt} = i(t), \quad (2.50)$$

$$i_{c2}(t) = C_2 \frac{dV_o(t)}{dt} = i_L(t) - i_o(t), \quad (2.51)$$

$$V_L(t) = L \frac{di_L(t)}{dt} = -V_o(t), \quad (2.52)$$

L'approximation des variables dynamiques des équations (2.47) à (2.49) à leurs valeurs moyennes donne les expressions suivantes :

$$i_{c1} = I - I_L \quad (2.53)$$

$$i_{c2} = -I_o \quad (2.54)$$

$$V_L = V_i \quad (2.55)$$

Tandis que pour les équations (2.50) à (2.52) les valeurs moyennes sont :

$$i_{C1} = I - I_L \quad (2.56)$$

$$i_{C2} = - I_O \quad (2.57)$$

$$V_L = V_i \quad (2.58)$$

En régime permanent i_{C1} , i_{C2} et V_L sont approchés à leurs valeurs moyennes donc :

$$d. i_{C1, ON} = (1-d) i_{C1, OFF} \Rightarrow d. i_{C1, ON} + (1-d) i_{C1, OFF} = 0, \quad (2.59)$$

$$d. i_{C2, ON} = (1-d) i_{C2, OFF} \Rightarrow d. i_{C2, ON} + (1-d) i_{C2, OFF} = 0, \quad (2.60)$$

$$d. V_{L, ON} = (1-d) V_{L, OFF} \Rightarrow d. V_{L, ON} + (1-d) V_{L, OFF} = 0, \quad (2.61)$$

Après le développement des calculs on aura le rapport de conversion qui est égal à :

$$M(d) = \frac{V_O}{V_i} = - \frac{d}{(1-d)} \quad (2.62)$$

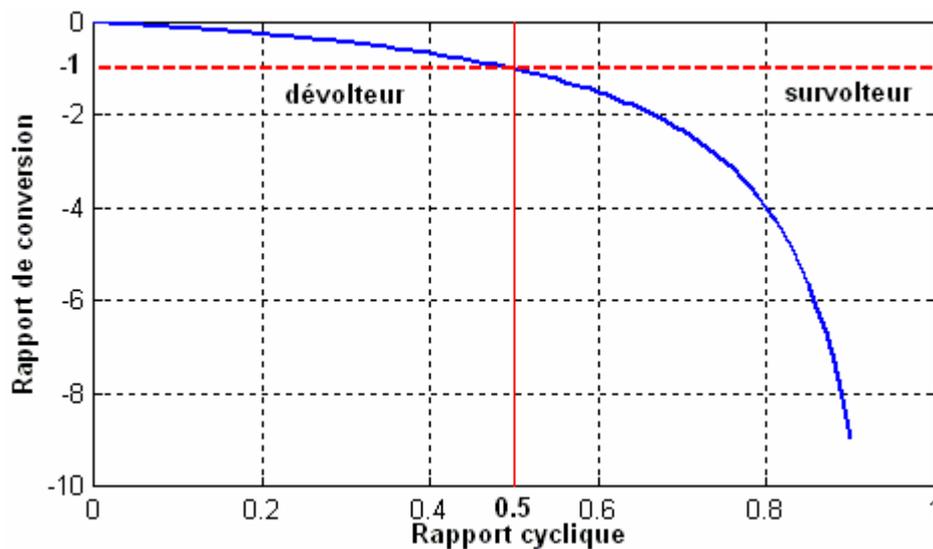


Figure 2.16. Rapport de conversion en fonction du rapport cyclique.

2.7. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons exposé brièvement quelques topologies de base des alimentations à découpage qui ne sont rien d'autre que des convertisseurs continus/continus. Ces dispositifs constituent une alternative aux anciennes alimentations stabilisées à caractéristique de sortie statique, où l'on aurait cherché à minimiser les défauts des alimentations stabilisées en terme de taille, d'encombrement, et de mauvais rendement en puissance, d'une part, et un apport de nouvelles fonctionnalités à la structure en terme d'adaptation et de poursuite, d'autre part. Cela est possible par l'incorporation d'un paramètre de commande d'adaptation à la structure des convertisseurs, caractéristique qui leur confère une particularité intéressante dans la poursuite des consignes désirées.

Chapitre 3

Commandes spécifiques en poursuite du point de puissance maximum (MPPT) pour les systèmes PV

3.1. Introduction

Aujourd'hui, compte tenu du prix élevé des générateurs PV et du faible rendement des dispositifs de conversion photons-électrons mis en œuvre (entre 12% et 17%), le développement de cette énergie à grande échelle nécessite avant tout une amélioration de ces systèmes de telle sorte qu'ils puissent fonctionner, à tout instant, à leur puissance maximale.

En effet, les études en simulations dans les paragraphes précédents ont bien montré que l'énergie des photons convertie en électricité est une fonction fortement variable selon l'éclairement et la température mais aussi selon la charge qui est connectée au générateur PV.

Pour remédier à cette dernière influence, des lois de commandes spécifiques ont été conçues et mises au point à partir de 1968 afin de permettre à ces dispositifs de produire leur maximum de puissance électrique, quelle que soit la charge [34]. Ce type de commande est souvent nommé dans la littérature 'Recherche du Point de Puissance Maximale' ou bien 'Maximum Power Point Tracking' en anglo-saxon (MPPT). Le principe de base, comme l'indique son nom, commun à toutes ces commandes est d'effectuer une recherche permanente du point de puissance maximale (PPM). Ainsi, la principale fonction effectuée par ces commandes est d'assurer, à tout instant, une parfaite adaptation entre le générateur PV et sa charge fonctionnant au point de puissance max, le rôle d'interface de puissance étant assuré par un convertisseur statique.

Il existe plusieurs variantes, en fonction :

- du rendement électrique global de la chaîne de conversion souhaité par l'utilisateur.
- de la nature de la conversion de puissance permettant la connexion et l'adaptation à une charge donnée (DC-DC, DC-AC), du raccordement à un réseau électrique local ou non, de la quantité de puissance à fournir ainsi que de sa qualité.
- des conditions d'utilisation de l'énergie PV dans différentes applications qui peuvent être soit terrestres, soit spatiales.
- de la précision de la recherche du PPM, de sa rapidité, de sa robustesse vis à vis

des différentes perturbations du système.

Dans ce chapitre, nous rappelons rapidement le fonctionnement d'un générateur PV connecté à une charge et comment à travers une commande adéquate, nous pouvons améliorer son fonctionnement.

Avant d'aborder l'étude de la commande que nous allons utiliser, nous présenterons un état de l'art sur les différentes lois de commandes MPPT possibles pouvant s'adapter à ce type de conversion d'énergie a été fait pour montrer l'état du domaine.

Nous nous sommes intéressés aux performances mais aussi aux inconvénients de chacune de ces lois. Nous les avons regroupées par famille selon le principe de base qu'elles utilisent.

Dans la simulation des différentes techniques MPPT on a utilisé 'SIMULINK' de MATLAB en raison de la possibilité de simuler des systèmes mixtes (continus et discrets).

Le système continu est utilisé pour la simulation des différentes parties analogiques (panneau solaire, batterie, MPPT analogique, convertisseur DC-DC). Le système discret est utilisé pour simuler les méthodes de tracking algorithmes 'perturbation et observation', 'incrémental conductance', etc.

Le 'SIMULINK' nous permet aussi de changer facilement les conditions atmosphériques (ensoleillement, température) afin d'évaluer la trajectoire de tracking du MPP des différentes techniques MPPT vis-à-vis des changements brusques ou lents de ces conditions. Il nous permet aussi de calculer les différents paramètres caractéristiques du système (efficacité, taux d'ondulation...).

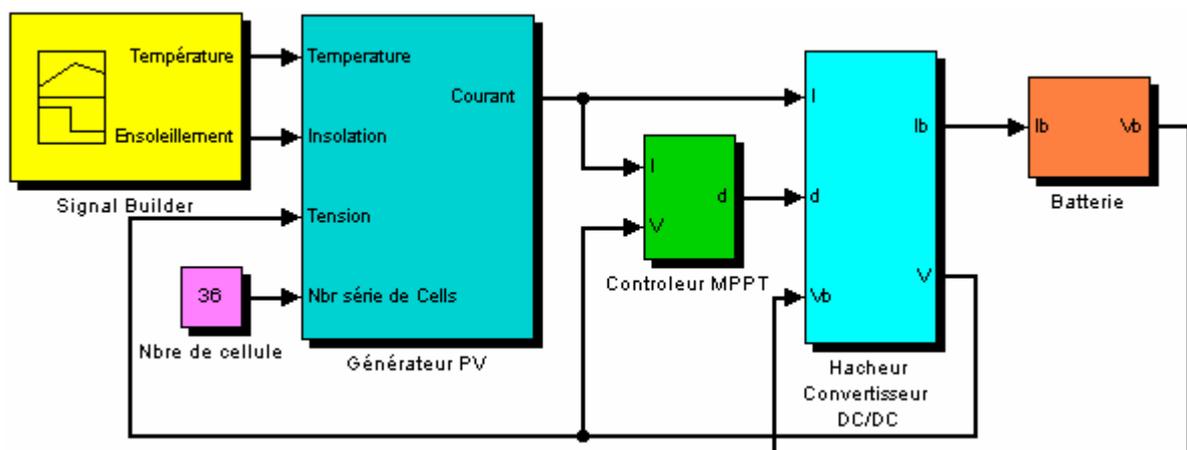


Figure 3.1. Schéma fonctionnel du système PV global utilisé pour la simulation.

3.2. Fonctionnement d'un générateur PV à sa puissance maximale

3.2.1. Principe

La conception globale de systèmes photovoltaïques optimisés est par nature difficile. En effet, côté source, pour un générateur photovoltaïque (PV), la production de puissance varie fortement en fonction de l'éclairement, de la température, mais aussi du vieillissement global du système.

Chaque charge, que ce soit en continu (DC) (batteries, certains appareils électroménagers destinés à des réseaux continus isolés) ou bien en alternatif (AC) (réseau électrique Algérien 220 V/50 Hz, certains moteurs), possède un comportement propre. De plus, souvent, la charge varie brutalement en fonction de la consommation des utilisateurs, ce qui est souvent difficile à prévoir surtout sur des petits réseaux locaux.

Ainsi, pour qu'une connexion source-charge soit possible, un point de fonctionnement correspondant à l'intersection des caractéristiques électriques doit exister. Pour mieux comprendre ceci, prenons par exemple le cas d'une connexion directe entre un générateur PV et une charge purement résistive R_i d'une part et d'autre part entre un générateur PV et une batterie d'une résistance interne R_i . Nous regardons l'influence de la nature de la charge, comme illustré dans la figure 3.2 et figure 3.3.

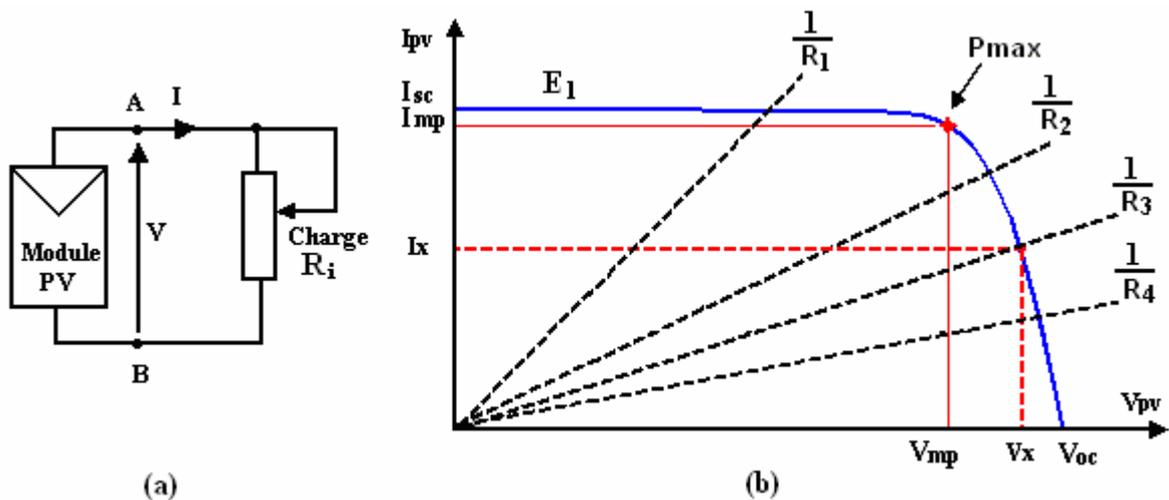


Figure 3.2. (a) Connexion électrique directe entre un générateur PV et une charge.

(b) Points de fonctionnement résultant de l'association des générateurs PV sous un niveau d'éclairement E_1 avec une charge résistive variable (R_1, R_2, R_3, R_4)

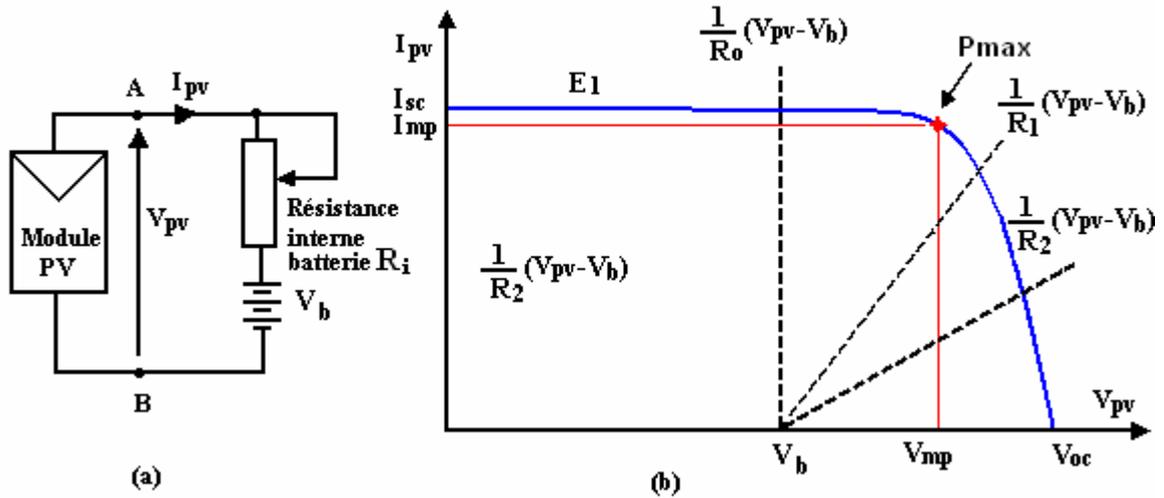


Figure 3.3. (a) Connexion électrique directe entre un générateur PV et une batterie.
 (b) Points de fonctionnement résultant de l'association des générateurs PV sous un niveau d'éclairement E_1 avec une batterie comme charge ayant ou pas une résistance interne R_i Variable (R_1, R_2)

Comme nous pouvons le constater sur la figure 3.2.(b) et la figure 3.3.(b), le fonctionnement du générateur PV dépend fortement des caractéristiques de la charge à laquelle il est associé. En effet, pour la charge résistive ou pour l'accumulateur de résistance interne R_i sont données pour différentes valeurs, l'adaptation optimale ne se produit que pour un seul point de fonctionnement particulier, nommé Point de Puissance Maximal (PPM) et noté dans notre cas P_{max} . Ces formes correspondent à la puissance maximale que peut délivrer un générateur PV pour une courbe $I(V)$ donnée. Pour la charge de type batterie, le point de connexion source-charge n'est pas optimal. Ainsi, lorsque l'on réalise une connexion directe source-charge, le rendement de l'ensemble est rarement optimal.

Dans le cas d'une connexion directe entre une batterie et un générateur PV, le rendement du système dépend de l'écart entre la tension optimale du générateur PV (V_{OP}) et la tension de batterie (V_b) qui varie en fonction de son état de charge. Ainsi pour une batterie au plomb de tension nominale de 12 V et un générateur PV constitué par exemple d'un module BP585 [26] de tension optimale $V_{OP} = 16,7V$ et de courant optimal $I_{OP} = 4,7A$:

- Avec la tension de la batterie en début de charge égale à 12 V et le courant de charge I_b égal à 5A, le point de fonctionnement sera égal au courant de court circuit du générateur PV, $I_{CC} = 5A$, Le rendement de l'ensemble sera :

$$\eta = \frac{V_b \times I_b}{V_{OP} \times I_{OP}} = \frac{12 \times 5}{16,7 \times 4,7} = 76,4\%$$

- Si l'état de charge de la batterie est telle que sa tension vaut 14 V, le rendement atteint

alors :

$$\eta = \frac{14 \times 4,9}{16,7 \times 4,7} = 87,4\%.$$

Pour que le générateur PV fonctionne le plus souvent possible dans son régime optimal, la solution communément adoptée est alors d'introduire un convertisseur statique qui joue le rôle d'adaptateur source-charge. Ce dernier par le biais d'une commande spécifique est alors susceptible de permettre au générateur de délivrer sa puissance maximale notée P_{\max} qui correspond à :

$$P_{\max} = V_{OP} \times I_{OP} \quad (3.1)$$

Où V_{OP} et I_{OP} représentent respectivement les tensions et courants optimaux du générateur PV pour une courbe $I(V)$ donnée. Il est à remarquer d'ores et déjà que, contrairement aux régulations de tension et de courant, les commandes MPPT qui sont des régulateurs de puissance d'entrée n'ont qu'un degré de liberté sur la régulation de la grandeur de sortie : soit le courant, soit la tension de sortie. Ceci exclut alors certains types d'applications nécessitant une forme de courant et de tension particulières.

3.2.2. Exemple d'interface de puissance

Considérons l'exemple de la figure 3.4, correspondant à un convertisseur DC-DC élévateur (boost). Ce type de convertisseur peut être utilisé comme adaptateur source-charge lorsque la charge a besoin d'une tension supérieure à celle du générateur PV, comme elle le montre la figure 3.5.

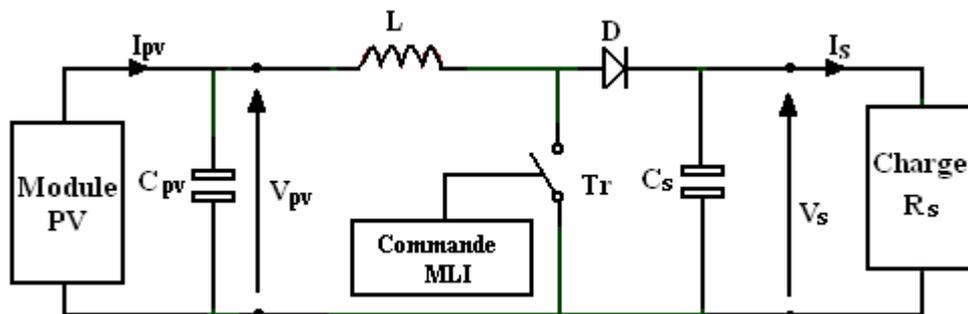


Figure 3.4. Exemple de convertisseur statique DC-DC pouvant être utilisé comme adaptateur entre un générateur PV et une charge

L'adaptation entre la source et la charge est réalisée par la variation du rapport cyclique d . En effet, si nous supposons que le boost fonctionne en conduction continue et si nous considérons que le rendement de ce dernier avoisine les 100%, alors les relations électriques entre les grandeurs d'entrée du convertisseur (correspondant à I_{PV} et V_{PV} du générateur PV) et de sortie du convertisseur (respectivement I_S et V_S) ne dépendent que du rapport cyclique d (voir Chp.2). L'adaptation optimale est alors réalisée lorsque I_{PV} et V_{PV} valent respectivement I_{OP} et V_{OP} (Figure 3.5.). Ceci correspond alors à une

résistance optimale R_{OP} du générateur répondant à l'équation suivante :

$$R_{OP} = \frac{V_{OP}}{I_{OP}} = (1 - d)^2 \times \frac{V_S}{I_S} = (1 - d)^2 \times R_S \quad (3.2)$$

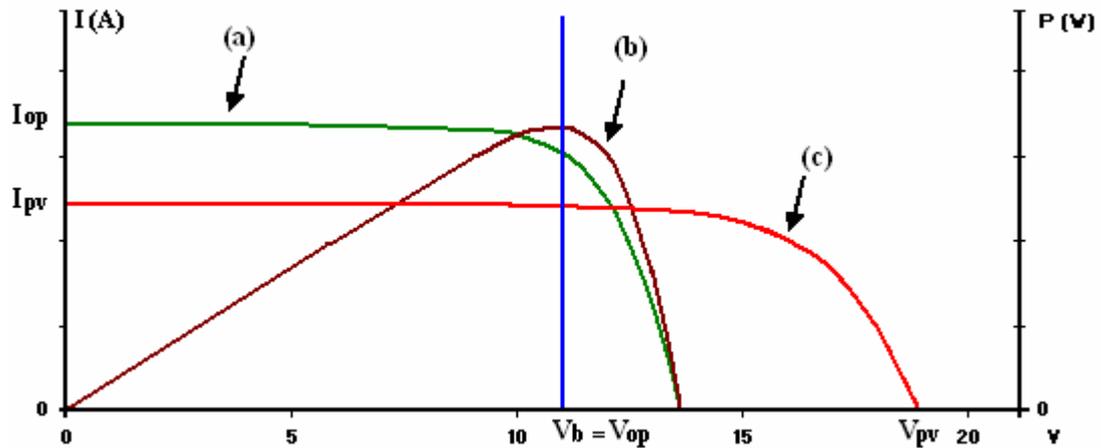


Figure 3.5. Utilisation d'un MPPT sur un convertisseur

- (a) Caractéristique I(V) à la sortie du convertisseur.
- (b) Caractéristique P(V) à la sortie du convertisseur.
- (c) Caractéristique I(V) à la sortie du module solaire.

L'utilisation d'un convertisseur entre la source et la charge (batterie) permet une translation de la caractéristique de puissance P(V) sur l'axe des tensions au fur et à mesure que la batterie se charge ou se décharge de telle sorte que le sommet de la caractéristique de puissance P_{max} restera toujours autour de la tension de la batterie V_b . Cela s'effectue par un réarrangement de la caractéristique I(V) à la sortie du convertisseur comme le montre la (Figure 3.5).

Cette adaptation source/charge qui se fait en intercalant un convertisseur peut être optimisée en ajustant le rapport cyclique d pour que d'un côté, le générateur puisse fonctionner à la valeur optimale de la charge R_{OP} et d'un autre côté, que la charge puisse varier « *à sa guise* » dans la mesure où le point d'intersection *source-charge* continue d'exister.

Il est alors à remarquer qu'une seule grandeur électrique aux bornes de la charge (courant ou tension) pourra être réglée. Cela impose donc une hypothèse de fonctionnement de la charge qui doit, soit accepter un courant quelconque lorsqu'elle impose la tension à la sortie du convertisseur statique, soit de grandes variations de tensions.

Pour que l'adaptation se fasse automatiquement à tout instant, un certain nombre de lois de commande ont été élaborées. Toutes ont pour objectif d'effectuer une recherche automatisée du PPM du système, en se basant sur la nature *convexe* des courbes de puissance du générateur PV ou, plus généralement, d'une source non-linéaire.

Dans le paragraphe suivant, nous présentons une synthèse des différents types de commande MPPT que l'on peut trouver dans la littérature. Cette étude permet d'en montrer les avantages et les inconvénients.

3.3. Synthèse des différentes MPPT rencontrées dans la littérature

Diverses publications sur des commandes assurant un fonctionnement de type MPPT apparaissent régulièrement dans la littérature depuis 1968, date de publication de la première loi de commande de ce type, adaptée à une source d'énergie renouvelable de type PV [34]. Étant donné le grand nombre de publications dans ce domaine, nous avons fait une classification des différents MPPT existants en les regroupant selon leur principe de base. La classification, en plus du principe, s'est effectuée selon des critères comme la précision du « *tracking* » ou la rapidité pour en faire une évaluation comparative. Il est à noter qu'une première évaluation comparative avait été faite par A. S. Kislovski en 1993 [35].

3.3.1. Base théorique de la commande extrémale

Le type de commande MPPT le plus développé et étudié pour des sources non linéaires comme le générateur PV est basé sur le principe de la commande extrémale ou du régulateur extrémal. Nous effectuons donc quelques rappels sur ses principes de base.

Soit un système de régulation ayant X_S comme grandeur de sortie et X_e comme grandeur d'entrée. Dans un grand nombre de systèmes de régulation, une seule mesure permet de connaître le rapport entre X_S et X_e . Et dans celui où la fonction reliant X_S à X_e se modifie au cours du temps de manière aléatoire, cela ne suffit pas. La régulation extrémale est alors une solution de régulation proposée pour ce type de système.

En effet, pour connaître la réponse en sortie, une des solutions consiste à déplacer le signal d'entrée X_e afin d'établir la relation entre X_S et X_e à un instant donné. On peut ainsi appréhender si X_S évolue ou non vers l'extrémal. Dans la littérature, le déplacement de X_e porte le nom d'action de recherche. L'information obtenue à l'aide de cette action permet de faire évoluer X_e pour que X_S atteigne sa valeur extrémale. Ceci est nommé l'action de travail du système. Il est à remarquer que l'action de recherche constitue une perturbation dans le régulateur extrémal, provoquant ainsi un mouvement oscillant autour de l'extremum. De plus, elle permet de connaître d'une manière plus ou moins approchée la pente (ou le signe) d'une caractéristique extrémale. L'action effectuée a pour but de commander le système pour que X_S atteigne sa valeur extrémale.

Dans le domaine de la conversion d'énergie, ce type de régulation est calculé dans les commandes MPPT. Ainsi, associées à un ou plusieurs convertisseurs statiques, assurant l'interface de puissance, ces commandes permettent au générateur d'énergie de produire une puissance maximale, et ce, le plus souvent possible.

3.3.2. Les premiers types de commande MPPT

L'algorithme mis en oeuvre dans les premiers MPPT conçus était relativement simple. En effet, les capacités des microcontrôleurs disponibles à cette époque étaient faibles et les applications, surtout destinées au spatial avaient beaucoup moins de contraintes en variation de température et d'éclairement que les applications terrestres. Appliqué au photovoltaïque, son principe a d'abord été décrit par A.F. Boehringer [34]. La commande décrite dans cet article est basée sur un algorithme de contrôle adaptatif, permettant de maintenir le système à son point de puissance maximum (PPM). Ce dernier est décrit en figure 3.6 et peut être implanté entièrement sur un calculateur.

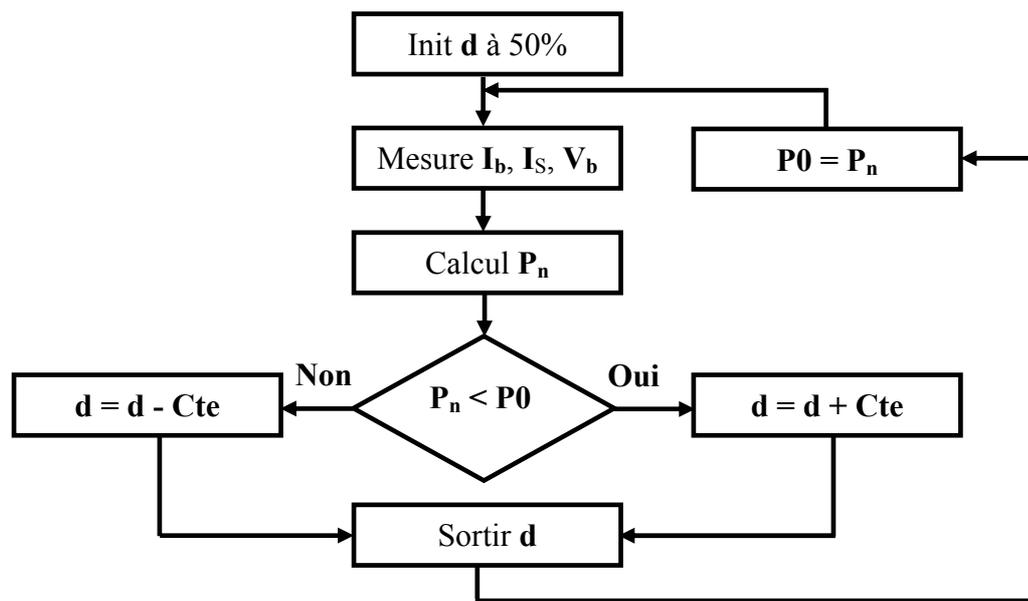


Figure 3.6. Principe classique d'une MPPT pouvant être implantée sur calculateur [34].

Le système démarre avec un rapport cyclique initial d_0 et une puissance initiale P_0 . Après avoir effectué la mesure du courant I_b et de la tension V_b aux bornes de la batterie et du courant de charge I_s , le produit $[(I_b + I_s) \times V_b]$ est calculé. Ce dernier est l'image de la puissance instantanée P_n délivrée par le générateur PV à l'instant où la mesure a été effectuée. Cette image est alors comparée à la puissance P_0 . Si P_n est inférieure à P_0 , alors d est incrémenté, sinon d est réduit. Une fois d modifié, P_0 prend la valeur P_n et on effectue une nouvelle mesure de I_b , V_b et I_s pour calculer la nouvelle puissance P_n .

Un exemple d'algorithme MPPT équivalent à celui de la figure 3.6 est décrit en [36] pour l'énergie éolienne. Dans ce type d'implantation soit sur PC, soit sur microprocesseur, les lois de commande basées sur des algorithmes de calcul numériques ont été créées avec des précisions et rapidité de convergence de PPM différentes. Cela nécessite un élément de calcul numérique (comme un μ - contrôleur ou un μ -processeur) associé à des convertisseurs analogique / numérique (CAN) et numérique / analogique (CNA) pour assurer la conversion des mesures de tension

et/ou de courant nécessaires ainsi que la restitution du rapport cyclique.

Ainsi, par un algorithme numérique de recherche, on peut régler la précision de cette commande de façon à obtenir un rendement proche de 100 % en fonction de l'algorithme implanté. Cependant, il faut tout d'abord tenir compte des pertes liées à la conversion numérique. De plus, le temps de calcul de la MPPT est directement fonction de l'algorithme implanté ainsi que des performances du microprocesseur. Ces dernières limitent en effet la fréquence de commande des interrupteurs en dessous de la centaine de kHz et limitent ainsi la dynamique globale de la commande.

3.3.3. Commandes MPPT destinées aux applications spatiales

La commande de type analogique développée par D.J. Caldwell et al. dans [37] (figure 3.7.) est basée sur la mesure du courant de sortie du convertisseur. Dans cet article, cette commande est appliquée sur un convertisseur abaisseur de type Buck et une batterie comme charge. Elle est surtout destinée à des applications spatiales où les changements d'éclairements sont rares et lents. Une évaluation de la puissance délivrée en sortie est faite par un seul type de mesure (courant de sortie) en faisant l'hypothèse que la tension aux bornes de la batterie ne varie pas. Ceci restreint d'une part, le champ d'application de cette commande du point de vue du type de charges possibles et d'autre part, à cause de l'hypothèse simplificatrice (tension délivrée par la batterie quasi constante), le niveau de rendement obtenu est forcément plafonné. De plus, aucun résultat n'est indiqué dans cet article concernant les rendements obtenus.

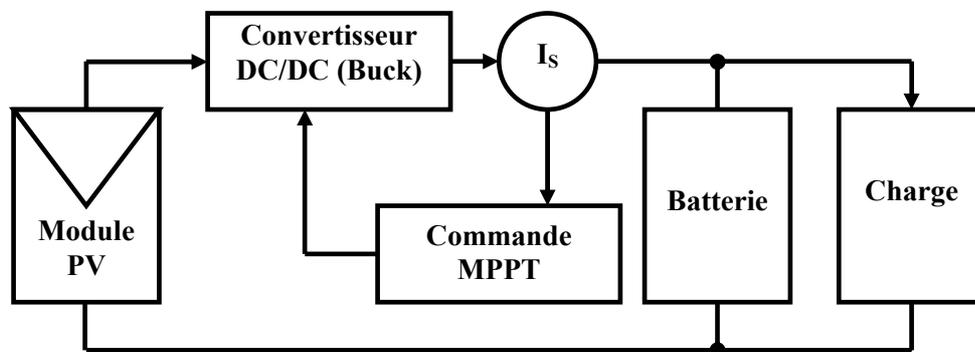


Figure 3.7. Système d'alimentation pour les applications spatiales [38].

3.3.4. Commande MPPT par contre réaction de tension

Ce genre de mécanismes repose sur le contrôle de la tension de fonctionnement des panneaux par la comparaison de cette tension avec une tension de référence. Cela génère une tension d'erreur qui fait varier le rapport cyclique de la MLI de commande afin d'annuler cette erreur. Selon la nature de cette tension de référence (fixe ou variable, interne ou externe) on dénombre trois types de méthodes :

3.3.4.1. Contre réaction de tension par V_{ref} fixe

Cette méthode est basée essentiellement sur une simple comparaison entre la tension de sortie d'un panneau PV avec une tension de référence prédéfinie, pour ajuster continuellement le rapport cyclique d du convertisseur DC/DC. Cette tension correspond à la tension moyenne de l'intervalle des points des puissances maximales relevées par des tests sous différentes conditions d'ensoleillement et de température en agissant simplement sur les différents facteurs de pondération lors de la mise au point afin de générer le maximum de puissance.

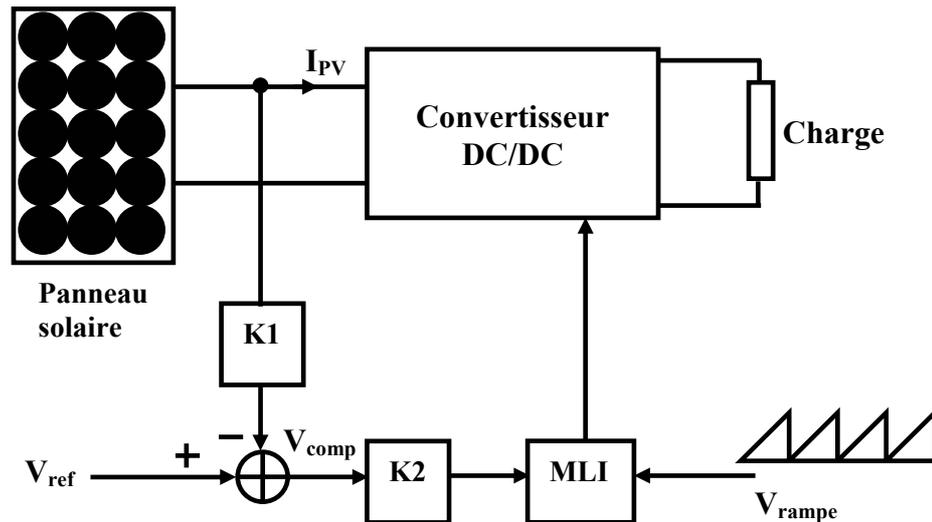


Figure 3.8. MPPT par contre réaction de tension avec une tension de référence fixe.

3.3.4.2. Contre réaction de tension par $V_{ref} = f(V_{OC})$

Il est à souligner que Salameh [38] a développé après 1988 une nouvelle méthode MPPT analogique basée, celle-ci, sur le lien entre la tension de circuit ouvert V_{OC} et la tension optimale du générateur V_{OP} (tension optimale de la source permettant d'obtenir P_{max}) qui présentent une relation quasi linéaire (équation (3.3)). En effet, celle-ci consiste à effectuer la mesure de la tension V_{OC} du circuit ouvert du panneau solaire régulièrement par une déconnexion de ce dernier de l'entrée du convertisseur avec une certaine fréquence, et cela pour ajuster la nouvelle valeur de V_{ref} sur une certaine fraction de la tension du circuit ouvert qui a été déterminée à travers une série de mesure pour être fixé à 76% de V_{OC} . Ainsi V_{comp} est la tension résultante de la différence entre V_{OC} et V_{ref} , qui est utilisée comme entrée de commande MLI du convertisseur DC-DC.

Remarquons, donc que cette méthode donne une estimation de la tension de commande du panneau PV en tenant compte de l'état réel de fonctionnement du panneau comme l'effet de l'ensoleillement, la température, l'occultation, vieillissement et l'accumulation de poussière sur la surface des cellules, mais elle ne peut pas être considérée comme un vrai moyen de poursuite MPP, étant donné que l'ajustement de V_{ref} à 76% de V_{OC} est toujours une fraction fixe.

En effet, par une simple observation, on peut en déduire que V_{OP} et V_{OC} sont proportionnels sur une large plage de fonctionnement. Cette relation peut souvent être considérée comme un simple coefficient multiplicatif tel que :

$$V_{OP} = Cte \times V_{OC} \quad (3.3)$$

Il est à remarquer que la constante Cte est généralement comprise entre 0,7 et 0,85 selon la température et le type de générateur PV utilisé. Cela implique une connaissance intrinsèque de l'environnement du système PV en terme de variation de température et du vieillissement qui est souvent laissé à la discrétion de l'utilisateur. En effet, ce type de système nécessite un calibrage de la cellule de multiplication avant toute utilisation. Ainsi, par cette méthode, l'évaluation de la puissance reste approximative quand l'on considère un système terrestre où la température, le taux d'éclairement ainsi que son inclinaison varient dans de grandes proportions, même au cours d'une même journée. L'atteinte de rendements élevés peut être compromise selon les conditions d'utilisation. En appliquant cette méthode nous avons considéré, dans une première évaluation, qu'environ 10% de la puissance disponible aux bornes du générateur PV serait perdue.

3.3.4.3. Contre réaction de tension par une cellule pilote

Dans la méthode précédente, l'interruption du fonctionnement du circuit pour mesurer V_{OC} cause des pertes de puissance et un bruit dans les circuits électriques. Pour éviter ces problèmes, une cellule PV supplémentaire dite cellule pilote (de même type que le générateur PV) est ajoutée au panneau solaire. La tension à circuit ouvert de cette cellule mesurée continuellement va nous donner une information implicite de la tension en circuit ouvert de l'ensemble des panneaux solaires, puis par le biais d'une multiplication par une constante que nous avons noté précédemment Cte et par le nombre de cellules du panneau qui sont en série, de déduire la tension V_{OP} du générateur PV.

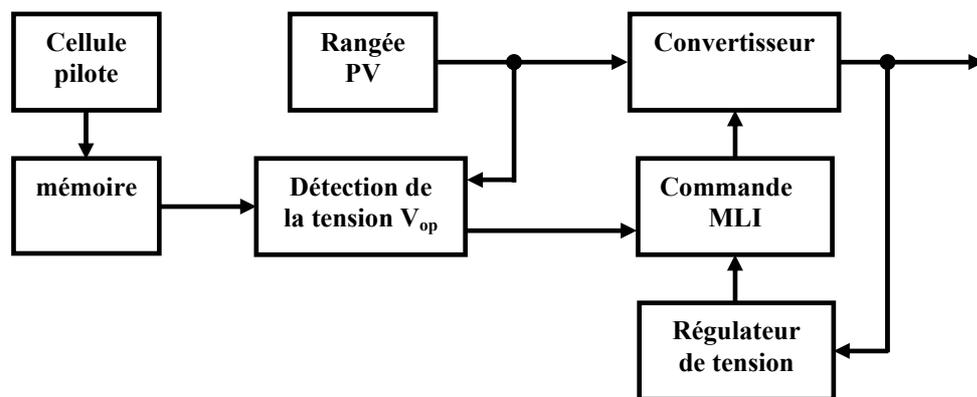


Figure 3.9. Exemple d'une commande MPPT analogique basée sur la mesure de la tension de circuit ouvert V_{OC} du générateur PV [38]

3.3.5. Commande MPPT par contre réaction de courant

3.3.5.1. Contre réaction de courant par $I_{ref} = f(I_{CC})$

Par analogie avec les méthodes de contre réaction de tension, le courant de court-circuit du panneau solaire permet de connaître la valeur du courant optimal de fonctionnement du panneau pour extraire le maximum de puissance. Le courant optimal est proportionnel au courant de court circuit, le coefficient de proportionnalité étant quasi constant en fonction des conditions d'ensoleillement et de température.

Dans ce cas on a deux types de fonctionnement : soit on choisit une pondération constante, pour récolter un maximum de puissance selon les conditions de fonctionnement fréquentes, soit on corrige ce rapport en fonction des conditions atmosphériques de fonctionnement.

La méthode à tension de référence fixe n'est pas applicable dans le cas de la contre réaction de courant à cause de la grande déviation du courant optimal pour différents ensoleillements et températures.

Dans cette méthode l'utilisation d'une cellule pilote comme source d'information de courant de court-circuit de l'ensemble des panneaux est impossible par le fait que court-circuiter en permanence cette cellule cause un échauffement supplémentaire qui va fausser l'information générée et risque d'amener la destruction rapide de la cellule.

3.3.5.2. Contre réaction par maximisation de courant de sortie

La quasi totalité des méthodes MPPT utilisent le courant de sortie I_{PV} du panneau PV, ainsi que sa tension de sortie V_{PV} comme informations sur la puissance actuelle disponible à la sortie du panneau, ceci pour pouvoir ajuster la tension V_{PV} de sortie de panneau à l'aide du convertisseur DC-DC afin de déplacer le point de fonctionnement du panneau solaire au voisinage de son MPP.

Notons que Sullivan et Powers [39] ont présenté une nouvelle méthode MPPT en utilisant seulement une mesure de courant pour obtenir l'information sur le point opérationnel actuel du système.

Leur méthode est fondée sur l'hypothèse que lorsque la charge est constituée par des batteries la tension de la charge est approximativement constante, c'est à dire que la maximisation de la puissance de sortie revient à maximiser le courant de charge de la batterie I_b . Ceci signifie qu'au lieu de trouver et de réduire le rapport $\frac{dP}{dt}$ au minimum, cette technique cherche à commander et réduire au minimum le rapport $\frac{dI_b}{dV}$. Donc l'information obtenue de la mesure du courant est interprétée de la même manière car le signal de puissance a été employé dans les méthodes de poursuite précédente. L'avantage de cette méthode est qu'elle n'est pas complexe, contrairement à d'autres, sachant que le courant d'entrée de la

batterie à maximiser I_b est le même que le courant d'entrée du convertisseur DC-DC. Et l'action de maximiser la puissance est équivalente à maximiser le courant. Cela revient à dire que la variation de la puissance au niveau de la batterie par rapport à son courant d'entrée est strictement supérieure à zéro c-à-d $\frac{dP_b}{dI_b} > 0$. Cela a peut être donc exprimé de la façon suivante :

$$0 < \frac{V_b}{I_b} + \frac{dV_b}{dI_b} < \infty \quad (3.4)$$

Il faut savoir que la relation (3.4) n'est valable que dans le cas où la charge est une batterie, car dans le cas contraire tel qu'un moteur à courant continu ou une charge résistive, le rapport $\frac{dP}{dI}$ est nul au point MPP et il sera alors impossible de synthétiser le MPP seulement de la composante du courant mesuré.

3.3.6. Contre réaction de puissance

Le but de cette méthode est aussi d'augmenter la puissance de sortie du panneau PV. Certaines applications demandent de maximiser la puissance à la charge, mais selon les travaux de Sullivan et Powers [39] il apparaît que maximiser la puissance au niveau de la charge (ex. moteur à courant continu) revient parfois à maximiser aussi la puissance absorbée dans ses enroulement, sans avoir une maximisation de puissance mécanique à la sortie.

Donc pour ne pas acheminer l'architecture de la commande MPPT de la présente méthode dans le contexte de l'exigence en puissance d'une charge, il est préférable de concevoir une architecture générale capable de poursuivre la maximisation de la puissance électrique juste à la sortie du panneau solaire.

Son principe de base est donc bâti autour de la mesure des deux composantes principales, le courant I_{PV} et la tension V_{PV} de sortie du panneau. L'évaluation de la puissance instantanée de ce dernier est élaborée par une simple multiplication de ces deux composantes $P_{PV} = I_{PV} V_{PV}$ par un algorithme de recherche itératif qui se charge de trouver et de corriger en temps réel la position du PPM, donc la puissance maximale, en effectuant la recherche dans un sens. L'algorithme maintien ce sens si la puissance de sortie augmente constamment et dans le cas contraire il change le sens de recherche, étant donné que l'opération toute entière est numérisée. On peut dire que le PPM à une certaine précision n'est jamais atteint, ce qui est dû d'une part aux valeurs arrondies par la carte d'acquisitions, des grandeurs mesurées à la sortie du panneau PV, et d'autre part, au calcul de la dérivée $dP \approx \Delta P(k) = P(k) - P(k-1)$ qui est toujours approchée avec une certaine précision.

3.3.7. Les MPPT à implantation analogique

L'implantation de ce type de commande est effectuée avec des composants logiques et analogiques sans qu'aucun calcul ne soit nécessaire. Ceci permet aux commandes d'avoir une

grande dynamique et donc d'être très rapides vis à vis des diverses perturbations, les temps de réponse étant limités uniquement par les temps de retard des différents éléments analogiques. De plus, leur principe est souvent moins complexe que l'équivalent en numérique. Ainsi, ce type de commande présente l'avantage de pouvoir fonctionner à des fréquences de découpage plus élevées que dans un circuit numérique classique. Elles peuvent notamment dépasser le MHz. Cela permet de réduire d'autant la taille des composants passifs des convertisseurs statiques assurant la conversion de puissance.

Les premiers travaux relatant une implantation analogique performante ont été décrits en 1988 par Salameh (figure 3.10) [40]. Malgré un algorithme performant permettant l'oscillation du système autour du point de puissance maximum dans des conditions de variations lentes d'éclairement, cette commande nécessite d'effectuer un compromis entre rapidité et précision (faible taux d'oscillations et bonne dynamique en cas de changement d'éclairement ou de charge). À cause de cela, l'implantation analogique de ce type de commandes a longtemps été exclue.

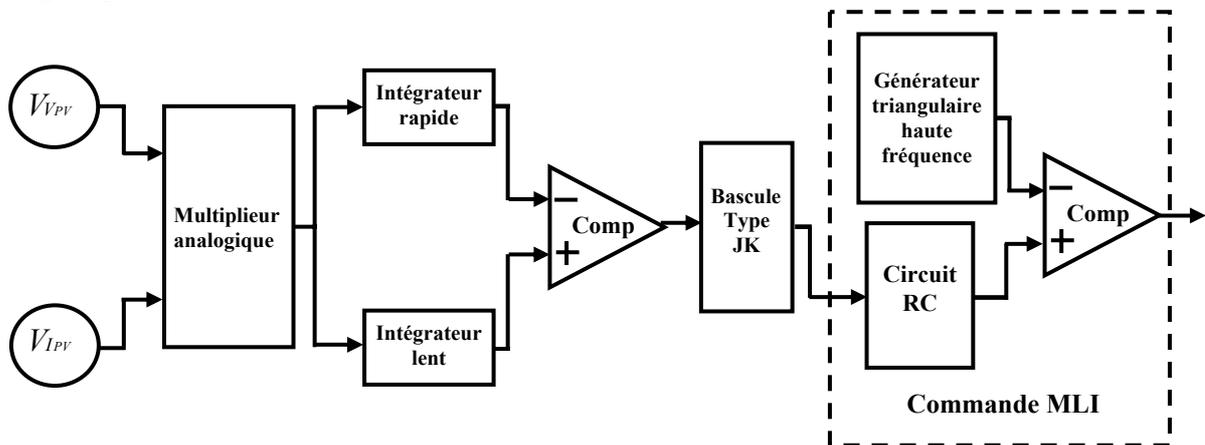


Figure 3.10. Exemple d'une commande MPPT simple implantée en analogique

3.3.8. MPPT par oscillations forcées

Dans les méthodes précédentes la dérivée de la puissance du panneau est utilisée pour déterminer la position du MPP avec différentes manières de traitements. Un ajustement approprié de la tension de fonctionnement par la suite mène à un point de fonctionnement oscillant étroitement autour du MPP qui n'est jamais atteint et le point de fonctionnement oscille autour. Ce fonctionnement est nommé Auto-oscillation.

La méthode proposée dans ce paragraphe est un mécanisme de tracking à oscillation forcée. En injectant un faible signal sinusoïdal d'une centaine de Hertz dans la tension du panneau avec une simple addition, cela implique que la puissance de sortie du panneau à une composante sinusoïdale, de phase et d'amplitude fonctions de la position du point de fonctionnement par rapport au point MPP.

Si le point de fonctionnement se situe dans la partie basse du point de puissance maximale le signal $S1$ porté par la puissance est en phase avec le signal injecté $S0$. Si le point

de fonctionnement se situe dans la partie haute du point MPP le signal $S3$ de puissance est en opposition de phase par rapport au signal de référence injecté $S0$. Enfin, si le point de fonctionnement se trouve exactement sur le point MPP la fréquence du signal de puissance $S2$ est le double de celle du signal de référence $S0$, (figure 3.11).

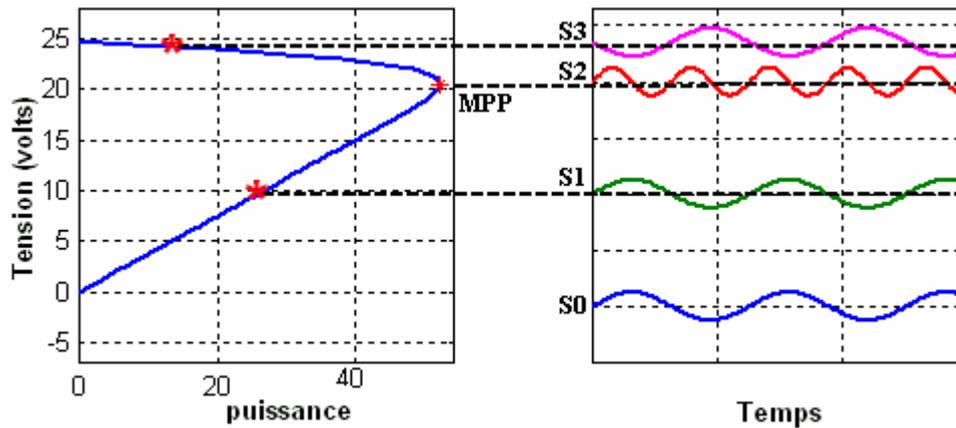


Figure 3.11. Ondulation de puissance provoquée par la modulation de tension.

3.3.9. MPPT à implantation mixte

Ce nouveau type de MPPT, à implantation mixte logique-analogique, est basé sur l'addition d'un filtre nommé LFR (Loss Free Resister). Ce concept a été développé par S. Singer dans le cas général de source de puissance fortement non-linéaires [41]. Toutefois, le dimensionnement de ce filtre qui, en l'occurrence, est un filtre de type CLC en Π d'ordre 3 reste la partie délicate de la commande.

Une contrainte supplémentaire sur le fonctionnement des convertisseurs statiques est à noter. En effet, ils doivent fonctionner en DCM (mode discontinu). Cela entraîne une contrainte sur le dimensionnement des convertisseurs statiques associés à cette commande. Cette commande à dynamique rapide (temps de réaction de 15 ms) présente de forts taux d'oscillations en transitoire (lors de changements d'éclairements ou de charge).

3.3.10. Algorithme perturbation et observation (P&O)

La méthode de P&O est une approche largement répandue dans le domaine des techniques MPPT, parce qu'elle est simple. Elle exige seulement des mesures sur la tension de sortie du panneau V_{PV} et son courant de sortie I_{PV} et elle peut donc tout de suite dépister le point de puissance maximum en générant à sa sortie une tension V_{ref} . Comme son nom l'indique, la méthode de P&O fonctionne par la perturbation de V_{PV} et l'observation de son impact sur le changement de la puissance de sortie du panneau PV.

La figure 3.12 est un organigramme de l'algorithme P&O. Cet algorithme est conçu de sorte qu'il fonctionne sur un calculateur et donc à chaque cycle de l'algorithme, V_{PV} et I_{PV} sont mesurés pour calculer $P_{PV}(k)$. Cette valeur de $P_{PV}(k)$ est comparée avec celle de $P_{PV}(k-1)$ déjà calculée à l'itération précédente. Si maintenant la puissance de sortie a

augmenté depuis la dernière mesure, la perturbation de la tension de sortie continuera dans la même direction que celle qui a été prise au dernier cycle.

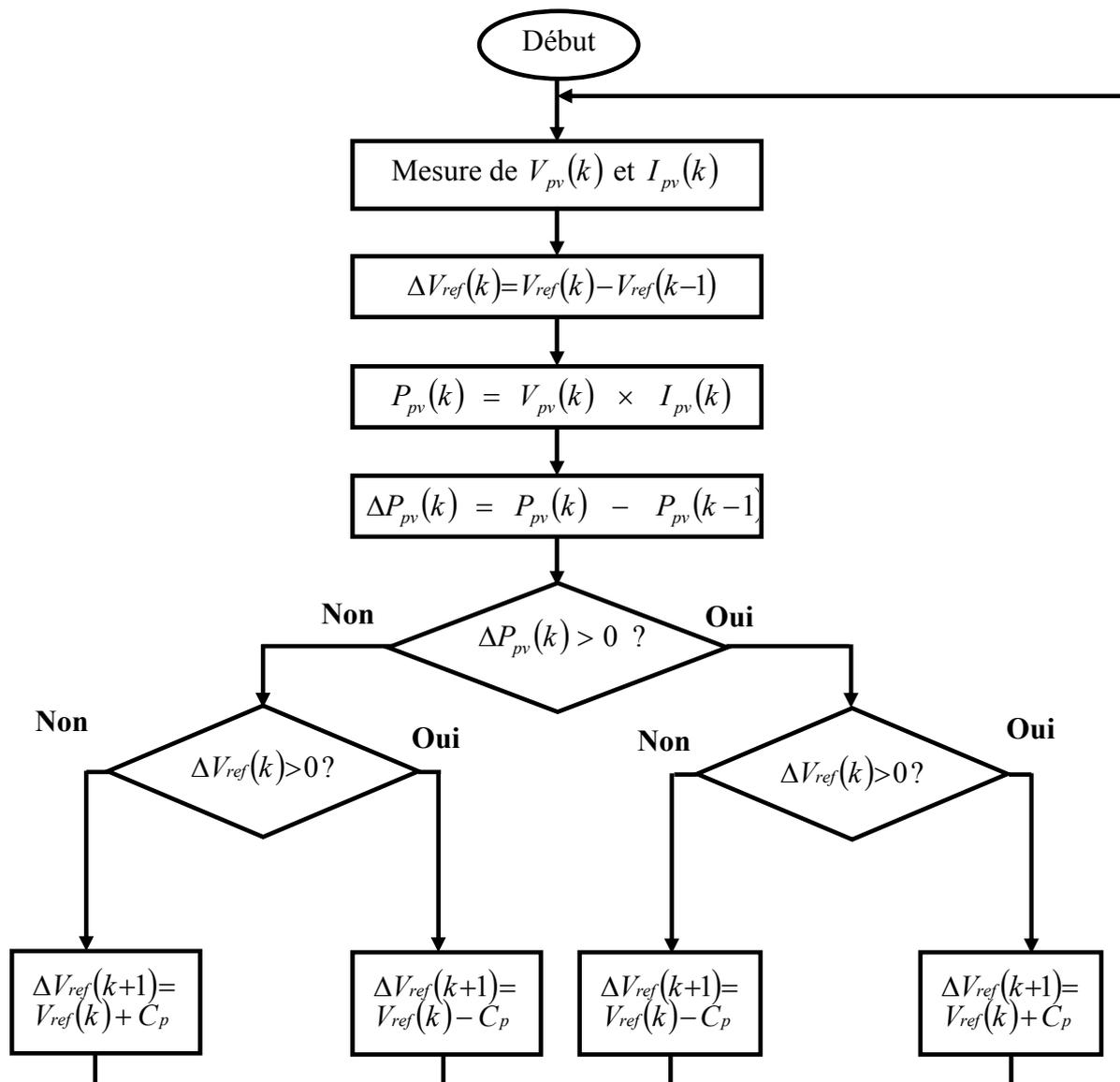


Figure 3.12. Organigramme de l'algorithme P&O (C_p est la largeur du pas de perturbation).

Si la puissance de sortie a diminué depuis la dernière mesure, V_{PV} est perturbé dans la direction opposée de celle de l'itération précédente. V_{PV} est ainsi perturbée à chaque cycle MPPT. Quand le point de puissance maximale est atteint, V_{PV} oscille autour de la valeur optimale V_{OP} . Ceci cause une perte de puissance qui augmente avec la taille du pas de la perturbation. Si cette largeur de pas est grande, l'algorithme MPPT répondra rapidement aux changements soudains des conditions de fonctionnement, mais les pertes en puissance seront importantes lorsque les conditions de fonctionnement sont stables ou lentement changeantes. En d'autres termes, si la taille du pas est petite, les pertes de puissance sous des conditions de

fonctionnement stables ou lentement changeantes seront inférieures mais le système ne pourra pas répondre rapidement aux changements rapides de la température ou de l'ensoleillement.

L'inconvénient de la technique MPPT par P&O est que dans le cas d'un changement rapide dans les conditions d'éclairement, tel qu'une voiture électrique qui rentre dans un tunnel, cette méthode peut déplacer le point de fonctionnement dans la mauvaise direction comme il est représenté à la figure 3.13.

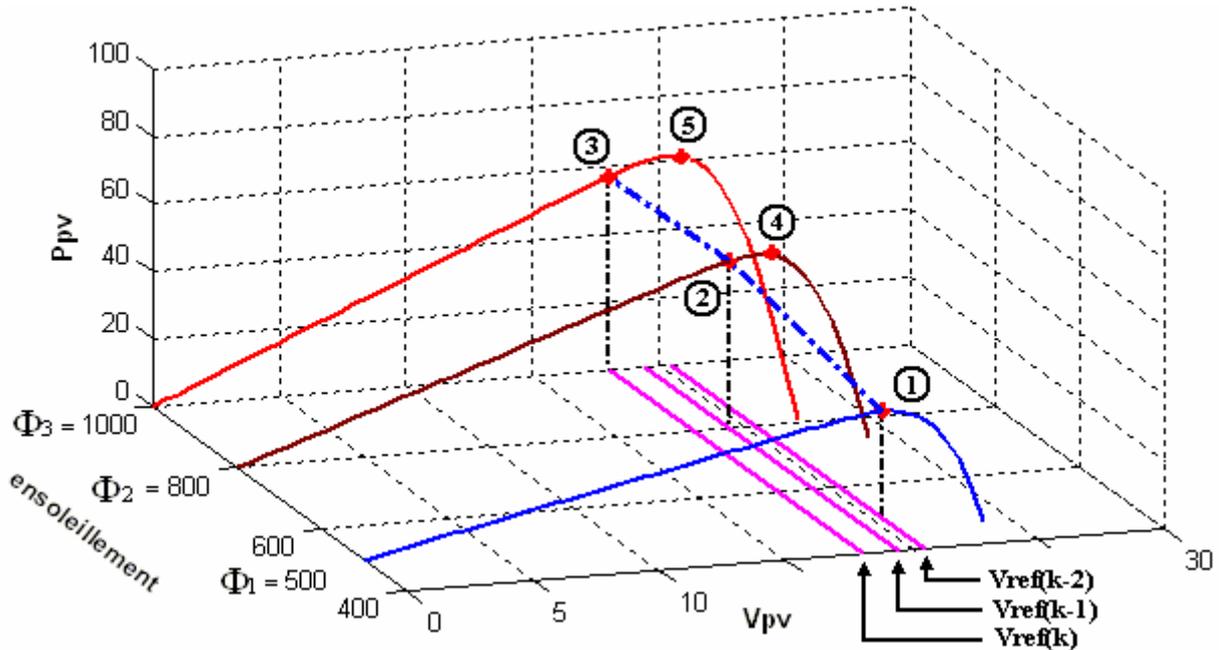


Figure 3.13. Déviation de la méthode de perturbation et observation du point MPP.

Au début, la tension de fonctionnement du convertisseur est au point 1, qui est le point de puissance maximale. Supposons qu'une perturbation (ex. changement d'éclairement) déplace le point de fonctionnement vers le point 2. Durant cette période de perturbation, l'ensoleillement a augmenté de Φ_1 à Φ_2 . Ceci mène à une augmentation de la puissance mesurée à la sortie du convertisseur de P_{pv1} vers P_{pv2} . Cependant le point de puissance maximum à cette valeur d'ensoleillement est au point 4, qui correspond à la puissance maximale P_{max, Φ_2} . Dans la perturbation suivante, l'algorithme de P&O décrémentera la tension de fonctionnement du convertisseur beaucoup plus à gauche à $V_{ref}(k-1)$. Et encore une augmentation de puissance sera mesurée si l'ensoleillement augmente de Φ_2 vers Φ_3 avec un nouveau point de puissance maximale au point 5. De cette façon l'algorithme de P&O continuera à déplacer le point de fonctionnement du convertisseur plus loin du point de puissance maximum réel vers $V_{ref}(k)$ figure 3.13, et donc plus de puissance sera perdue. Cette mauvaise correction du MPP continuera jusqu'à ce que le changement de l'ensoleillement ralentisse ou se fixe.

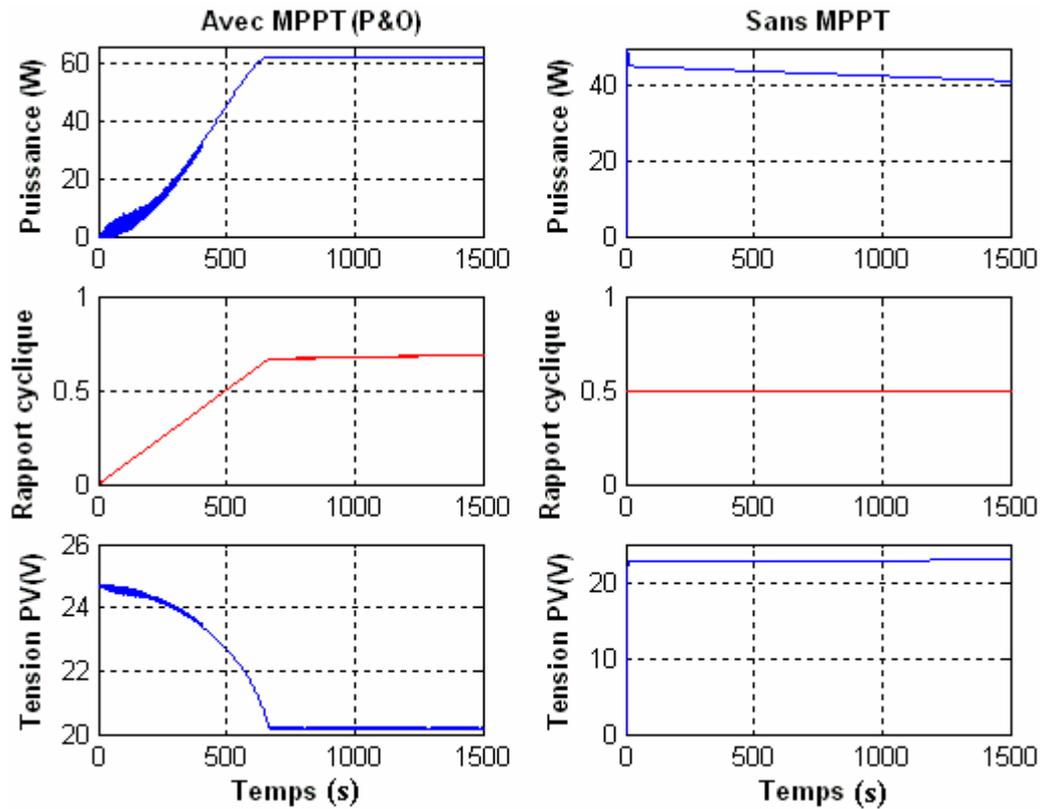


Figure 3.14. Forme d'onde avec MPPT et sans MPPT, de la puissance, du rapport cyclique et de la tension du panneau PV, en utilisant la méthode P&O combiné avec un hacheur Buck à $T=25^{\circ}\text{C}$ et $S=1000\text{ W/m}^2$.

3.3.11. Amélioration de l'algorithme perturbation et observation (P&O)

Pour remédier à l'inconvénient majeur de la déviation de la méthode P&O lors de la recherche du MPP durant l'augmentation rapide des niveaux d'insolation, une version améliorée de cet algorithme est proposée par HANNES [22]. Ce dernier a introduit une nouvelle condition dans la branche « **Oui** » de condition $\Delta P_{pv}(k) > 0$ dans la structure de l'organigramme de l'algorithme de P&O (la figure 3.12).

Si le signe $\Delta P_{pv}(k)$ est positif durant les deux derniers cycles précédents ou si la direction de la perturbation était dans la même direction dans les deux derniers cycles, alors la direction de la prochaine perturbation sera inversée par rapport à la direction précédente, sans avoir besoin de tenir en compte de la puissance. Le tableau 3.1 résume toutes les combinaisons possible qui sont dénombrés à 16 combinaisons possible ayant comme entrées $\Delta P_{pv}(k)$, $\Delta P_{pv}(k-1)$, $\Delta V_{ref}(k)$, $\Delta V_{ref}(k-1)$ et comme sortie résultante pour le sens de la prochaine perturbation la tension de référence $\Delta V_{ref}(k+1)$.

Tableau 3.1. Table de vérité de l'algorithme « perturbation et observation améliorée »
 S : L'ensoleillement, V_p : Tension de fonctionnement, V_{mp} : Tension de la puissance maximale.

$\Delta V_{ref}(k-1)$	$\Delta P_{pv}(k-1)$	$\Delta V_{ref}(k)$	$\Delta P_{pv}(k)$	Statut	$\Delta V_{ref}(k+1)$
-	-	-	-	Invalide	+
-	-	-	+	Invalide	+
-	-	+	-	Diminution de S	-
-	-	+	+	$V_p < V_{mp}$	+
-	+	-	-	$V_p \approx V_{mp}$	+
-	+	-	+	Nouvelle condition	+
-	+	+	-	$V_p > V_{mp}$	-
-	+	+	+	Augmentation de S	-
+	-	-	-	Diminution de S	+
+	-	-	+	$V_p > V_{mp}$	-
+	-	+	-	Invalide	-
+	-	+	+	Invalide	-
+	+	-	-	$V_p < V_{mp}$	+
+	+	-	+	Augmentation de S	+
+	+	+	-	$V_p \approx V_{mp}$	-
+	+	+	+	Nouvelle condition	-

On remarque donc que cette amélioration est tout à fait l'inverse de la méthode simple de P&O où l'augmentation de la puissance de sortie deux fois successives dans la même direction de la perturbation peut être le fruit d'une déviation du vrai MPP. Tandis que dans la version améliorée si l'augmentation de puissance de sortie est provoquée par la perturbation de la tension de sortie et pas par une augmentation de l'insolation, la valeur pour $P(k)$ diminuera tout de suite par le sens opposé proposé par le contrôle et donc le retour à la direction précédente.

Dans le cas où l'augmentation de la puissance est provoquée par une augmentation de l'insolation, la puissance augmentera toujours même avec cette inversion de la perturbation. Par conséquent le système oscillera autour de son point de fonctionnement précédent jusqu'à ce que l'augmentation de l'insolation finisse.

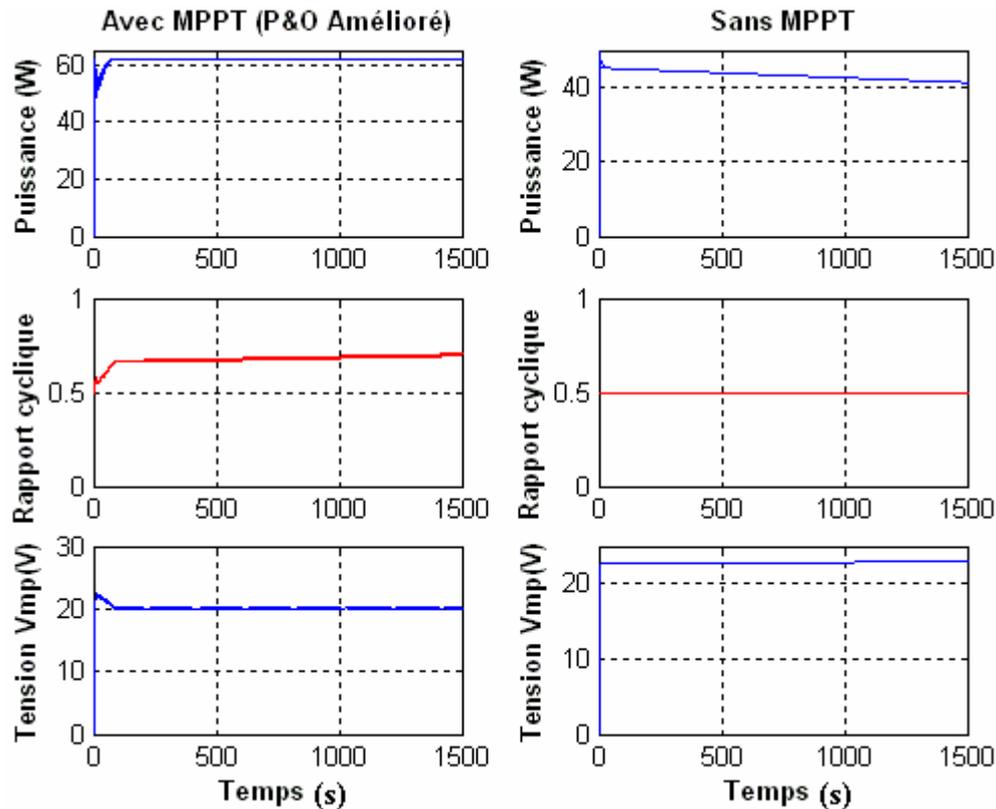


Figure 3.15. Forme d'ondes avec MPPT et sans MPPT, de la puissance, du rapport cyclique et de la tension du panneau PV, en utilisant la méthode P&O Améliorée combinée avec un hacheur Buck à $T=25^{\circ}\text{C}$ et $S=1000\text{ W/m}^2$.

Un fonctionnement comparatif avec et sans un contrôleur MPPT d'un système PV est montré aux figures 3.14 et 3.15. Qui montrent que lorsqu'un système PV est dépourvu de tout contrôleur MPPT, une dégradation du niveau de puissance de sortie est nettement observée. Cette dégradation de l'amplitude du signal de puissance au fur et à mesure, est causée par la tension de batterie qui augmente lentement dans tout le processus du chargement, et qui translate le point de fonctionnement plus loin du PPM réel sans compensation.

3.3.12. Méthode d'incrément de conductance

Pour éviter les inconvénients de la méthode P&O, une autre méthode MPPT dite incrément de conductance est proposée par Hussein et al [42]. Elle est basée sur le principe de la dérivée nulle de la puissance de sortie P_{PV} du panneau PV par rapport à sa tension de sortie V_{PV} au point de puissance maximale MPP.

La caractéristique $P_{PV} = f(V_{PV})$ d'un panneau PV prouve plus loin, que sa dérivée est positive à gauche du point de puissance maximale (PPM) et négative à sa droite.

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dP_{PV}}{dt} = 0 \quad \text{pour} \quad V = V_{mp} \end{array} \right. \quad (3.5)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dP_{PV}}{dt} > 0 \quad \text{pour} \quad V > V_{mp} \end{array} \right. \quad (3.6)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dP_{PV}}{dt} < 0 \quad \text{pour} \quad V < V_{mp} \end{array} \right. \quad (3.7)$$

avec $P_{PV} = I_{PV} \cdot V_{PV}$, la dérivée du produit par rapport à V_{PV} donne :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dP_{PV}}{dV_{PV}} = \frac{d(I_{PV} \cdot V_{PV})}{dV_{PV}} = I_{PV} + V_{PV} \frac{dI_{PV}}{dV_{PV}} = 0 \quad \text{au point MPP} \end{array} \right. \quad (3.8)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dP_{PV}}{dV_{PV}} = \frac{d(I_{PV} \cdot V_{PV})}{dV_{PV}} = I_{PV} + V_{PV} \frac{dI_{PV}}{dV_{PV}} > 0 \quad \text{à gauche du point MPP} \end{array} \right. \quad (3.9)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dP_{PV}}{dV_{PV}} = \frac{d(I_{PV} \cdot V_{PV})}{dV_{PV}} = I_{PV} + V_{PV} \frac{dI_{PV}}{dV_{PV}} < 0 \quad \text{à droite du point MPP} \end{array} \right. \quad (3.10)$$

Les équations précédentes peuvent être exprimées de la façon suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dI_{PV}}{dV_{PV}} = - \frac{I_{PV}}{V_{PV}} \quad \text{au point MPP} \end{array} \right. \quad (3.11)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dI_{PV}}{dV_{PV}} > - \frac{I_{PV}}{V_{PV}} \quad \text{à droite du point MPP} \end{array} \right. \quad (3.12)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dI_{PV}}{dV_{PV}} < - \frac{I_{PV}}{V_{PV}} \quad \text{à gauche du point MPP} \end{array} \right. \quad (3.13)$$

Pour éviter que la différentielle de la tension du panneau dV_{pv} ne devienne nulle, lorsque le MPP est atteint dans les précédents cycles ou par une stabilisation du point de fonctionnement, ce qui va conduire à une division par zéro, l'algorithme fait un test de dV_{pv} . S'il est nul il teste si le $dI_{pv} = 0$. Si c'est le cas alors le MPP est atteint et l'algorithme ne fait aucun changement, dans le cas contraire l'algorithme teste le signe de dI_{pv} pour déterminer la position du MPP et ajuste la tension de référence correspondante. La figure 2.16 donne l'organigramme de cet algorithme.

L'avantage de cet algorithme est qu'il n'oscille pas autour du MPP, à cause du test de $dI_{pv} = 0$ qui lui permet d'éviter l'étape de perturbation et donc de maintenir une tension constante V de fonctionnement. L'algorithme se stabilise donc une fois que le MPP est atteint, tandis que le signe de dI_{pv} donne la vraie direction à emprunter pour le tracking du MPP une fois le système est stable, ce qui conduit à une réponse rapide pour des changements brusques des conditions atmosphériques.

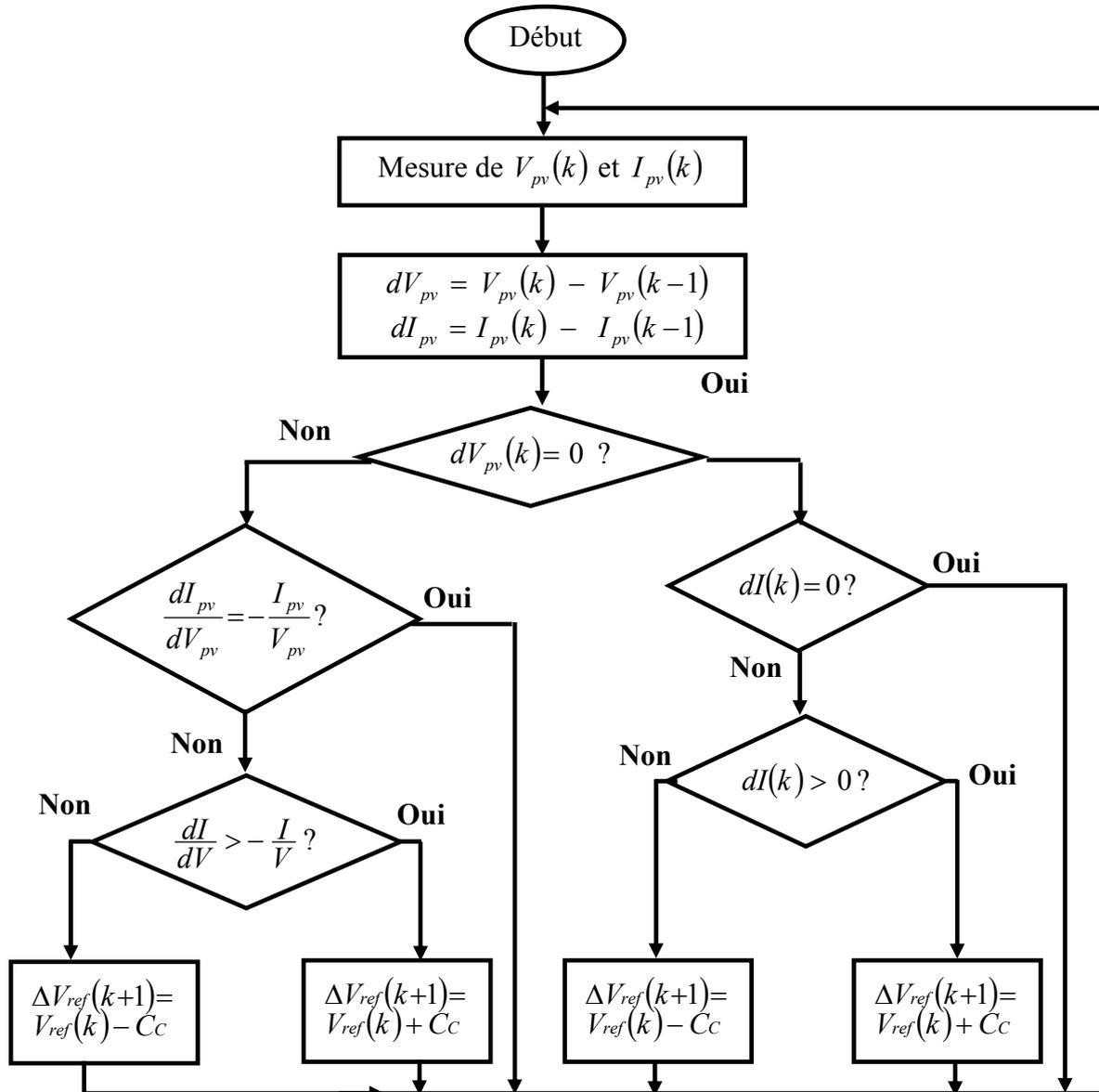


Figure 3.16. Organigramme de l'algorithme MPPT d'Incrémentation de conductance (C_C : est le pas de la correction de la puissance de sortie vers le MPP)

La figure 3.17, montre le résultat d'une recherche MPPT réalisée par l'algorithme Incrémentation de conductance combiné avec un hacheur Buck, dans les conditions standards de fonctionnement ($T=25\text{ °C}$ et $S=1000\text{ W/m}^2$).

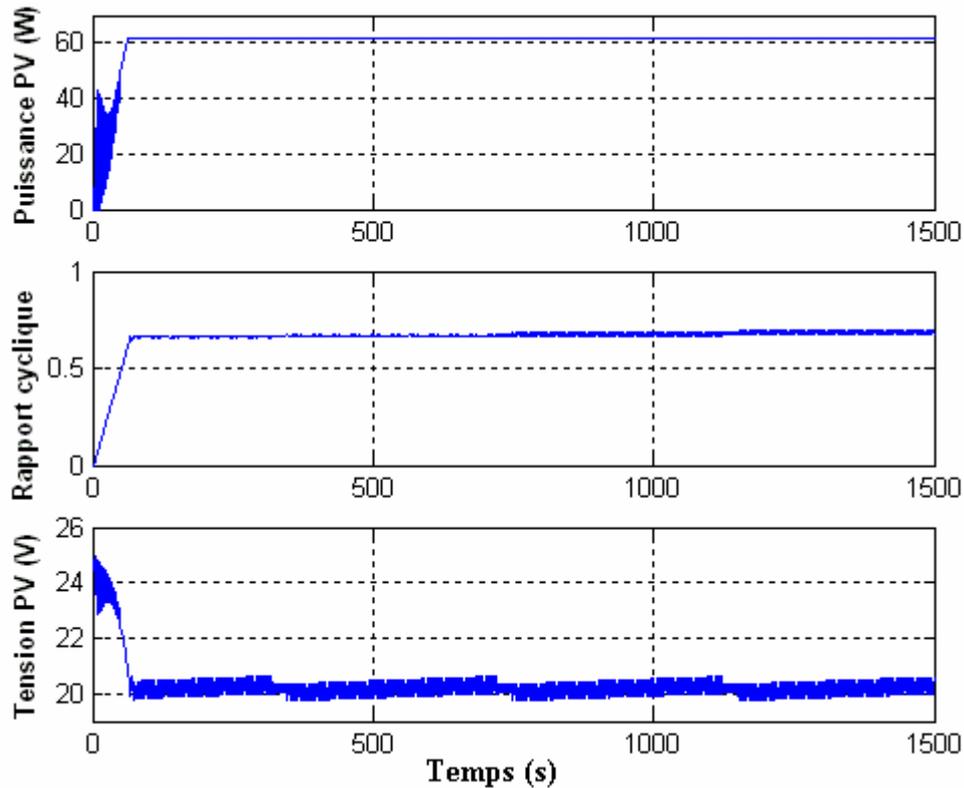


Figure 3.17. Forme des signaux de puissance, du rapport cyclique et de la tension du module PV.

3.3.13. Méthode améliorée d'incrémentacion de conductance

À cause de l'approximation des dérivées dV et dI , l'utilisation d'un pas de recherche MPPT constant, rend très difficile l'action d'ajuster la tension V_{PV} exactement sur la tension optimale V_{OP} . La condition $\frac{dI}{dV} = -\frac{I}{V}$ est aussi rarement vérifiée ce qui conduit à des oscillations autour du MPP même dans des conditions environnementales stables.

Pour remédier à ce problème une erreur marginale λ est ajoutée aux conditions du MPP, c'est à dire que le MPP est atteint si la condition suivante est vérifiée :

$$\left| \frac{I}{V} + \frac{dI}{dV} \right| \leq \lambda \quad (3.14)$$

La valeur de λ est déterminée avec la considération de la différence entre le problème du fonctionnement exact à la position du MPP et à la possibilité d'oscillation autour d'elle.

Lorsque la relation (3.14) est vérifiée, ce qui signifie que le MPP est atteint, il est donc très important de maintenir cette stabilité approchée du MPP. La condition utilisée est $dI = 0$. Cette condition n'est pas vraiment vérifiée puisque le MPP est atteint sur une considération approchée, ce qui nécessite donc de faire une approche à la condition de courant qui est :

$$|dI| \leq \frac{\lambda}{10}.$$

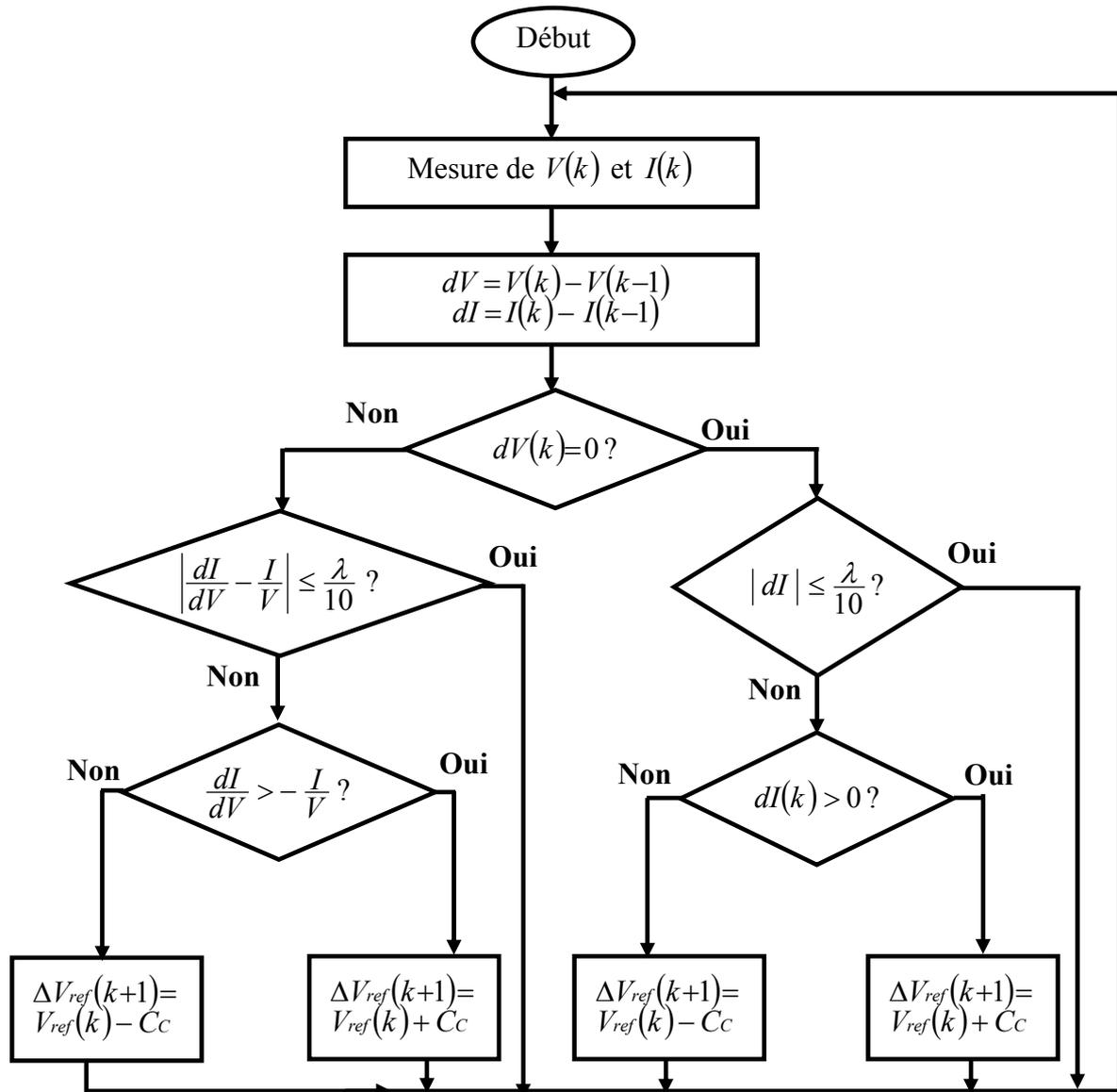


Figure 3.18. Organigramme de l'algorithme MPPT d'Incrémentacion de conductance améliorée.

3.3.14. Méthode de la capacité parasite

La méthode de la capacité parasite est une amélioration de la méthode d'incrémentacion de la conductance qui tient compte de la capacité parasite des piles solaires dans une rangée PV [43]. La capacité parasite exploite l'ondulation engendrée par la commutation MPPT qui perturbe la rangée PV. Pour tenir en compte de la capacité parasite, l'ondulation moyenne dans la puissance et la tension d'une rangée PV, produite par la fréquence de commutation, est mesurée en utilisant une série de filtres et de multiplicateur est ensuite utilisée dans le calcul de la conductance de la rangée [44]. L'algorithme de l'incrémentacion de conductance est alors utilisé pour déterminer la direction du PPM envers lequel l'algorithme effectuera un

déplacement du point de fonctionnement. Un inconvénient de cet algorithme, est que la capacité parasite dans chaque module est très petite. Elle interviendra seulement, lorsque on a affaire à des grandes rangées PV, où plusieurs cordes de modules connectés en parallèle, et avec, le convertisseur DC-DC possède un condensateur d'entrée de valeur considérable, utilisé pour filtrer les petites ondulations dans la puissance de la rangée. Ce condensateur peut masquer les effets globaux de la capacité parasite de la rangée PV.

3.4. Conclusion

Dans le chapitre présent nous avons présenté divers principes de commandes MPPT classiques existantes dans la littérature et nous avons remarqué :

Une complexification importante de l'algorithme de recherche des commandes entraînant souvent des lenteurs de convergence, donc des pertes de rendement.

Pour contourner les problèmes liés aux précédentes commandes, nous allons utiliser la technique de la commande neuronale dans le but d'une tentative de prédiction d'une meilleure commande qui conduira à mieux appréhender les variations du système PV vis-à-vis les variations des conditions climatiques.

Comme nous allons parler de cette technique de recherche de manière approfondie et son impact sur la conduite des systèmes de commandes MPPT qui devraient conduire à augmenter leurs performances sans augmenter ni leur prix, ni leur complexité. Sur ce plan là, les commandes par réseaux de neurones ont a priori un intérêt sérieux.

Chapitre 4

Réseaux de neurones; état de l'art, principe de base de fonctionnement, concepts de commandes neuronales

4.1. Introduction

Avec l'apparition des ordinateurs l'homme a découvert un moyen d'effectuer diverses tâches avec deux capacités non négligeables que lui ne possède pas : la rapidité et la précision.

Cependant l'exécution d'une tâche pour l'ordinateur nécessite sa programmation préalable par l'homme. Cette caractéristique fait apparaître les ordinateurs comme des machines exécutant des ordres « aveuglement » et l'homme n'a pas désespéré de voir un jour construire une machine à son image, c'est à dire intelligente, capable d'apprendre, de raisonner, de réfléchir sans son intervention.

Ce sont des recherches basées sur le fonctionnement du cerveau qui ont constituées le point de départ de cette gigantesque recherche.

Des travaux de neurobiologistes ont, en effet, révélé que le cerveau est constitué d'un nombre extrêmement élevé d'unités de traitement élémentaire de l'information (**les neurones biologiques**) fortement interconnectées.

L'information contenue dans le cerveau est stockée dans les connexions entre les neurones et c'est la coopération entre les neurones, qui effectuent un traitement fortement parallèle et distribué, qui donne sa puissance au cerveau.

4.2. Le modèle neurophysiologique

Le neurone est une cellule composée d'un corps cellulaire et d'un noyau. Le corps cellulaire se ramifie pour former ce que l'on nomme les dendrites. Celles-ci sont parfois si nombreuses que l'on parle alors de chevelure dendritique ou d'arborisation dendritique. C'est par les dendrites que l'information est acheminée de l'extérieur vers le soma, corps du neurone [45].

L'information traitée par le neurone chemine ensuite le long de l'axone pour être transmise aux autres neurones. La transmission entre deux neurones n'est pas directe. En fait, il existe un espace intercellulaire de quelques dizaines d'Angströms (10^{-9} m) entre l'axone du neurone afférent et les dendrites du neurone efférent. La jonction entre deux neurones est appelée la synapse figure 4.1.

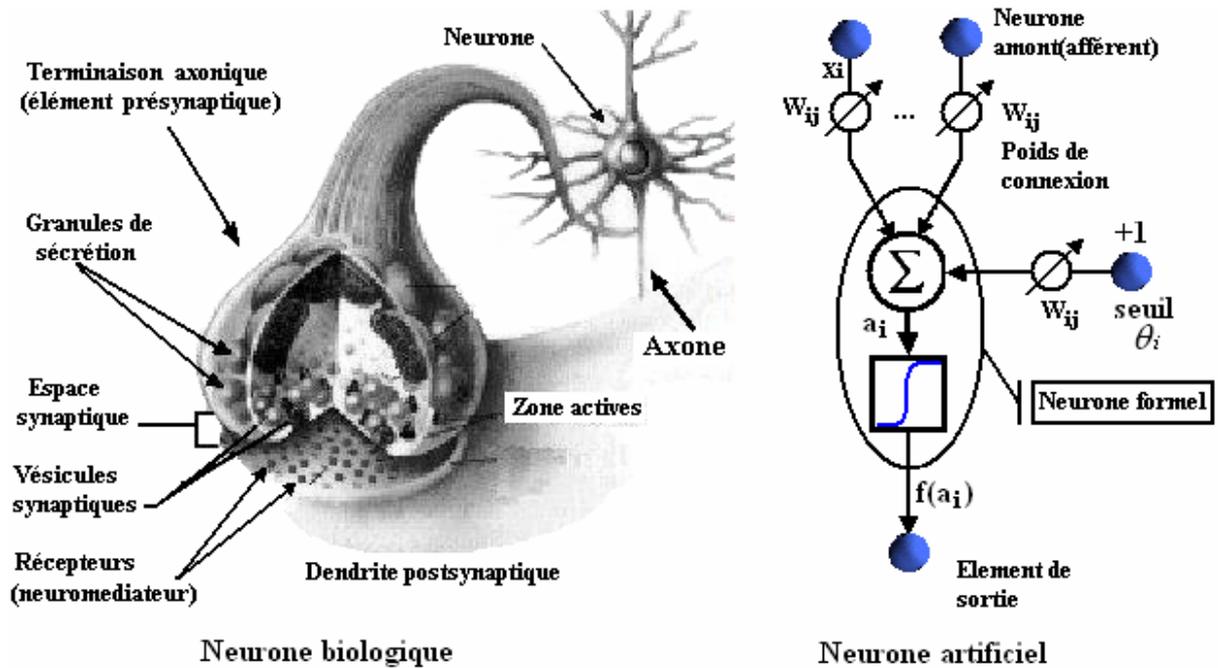


Figure 4.1. Mise en correspondance neurone biologique/neurone artificiel.

4.3. Le modèle mathématique

Les réseaux de neurones biologiques réalisent facilement un certain nombre d'applications telles que la reconnaissance de formes, le traitement du signal, l'apprentissage par exemple, la mémorisation et la généralisation. C'est à partir de l'hypothèse que le comportement intelligent émerge de la structure et du comportement des éléments de base du cerveau que les réseaux de neurones artificiels se sont développés. Les réseaux de neurones artificiels sont des modèles ; à ce titre ils peuvent être décrits par leurs composants, leurs variables descriptives et les interactions des composants.

4.4. Structure

La figure 4.1 montre la similitude entre un neurone artificiel et un neurone biologique qui est l'objet d'inspiration de la structure artificielle. Comme il est illustré sur la structure artificielle, chaque neurone est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance des neurones amont (afférents). A chacune de ces entrées est associée un poids W abréviation de *weight* (poids en anglais) représentatif de la force (ou bien de la pondération) de la connexion. Chaque processeur élémentaire est doté d'une sortie unique, qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones avals (efférents) [46].

4.5. Comportement

On distingue deux phases, la première est habituellement le calcul de la somme pondérée a_i des entrées, où le neurone i reçoit des signaux de N neurones selon l'expression

suivante :

$$a_i = \sum_{j=1}^N W_{ij} \cdot X_j \quad (4.1)$$

A partir de cette valeur, la sortie du neurone sera évaluée par une fonction de transfert.

Lorsque les neurones possèdent une fonction de transition qui est la fonction identité (f^I), l'équation est celle de la bissectrice, l'état de sortie des neurones est évalué par l'équation suivante :

$$X_i = f^I(a_i) = a_i \quad (4.2)$$

Ces derniers sont appelés **automates linéaires**.

La mise en œuvre de modèles de simulation fondés sur des automates linéaires est facilitée par la simplicité de leur fonction de transition (i.e. fonction identité). En effet, leur comportement peut être décrit à l'aide d'outils mathématiques empruntés à l'algèbre linéaire.

Nous remarquons que cette fonction admet des valeurs non bornées pour les états, ce qui peut entraîner des débordements lors des simulations. Les automates linéaires sont employés, entre autres, par T. Kohonen pour construire son modèle de mémoires associatives [47].

Cependant, si la fonction de transition est égale à une fonction à seuil (f^S) on parle d'**automate à seuil**. Ces automates ont été utilisés par McCulloch et Pitts dans leur modèle d'automate formel [48].

Pour ces automates les états x_i sont évalués par des fonctions d'activations qui limitent généralement la sortie des neurones. Dans un automate à seuil l'équation qui définit l'état de sortie du neurone (figure 4.1) est :

$$x_i = f^S(a_i - \theta_i) \quad (4.3)$$

Où θ_i est **le seuil**.

$$x_i = \begin{cases} f(a_i) & \text{si } a_i \geq \theta_i \\ 0 & \text{autrement} \end{cases} \quad (4.4)$$

Ce qui veut dire que l'état de sortie du neurone i est nul tant que l'activité a_i du neurone ne dépasse pas le seuil θ_i (figure 4.2.).

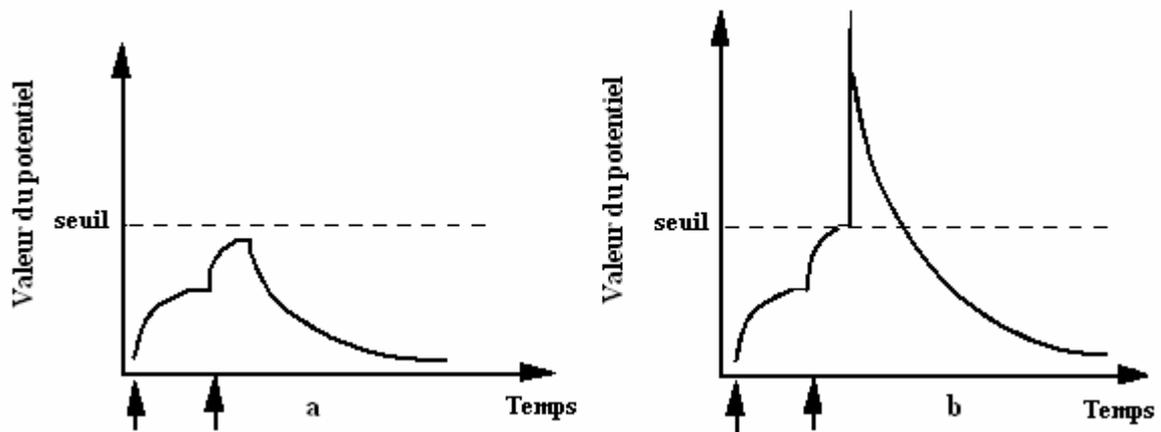


Figure 4.2. Comportement du potentiel de sortie d'un neurone biologique par rapport au seuil.

En conséquence, le résultat de calcul de la fonction d'activation sera transmis aux neurones avals.

Dans la littérature on dénombre un ensemble de fonctions d'activations. Les plus courantes sont présentées à la figure 4.3. La plupart des fonctions de transfert sont continues, offrant une infinité de valeurs possibles appartenant à l'intervalle $[0, +1]$ ou $[-1, +1]$.

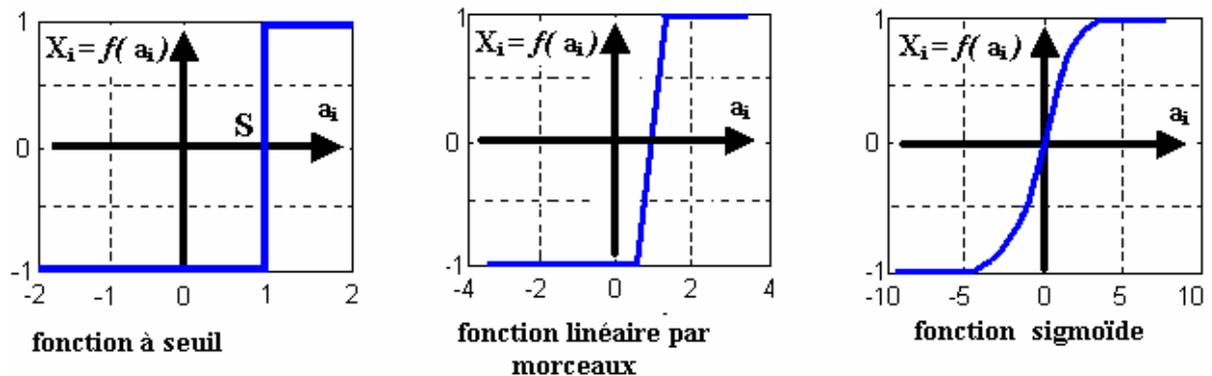


Figure 4.3. Différents types de fonctions de transfert pour le neurone artificiel.

Il se trouve que pour résoudre des problèmes complexes, en utilisant les réseaux de neurones, il est très important d'introduire des non-linéarités au niveau du fonctionnement du réseau. Cette caractéristique du réseau ne peut être obtenue que par l'utilisation d'une fonction d'activation qui est à la fois continue, différentiable (figure 4.5.) par rapport aux paramètres du réseau et bornée. On trouve la fonction sigmoïde, au premier rang des fonctions les plus utilisées dans la phase d'apprentissage, ayant pour expression l'équation (4.5). On pourra alors utiliser une technique d'optimisation pour la minimisation d'une certaine fonction de coût, par exemple une descente du gradient.

$$S(a_i, T) = \frac{\exp(a_i / T) - 1}{\exp(a_i / T) + 1} \quad (4.5)$$

Avec :

S : La sortie du neurone.

a_i : La sommation interne du neurone.

T : Un paramètre positif permettant d'ajuster la pente de la fonction d'activation, qu'on appelle communément par température.

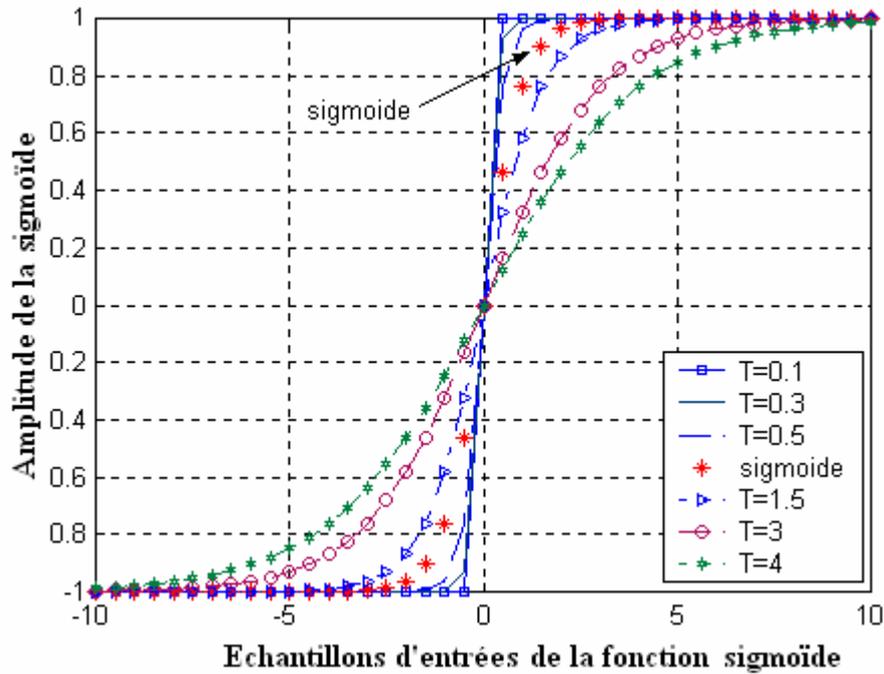


Figure 4.4. Différentes positions de la sigmoïde en fonction de la valeur de T .

Dans ce travail on considère que le paramètre $T = 1$.

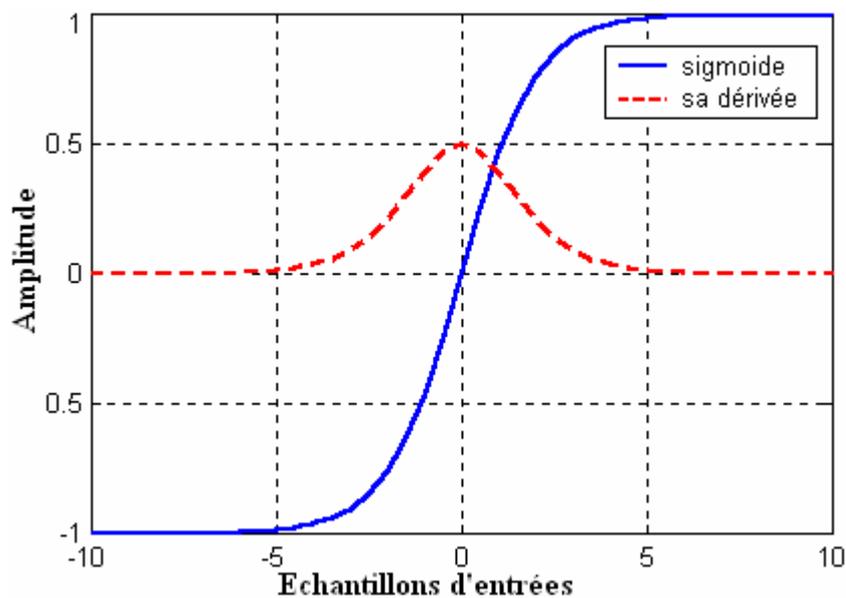


Figure 4.5. La fonction sigmoïde et sa dérivée.

La fonction sigmoïde est souvent appelée fonction *quasi-linéaire* car elle est presque linéaire dans l'intervalle d'intérêt $]-1, 1[$. Comme le montre la figure 4.5, la fonction sigmoïde $f(x)$ et sa dérivée première $f'(x)$ sont toutes les deux des fonctions continues dans \mathfrak{R} . Ceci est fort utile lors des manipulations mathématiques de ces fonctions.

Nous appelons les réseaux multicouches qui utilisent ce type de fonctions *Réseaux Multicouche Quasi-linéaire* (M.Q.L.). Dans notre travail, nous utilisons des réseaux M.Q.L., dont la fonction de transition est la fonction sigmoïde que nous venons de décrire.

4.6. Structure d'interconnexion

Les connexions entre les neurones qui composent le réseau décrivent la topologie du modèle. Elle peut être quelconque, mais le plus souvent il est possible de distinguer une certaine régularité [46]. Dans le présent chapitre, nous abordons en détail la topologie des multicouches.

4.7. Différentes topologies neuronales

4.7.1. Réseau multicouche (MLP)

Dans les réseaux MLP « Multi Layer Perceptron », les neurones sont arrangés par couche. Il n'y a pas de connexion entre neurones d'une même couche et les connexions ne se font qu'avec les neurones des couches avales figure 4.6. Habituellement, chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante et à celle-ci seulement. Ceci nous permet d'introduire la notion de sens de parcours de l'information (de l'activation) au sein d'un réseau.

On appelle couche d'entrée l'ensemble des neurones d'entrée, couche de sortie l'ensemble des neurones de sortie. Les couches intermédiaires n'ayant aucun contact avec l'extérieur sont appelées couches cachées.

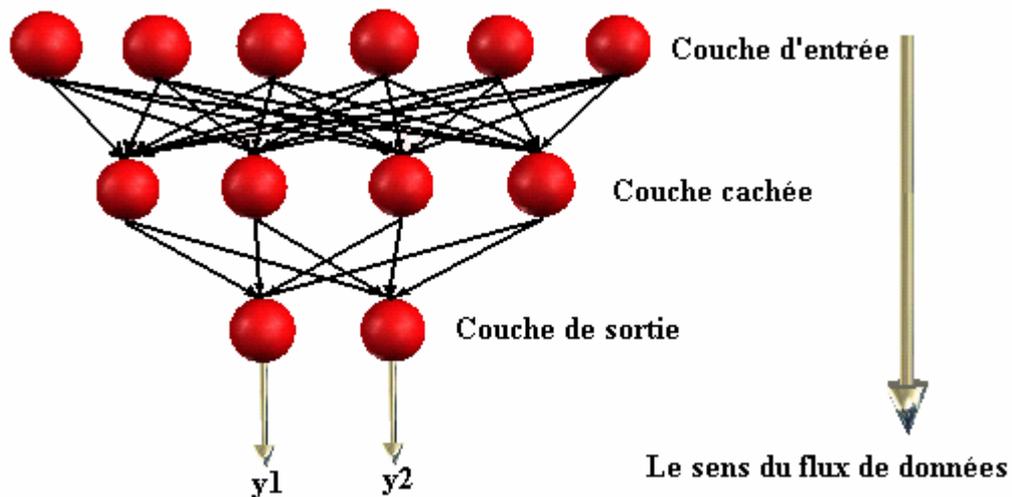


Figure 4.6. Topologie d'un réseau multicouche (MLP).

4.7.1.1. Equation du réseau

Un réseau de neurones **MLP** à N couches, de P entrées et Q sorties réalise une application de l'entrée vers la sortie, où chaque entrée d'un neurone du réseau se présente comme une fonction linéaire, le tout, contrôlé par une fonction non linéaire $f(a_i)$ tel que :

$$\begin{aligned} \mathfrak{R}^P &\rightarrow \mathfrak{R}^Q \\ f(x_i) &\rightarrow y_i \end{aligned}$$

Où la combinaison linéaire des entrées pondérées s'appelle **le potentiel** du neurone i :

$$a_i^k(t) = \sum_{j=1}^{N^{k-1}} W_{ij}^k \cdot S_j^{k-1}(t) - \theta_i \quad \text{avec : } i = 1, 2, \dots, N^k \quad (4.6)$$

Et la partie non linéaire s'appelle **la fonction d'activation** du neurone i :

$$S_i^k(t) = f[a_i^k(t)] \quad (4.7)$$

Où :

a_i^k : Est la somme pondérée du $i^{\text{ème}}$ neurone de la $k^{\text{ième}}$ couche.

N^{k-1} : Est le nombre de neurones de la couche $(k-1)$.

S_j^{k-1} : Est la sortie du $j^{\text{ème}}$ neurone de la couche $(k-1)$.

W_{ij}^k : Est le poids de connexion synaptique entre le $i^{\text{ème}}$ neurone de la $k^{\text{ième}}$ couche et le $j^{\text{ème}}$ neurone de la $(k^{\text{ième}}-1)$ couche.

θ_i : Est le seuil interne du neurone (figure 4.2), il peut être négligé dans les calculs théoriques que l'on fait par la suite, dans la mesure où si l'on considère qu'elle existe une certaine entrée S_θ dont l'activité est constante (pas de connexion entrante) fixée à 1, alors on peut poser :

$$a_i^k(t) = \sum_{j=1}^{N^{k-1}} W_{ij}^k \cdot S_j^{k-1}(t) - \theta_i \approx \sum_{j=1}^{N^{k-1}} W_{ij}^k \cdot S_j^{k-1}(t) \quad (4.8)$$

4.7.2. Réseau à connexions locales

Il s'agit d'une structure multicouche, conserve une certaine topologie. Chaque neurone entretient des relations avec un nombre réduit et localisé de neurones de la couche avale, figure 4.7.

Les connexions sont donc moins nombreuses que dans le cas d'un réseau multicouche classique.

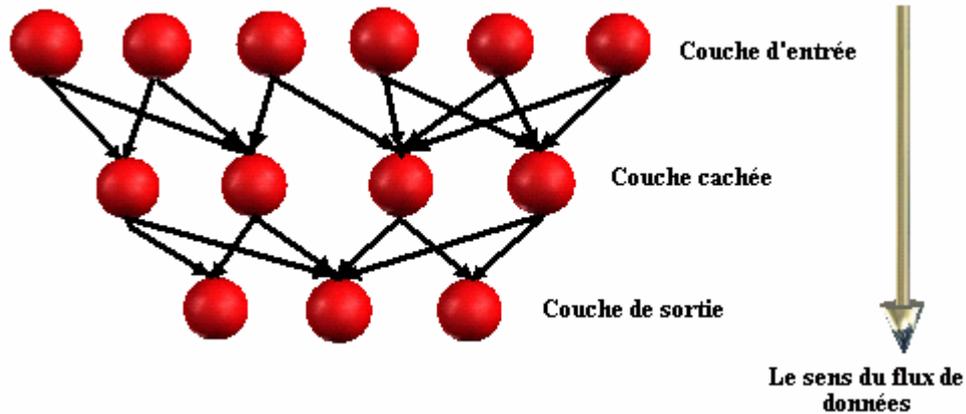


Figure 4.7. Réseau à connexion local.

4.7.3. Réseau à connexions récurrentes

Les connexions récurrentes, ramènent l'information en arrière par rapport au sens de propagation, défini dans un réseau multicouche. Ces connexions sont le plus souvent locales (figure 4.8).

Les réseaux récurrents sont appelés aussi réseaux dynamiques. Cela est dû à la caractéristique dynamique de ces réseaux, ils évoluent dans le temps car la sortie actuel $y(t)$ de ces réseaux dépend aussi des valeurs de sorties précédente $y(t-1)$. La notion du temps dans ces réseaux est importante.

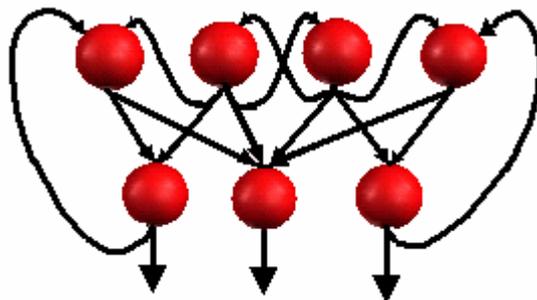


Figure 4.8. Réseau à connexions récurrentes.

La sortie du neurone i est calculée par la fonction suivante :

$$S_i = \Psi_i \left(\sum_{\substack{k / \\ i \in K^*}} W_{i, k} J_k(S_k) \right) \quad (4.9.)$$

Où : Ψ_i et J_k : sont des fonctions d'activations.

4.7.4. Réseau à connexion complète

C'est la structure d'interconnexion la plus générale figure 4.9. Chaque neurone est connecté à tous les neurones du réseau et à lui-même.

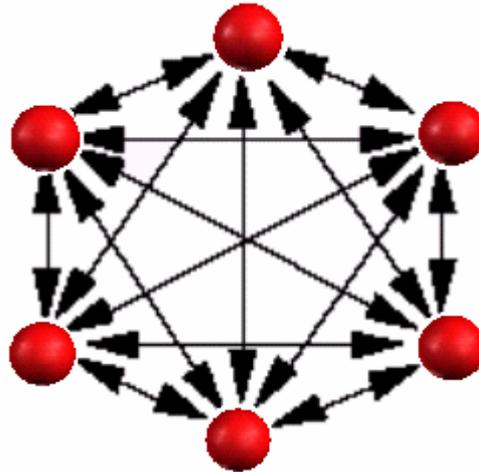


Figure 4.9. Réseau à connexion complète.

Le réseau à connexion complète appelé encore le modèle de Hopfield fut présenté en 1982. Ce modèle est basé essentiellement sur le principe des mémoires associatives.

4.8. Les mémoires associatives

Les mémoires associatives sont des systèmes qui représentent des associations entre deux séries de vecteurs : une série de vecteurs d'entrée x_1, x_2, \dots, x_m , définis dans \mathfrak{R}^n , et une série de vecteurs de sortie y_1, y_2, \dots, y_m , définis dans \mathfrak{R}^p . Ces systèmes sont souvent implémentés à l'aide de réseaux neuronaux.

Le modèle présenté ici est celui de "Mémoire Associative Linéaire" proposé par Teuvo Kohonen [47].

Il est possible de modéliser le comportement du réseau à l'aide de l'algèbre linéaire. En effet, si x_k est le vecteur des signaux d'entrée défini dans \mathfrak{R}^n , y_k le vecteur des signaux de sortie défini dans \mathfrak{R}^p et \mathbf{M} est une matrice dans $\mathfrak{R}^{p \times n}$, alors l'équation qui associe le couple de vecteurs (x_k, y_k) est :

$$y_k = \mathbf{M} \cdot x_k \quad (4.10)$$

Dans le cas d'un réseau d'automates linéaires à deux couches, la matrice \mathbf{M} est la matrice de poids des connexions \mathbf{W} . En réécrivant (4.10) en notation scalaire, on obtient pour un vecteur k l'équation suivante :

$$\forall i \in N_{SORTIE} \quad y_i^k = \sum_{j \in N_{ENTREE}} W_{ij} x_j^k \quad (4.11)$$

Où N_{ENTREE} est l'ensemble des neurones de la couche d'entrée et N_{SORTIE} l'ensemble des neurones de sortie.

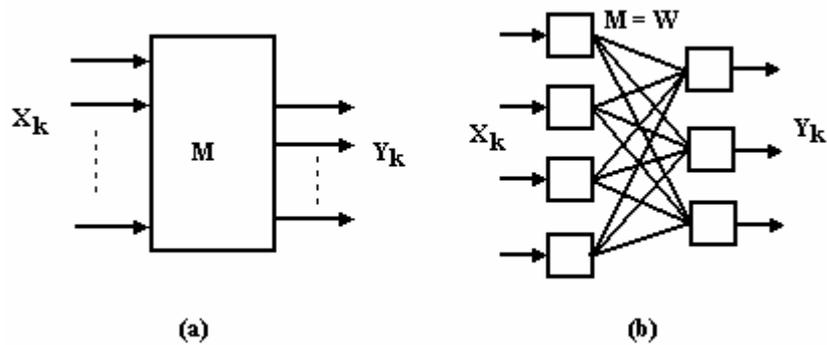


Figure 4.10 modèle de « mémoire associative linéaire ».

En conclusion, les mémoires associatives sont implémentées à l'aide de réseaux neuronaux ayant des architectures simples : ils n'ont que deux couches de cellules (la couche d'entrée et la couche de sortie). Ceci représente une limitation lors du traitement de problèmes complexes. Nous allons présenter maintenant en détail des architectures à plus de deux couches (MLP). Comme nous le montrerons par la suite, ces architectures offrent une plus grande capacité à résoudre les problèmes complexes.

4.9. Apprentissage d'un réseau multicouche

L'apprentissage est vraisemblablement la propriété la plus intéressante des réseaux neuronaux. La plupart d'entre eux font appel à des règles d'apprentissage sur des données pour ajuster les poids des connexions synaptiques. En d'autres termes les réseaux de neurones sont généralement élaborés à partir d'exemples (*comme un enfant apprend à reconnaître un chien d'un chat à partir d'exemples de l'espèce*). Durant cette phase d'apprentissage, l'état du réseau de neurones évolue suivant une loi de minimisation du coût de sa sortie, jusqu'à l'obtention du comportement désiré [46].

En conséquence, le but de l'apprentissage est l'estimation des poids synaptiques, pour remplir au mieux la tâche à laquelle le réseau est destiné [49].

4.9.1. Apprentissage supervisé

Un *apprentissage supervisé* est lié à la disponibilité d'exemples, ou de modèles de réponses. L'ensemble des exemples utilisés pour l'apprentissage se présente sous forme de couples (x, y^*) où y^* est la réponse désirée du réseau à l'entrée x .

Lorsque le réseau apprend à mimer une fonction multi variable, il utilise des exemples d'entrée/sortie. Ses poids sont ajustés sous l'influence d'un signal d'erreur qui représente la différence entre la sortie estimée par le réseau et la sortie désirée par le modèle.

Les caractéristiques de l'algorithme neuronal lui permettent ensuite de généraliser et de répondre à une entrée quelconque, même si elle n'appartient pas au jeu d'apprentissage. Le réseau réalise une approximation de la fonction qui lui a servi de *professeur* [46].

4.9.2. Apprentissage non supervisé

L'hypothèse d'existence d'un maître qui supervise l'apprentissage n'est pas toujours possible. Dans ce cas, on ne connaît pas les sorties désirées \mathbf{y}^* des exemples d'apprentissage.

Le réseau doit donc apprendre de lui-même et on parle *d'apprentissage non supervisé*. Ce type d'apprentissage permet au réseau d'extraire des propriétés contenues implicitement dans un ensemble de données, représentées par des vecteurs de grande dimension, et l'on cherche à les regrouper, selon des critères de ressemblance qui sont inconnus *a priori*.

4.10. Caractéristique de l'algorithme d'apprentissage supervisé

Un réseau de neurones est conçu pour réaliser une tâche que le concepteur définit par un ensemble d'apprentissage \mathbf{D} (base de données). Chaque élément de cet ensemble est appelé exemple d'apprentissage et se présente sous la forme d'un couple $(\mathbf{x}, \mathbf{y}^*)$ où \mathbf{x} est une valeur d'entrée du réseau et \mathbf{y}^* la valeur désirée correspondante pour les sorties des neurones de sortie.

L'architecture du réseau, la structure de ses connexions, ainsi que les fonctions d'activation, peuvent être fixées en fonction de la tâche que doit remplir le réseau.

Les valeurs des poids synaptiques sont, en général, déterminées par un processus algorithmique mettant en œuvre l'ensemble d'apprentissage.

Le but de l'apprentissage est donc de déterminer les valeurs \mathbf{W}^* de la matrice \mathbf{W} des poids des connexions du réseau de telle sorte que les sorties (\mathbf{y}) soient proches des valeurs désirées \mathbf{y}^* .

\mathbf{W}^* est donc la solution d'un problème d'optimisation, consistant à minimiser une fonction de coût : $E(\mathbf{W}, \mathbf{D})$.

4.11. La méthode du gradient

La plupart des méthodes d'optimisation non linéaires sont basées sur la même stratégie. On choisit une valeur initiale $\mathbf{W}(0)$ de la matrice \mathbf{W} , puis on utilise un processus itératif dans lequel on tente d'optimiser la fonction E . À chaque itération, cette optimisation implique deux étapes [45] :

- Le choix de la direction dans laquelle on va chercher la valeur suivante $\mathbf{W}(t+1)$.
- Et le déplacement η le long de cette direction.

4.11.1. Rétro propagation du gradient

L'algorithme du rétro propagation du gradient est très connu et le plus utilisé dans les applications des réseaux de neurones. À chaque itération, on retire un exemple d'apprentissage $(\mathbf{x}, \mathbf{y}^*)$ et on calcule une nouvelle estimation de $\mathbf{W}(t)$.

Cette itération est réalisée en deux phases :

4.11.2. Propagation

À chaque itération, un élément de l'ensemble d'apprentissage \mathbf{D} est introduit à travers la couche d'entrée. L'évaluation des sorties du réseau se fait couche par couche, de l'entrée du réseau vers sa sortie.

4.11.3. Rétro propagation

Cette étape est similaire à la précédente. Cependant, les calculs s'effectuent dans le sens inverse. À la sortie du réseau, on forme le critère de performance \mathbf{J} en fonction de la sortie réelle du système et sa valeur désirée. Puis, on évalue le gradient de \mathbf{J} par rapport aux différents poids en commençant par la couche de sortie et en remontant vers la couche d'entrée.

4.11.4. Calcul du gradient

Pour un exemple i d'un ensemble d'observation \mathbf{E} , la fonction de coût des moindres carrés est égale à la somme, sur les N_2 valeurs de l'ensemble d'observation, de carrés des écarts entre la sortie du modèle (sortie du réseau de neurones = y_i) et la sortie désirée (grandeur mesurée notée y_i^{des}). On cherche à minimiser, à chaque étape de mise à jour, le critère suivant :

$$J = \frac{1}{2} \sum_{K=1}^{N_2} (y_i^{des} - y_i)^2 \quad (4.12)$$

y_i^{des} : La composante i de la sortie désirée du système.

y_i : La composante i de la sortie calculée du système.

N_2 : Le nombre d'exemples (de valeurs) dans la base d'apprentissage.

Le problème consiste à déterminer les poids \mathbf{W} de toutes les couches qui minimisent le critère de performance \mathbf{J} .

La mise à jour de \mathbf{W} se fait selon la règle de delta :

$$\Delta W = -\eta \frac{\partial J}{\partial W} \quad (4.13)$$

$$W_{ij}^{(k)}(t+1) = W_{ij}^{(k)}(t) - \Delta W \quad (4.14)$$

Ce qui revient à déterminer les variations du critère de performance \mathbf{J} par rapport aux variations des poids.

4.11.4.1. Evaluation de la couche de sortie

Calcul de $\frac{\partial J}{\partial W_{ij}}$ selon la figure 4.11.

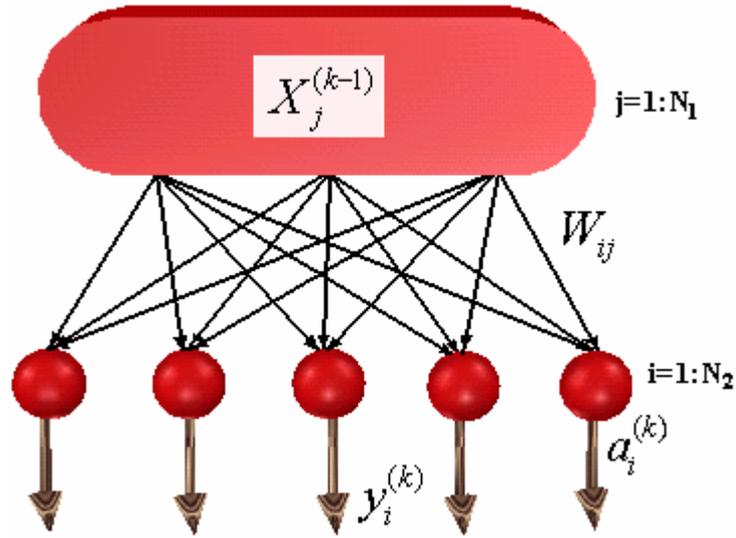


Figure 4.11. Représentation de la couche de sortie d'un réseau de neurones.

Où N_2 est le nombre de neurones dans la couche k (couche de sortie), N_1 le nombre de neurones dans la couche $(k-1)$ (la dernière couche cachée).

$$\frac{\partial J}{\partial W_{ij}^{(k)}} = \frac{\partial J}{\partial y_i^{(k)}} \frac{\partial y_i^{(k)}}{\partial a_i^{(k)}} \frac{\partial a_i^{(k)}}{\partial W_{ij}^{(k)}} \quad (4.15)$$

Avec

$$J = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N_2} (y_i^{des} - y_i)^2 \Rightarrow \frac{\partial J}{\partial y_i^{(k)}} = -(y_i^{des} - y_i^{(k)}) \quad (4.16)$$

$$y_i^{(k)} = g(a_i^{(k)}) \Rightarrow \frac{\partial y_i^{(k)}}{\partial a_i^{(k)}} = g'(a_i^{(k)}) \quad (4.17)$$

$$a_i^{(k)} = \sum_{j=1}^{N_1} W_{ij} \cdot X_j^{(k-1)} \Rightarrow \frac{\partial a_i^{(k)}}{\partial W_{ij}} = X_j^{(k-1)} \quad (4.18)$$

De l'équation (4.16) et (4.17) :

$$Err_i^{(k)} = \frac{\partial J}{\partial a_i^{(k)}} = - (y_i^{des} - y_i^{(k)}) \cdot g'(a_i^{(k)}) \quad (4.19)$$

Où : $Err_i^{(k)}$: l'erreur du $i^{ème}$ neurone dans la $k^{ème}$ couche.

Et de l'équation (4.18) et (4.19) :

$$\frac{\partial J}{\partial W_{ij}^{(k)}} = Err_i^{(k)} \cdot X_j^{(k-1)} \quad (4.20)$$

4.11.4.2. Evaluation des couches cachées

Calcul de $\frac{\partial J}{\partial W_{ji}}$ selon la figure 4.12.

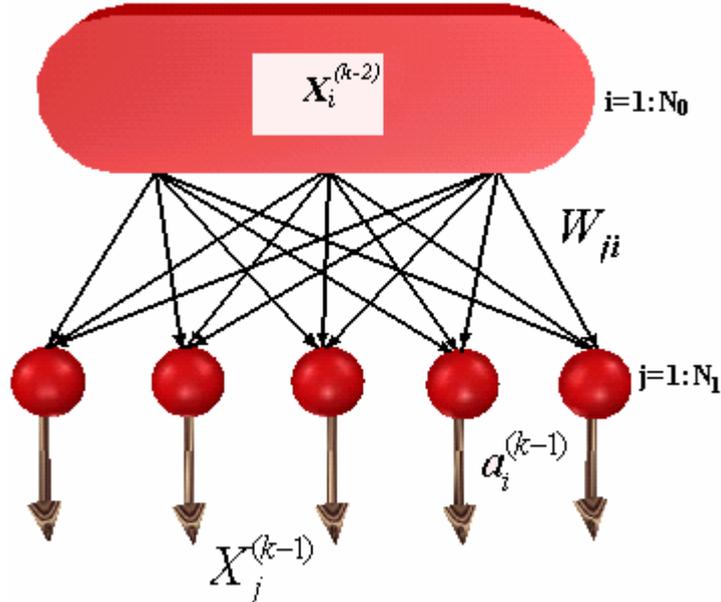


Figure 4.12. Représentation d'une couche cachée d'un réseau de neurones.

Où N_0 est le nombre de neurones de la couche $(k-2)$.

$$\frac{\partial J}{\partial W_{ji}^{(k-1)}} = \frac{\partial J}{\partial X_j^{(k-1)}} \frac{\partial X_j^{(k-1)}}{\partial a_j^{(k-1)}} \frac{\partial a_j^{(k-1)}}{\partial W_{ji}^{(k-1)}} \quad (4.21)$$

$$\frac{\partial J}{\partial X_j^{(k-1)}} = \sum_{i=1}^{N_2} \frac{\partial J}{\partial a_i^{(k)}} \frac{\partial a_i^{(k)}}{\partial X_j^{(k-1)}} \Rightarrow \frac{\partial J}{\partial X_j^{(k-1)}} = \sum_{i=1}^{N_2} Err_i^{(k)} \cdot W_{ji}^{(k)} \quad (4.22)$$

$$X_j^{(k-1)} = g(a_j^{(k-1)}) \Rightarrow \frac{\partial X_j^{(k-1)}}{\partial a_j^{(k-1)}} = g'(a_j^{(k-1)}) \quad (4.23)$$

$$a_j^{(k-1)} = \sum_{i=1}^{N_0} W_{ji}^{(k-1)} \cdot X_i^{(k-2)} \Rightarrow \frac{\partial a_j^{(k-1)}}{\partial W_{ji}^{(k-1)}} = X_i^{(k-2)} \quad (4.24)$$

De l'équation (4.22) et (4.23) on aura :

$$Err_j^{(k-1)} \equiv \frac{\partial J}{\partial a_j^{(k-1)}} = \left[\sum_{k=1}^{N_2} Err_i^{(k)} \cdot W_{ji}^{(k)} \right] g'(a_j^{(k-1)}) \quad (4.25)$$

$$\frac{\partial J}{\partial W_{ji}^{(k-1)}} = Err_j^{(k-1)} \cdot X_i^{(k-2)} \quad (4.26)$$

4.12. Modification des paramètres du réseau en fonction du gradient de J

Dans l'étude précédente, nous avons vu comment évaluer le gradient simple de la fonction de coût J par rapport aux paramètres du réseau de neurones, à chaque itération du processus d'apprentissage. Une fois que l'on dispose de cette évaluation, on effectue une modification des poids selon l'équation (4.14), afin d'approcher d'un minimum de la fonction de coût J dans l'espace des poids, pour cela il faut que la condition suivante doit être vérifiée

$$\frac{\partial J}{\partial W_{ij}} = 0 \quad (\forall i, j), \text{ figure 4.13.}$$

Le paramètre η dans l'équation (4.14) est appelé pas du gradient ou pas d'apprentissage.

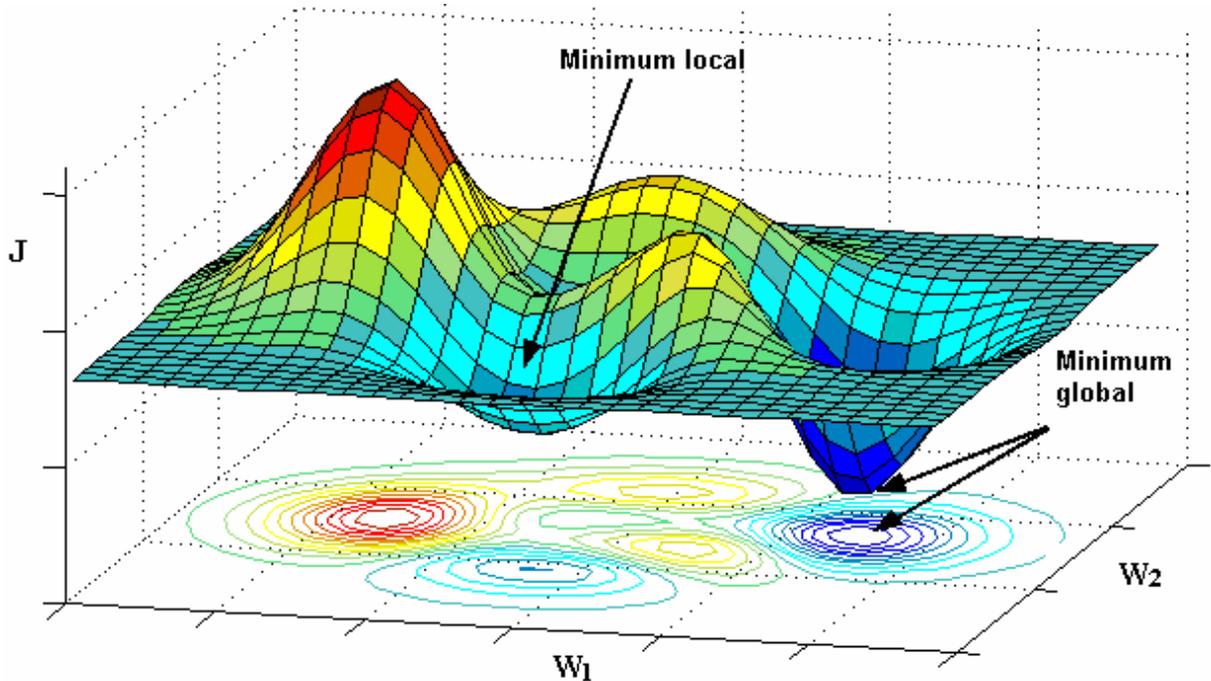


Figure 4.13. Représentation de la fonction de coût J d'un neurone à deux entrées pondérées W_1 et W_2 .

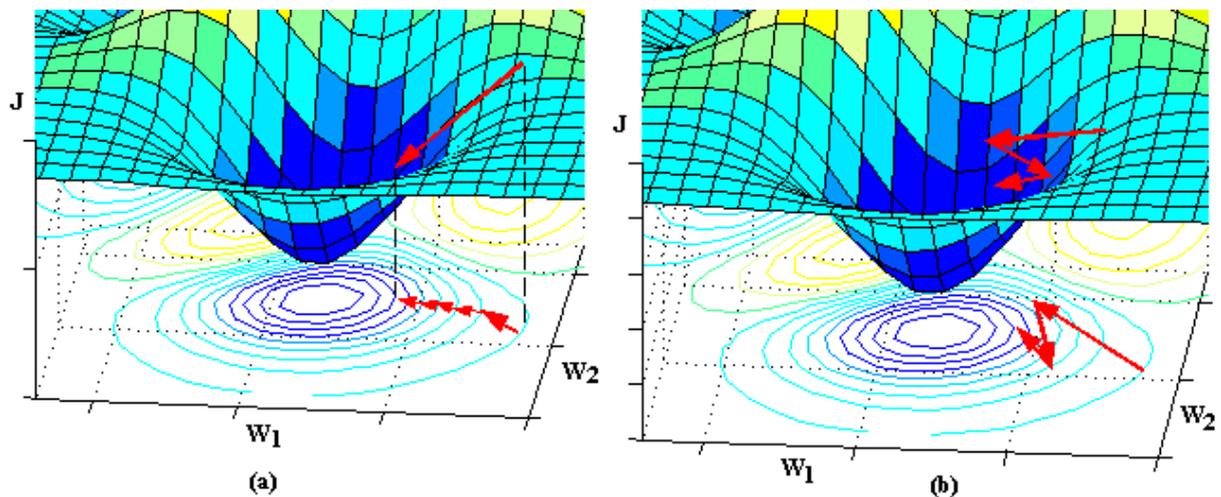


Figure 4.14. Minimisation de la fonction de coût J par la méthode du gradient.
 (a) Pas du gradient est petit, convergence lente, le minimum global peut être atteint.
 (b) Pas du gradient est grand, convergence rapide, le minimum global est rarement atteint.

Cette méthode du gradient de premier ordre est simple, mais elle présente de nombreux inconvénients, entre autres :

- I. Si le pas du gradient est trop petit, la décroissance du coût J est très lente figure 4.14.(a). Si le pas est trop grand, le coût J peut augmenter ou osciller, cette situation est illustrée sur la figure 4.13.(b), qui représente une forme 3D d'une fonction de coût J ayant des minimum locaux et un minimum global, où sa projection sur le plan de base formé par deux variables (poids W_1 et W_2) donne un contour de plusieurs niveaux de la fonction de coût.
- II. Au voisinage d'un minimum de la fonction de coût, la pente de la descente est faible, ce qui revient à dire que le gradient de cette fonction tend vers zéros c-à-d $\frac{\partial J}{\partial W_{ij}} \approx 0$.
À ce niveau, multiplier cette grandeur par le pas d'apprentissage η , n'améliorera pas considérablement le résultat, et donc l'évolution du vecteur des paramètres du réseau lors de la mise à jour par l'équation (4.14) devient très lente. Il en va de même si la fonction du coût présente des « plateaux » où sa pente est très faible. Ces plateaux peuvent être très éloignés d'un minimum, et, il est impossible de savoir si une évolution très lente du gradient est due au fait que l'on est au voisinage d'un minimum, ou que l'on se trouve sur un plateau de la fonction de coût.
- III. Si la courbure de la surface de coût varie beaucoup, la direction du gradient peut être très différente de la direction qui mènerait vers le minimum ; c'est le cas si le minimum recherché se trouve dans une « vallée » longue et étroite (les courbes de niveau sont des ellipsoïdes allongées au voisinage du minimum (figure 4.14).

Pour pallier le premier inconvénient, de très nombreuses méthodes ont été proposées avec des succès divers. Les méthodes de recherche unidimensionnelle, fondées sur des principes solides, sont recommandées.

Pour faire face aux deux autres problèmes, on utilise des méthodes de gradient du second ordre qui, au lieu de modifier les coefficients uniquement en fonction du gradient de la fonction de coût, utilisent les dérivées secondes de cette dernière.

La méthode la plus célèbre du second ordre c'est l'algorithme de *Levenberg-Marquart* [50][51], il faut noter que ces méthodes ne sont pas spécifiques aux réseaux de neurones ; ce sont des méthodes très générales d'optimisation, qui existaient bien avant l'introduction des réseaux de neurones.

4.13. Choix d'une structure neuronale

Un problème qu'on doit impérativement résoudre avant d'utiliser un réseau de neurones est la définition de sa structure. Pour une topologie multicouches MLP, le nombre de neurones d'entrée/sortie du réseau de neurones est imposé par la structure de fonctionnement globale où il sera inséré, tandis que le nombre de couches cachées ainsi que leurs nombres de neurones correspondant à chaque couche, ne sont pas limités. L'objectif final étant une réalisation matérielle embarquable, alors pour diminuer le temps de calculs, il est nécessaire de développer une architecture neuronale aussi petite que possible.

4.14. Initialisation de vecteur de paramètre de poids W

Au lancement de l'apprentissage, les valeurs initiales des poids doivent être différentes de zéro pour que l'algorithme de rétropropagation puisse fonctionner. D'autre part, l'utilisation de valeurs élevées peut provoquer un phénomène de saturation prématurée qui contribue à diminuer la vitesse de convergence de l'apprentissage. Ce phénomène est fonction de la valeur des poids et/ou de la pente de la sigmoïde et du nombre de neurones dans chaque couche. Afin de se situer dans la zone linéaire de la sigmoïde (zone définie pour une entrée proche de zéro). Généralement on tire les poids du réseau de neurone suivant une loi uniforme entre deux bornes $[B_1, B_2]$. En effet l'apprentissage n'est effectif que lorsque l'activité des neurones se trouve dans la partie linéaire de la fonction sigmoïde (car sa dérivée est nulle lorsque le neurone est saturé selon la figure 4.5).

4.15. Centrage des données

Avant tout apprentissage, il est indispensable de normaliser et de centrer toutes les données de la base d'apprentissage, afin qu'ils soient actifs, en moyenne sur la partie linéaire de la fonction sigmoïde figure 4.15.

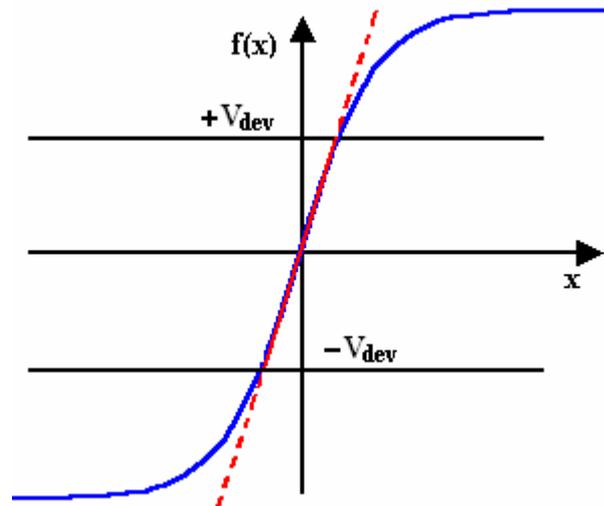


Figure 4.15. Centrage et normalisation des données de la base d'apprentissage.

En effet, si des entrées ont des grandeurs très différentes, celles qui sont « petites » n'ont pas d'influence sur l'apprentissage.

En pratique, il est donc recommandé, d'appliquer pour chaque vecteur d'entrée V la normalisation suivante :

Soit : V_{\min} , V_{\max} et V_{moy} respectivement le minimum, le maximum et la moyenne de la variable V considérée. On définit :

$$V_{dev} = \text{Max} (V_{moy} - V_{\min}, V_{\max} - V_{moy}) \quad (4.27)$$

Les variables V sont alors centrées/réduites par :

$$V = scal * \frac{(V - V_{moy})}{2 * V_{dev}} \quad (4.28)$$

Où :

scal : Représente l'amplitude de la sigmoïde utilisée.

Cette technique permet de prendre en compte toutes les situations de notre base d'apprentissage, car on ne sature jamais un neurone durant celui-ci [52].

4.16. Tester un algorithme d'apprentissage : «problème maître-élève»

L'expérience de plusieurs chercheurs dans le domaine ont confirmé qu'il est très facile d'écrire un algorithme d'apprentissage faux, ou un programme d'apprentissage « bogué », qui converge néanmoins, parfois très lentement, et aboutit à un modèle qui n'est pas complètement ridicule. Les erreurs algorithmiques ou de programmation peuvent alors passer inaperçues si l'on ne fait pas preuve de vigilance. Il est donc important de tester la validité d'une procédure d'apprentissage que l'on a écrite soi-même.

À cet effet, la méthode suivante (souvent appelée « problème maître-élève ») est commode et simple à mettre en œuvre. On crée un réseau de neurones, le « réseau maître », dont les paramètres sont arbitraires, mais fixés et connus (par exemple, tirés au hasard, une fois pour toutes, dans une distribution uniforme entre -4 et +4). On utilise ce réseau pour créer une base d'apprentissage, aussi grande que l'on veut, en lui présentant des entrées aléatoires (par exemple, tirées dans une distribution uniforme entre -1 et +1) et en calculant les sorties correspondantes. On utilise cette base pour faire l'apprentissage d'un second réseau (le «réseau élève ») qui a le même nombre d'entrées et le même nombre de neurones cachés que le réseau maître. Si l'algorithme d'apprentissage et le programme sont corrects, *on doit retrouver les paramètres du réseau maître avec une précision correspondant aux seules erreurs d'arrondie* [53].

4.17. Synthèse des techniques de commande connexionniste

Commander ou contrôler un procédé **P** consiste à déterminer l'entrée **U** à lui appliquer pour que sa sortie (**Y**) ait un comportement spécifique. Cependant, les sources photovoltaïques ont un comportement dynamique très varié dû aux changements spontanés de la température et de l'ensoleillement. Même si la modélisation de ces sources se fait avec peu de variables, la présence de forte non-linéarité dans leurs comportements, ainsi que la variation dynamique de la charge à laquelle ils débitent leur puissance, rendent difficiles à commander leur adaptation avec la charge sur un pic de puissance maximum.

Dans ce chapitre nous allons lever le rideau sur certaines techniques de commandes neuronales, pour prédire la commande adéquate qu'il va falloir présenter aux différents convertisseurs, afin que ces derniers arrivent à remplir aux mieux leurs tâches, en transférant la puissance maximale disponible dans les sources PV à la charge.

La commande connexionniste recouvrant un vaste domaine d'étude, nous avons

délibérément restreint notre champ d'investigation aux techniques connexionnistes faisant appel à l'apprentissage supervisé.

4.17.1. Manque d'informations directement exploitables

Si l'on considère un procédé donné, la disponibilité de ses exemples, valeurs désirées à avoir en sortie $y^*(t)$, et la commande correspondante $U^*(t)$ est liée à un fonctionnement correct du système, et donc implicitement au problème de la commande lui-même. Disposer de ces couples signifie donc que l'on possède un modèle de commande de notre procédé, ce qui est justement ce que l'on cherche.

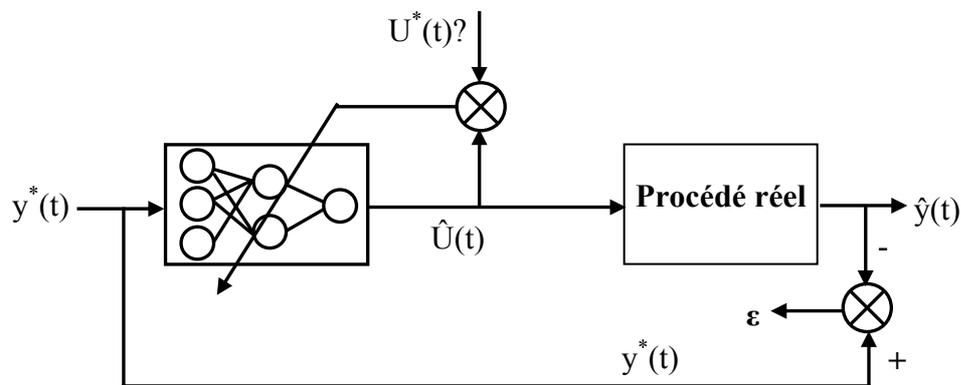


Figure 4.16. Problème du manque d'information.

De nombreux chercheurs ont donc posé le problème de la façon suivante : comment obtenir le signal d'erreur nécessaire à l'apprentissage du modèle de commande ?

Supposons que l'on souhaite faire apprendre à un réseau connexionniste à commander un procédé trop complexe, ou pour lequel trop peu d'informations sont disponibles pour que les techniques classiques se révèlent efficaces. Dans un problème pratique de commande, on dispose sans doute des sorties désirées $y^*(t)$ du procédé, mais jamais des sorties désirées du modèle de commande où $U^*(t)$ sont les signaux de commande désirée figure 4.16. Comment les signaux d'apprentissage peuvent ils être fournis au réseau à moins qu'un agent ne dispose déjà d'énormément d'informations sur la façon de commander le procédé ?

En effet, le signal d'erreur pour le modèle de commande connexionniste ne doit pas être l'erreur commise en sortie du procédé, marquée ε sur la figure 4.16., mais l'erreur sur la commande en entrée de ce procédé, c'est à dire la différence entre la commande « idéale » U^* et la commande \hat{U} effectivement fournie par le contrôleur neuronal. Notons, à l'instar de [54], que cette difficulté est analogue à celle de l'apprentissage au niveau des unités cachées d'un réseau multicouches. Dans les deux cas en effet, on dispose du signal d'erreur en fin de traitement.

La problématique consiste à modéliser l'influence (réciproque) de la sortie du procédé (respectivement la sortie du réseau) sur la commande appliquée (respectivement l'activation des cellules cachées). Malheureusement, on ne dispose pas directement de technique équivalente à la rétropropagation du gradient pour résoudre le problème ici.

Les architectures proposées par la suite tentent donc la plupart du temps de pallier au manque d'information nécessaire à l'apprentissage d'un contrôleur neuronal.

4.17.2. Identification d'un contrôleur classique existant

La première approche consiste à effectuer une copie pure et simple d'un contrôleur existant. En considérant que le contrôleur est lui-même un procédé (pour toute entrée il produit dynamiquement une sortie).

La consigne est fournie à la fois au réseau et au contrôleur à identifier, qui produit la commande utilisée pour faire fonctionner le système. L'erreur lors de l'apprentissage est calculée sur la base de la différence entre la commande issue du contrôleur et la sortie du modèle. On réalise donc l'approximation $U(t) \approx \hat{U}(t)$, en réalisant l'apprentissage à partir du signal d'erreur ε . Cette technique est présentée sur la figure 4.17.

Il est aisé de constater à la lumière de cette illustration qu'il ne s'agit pas ici de réelle « commande connexionniste » à proprement parler, mais plutôt de modèle connexionniste d'un contrôleur.

L'intérêt de cette méthode n'est pas évident au premier abord. Cependant, il peut être intéressant de disposer d'un modèle connexionniste du contrôleur pour plusieurs raisons. De plus, le modèle connexionniste peut être plus simple et moins coûteux à mettre en œuvre.

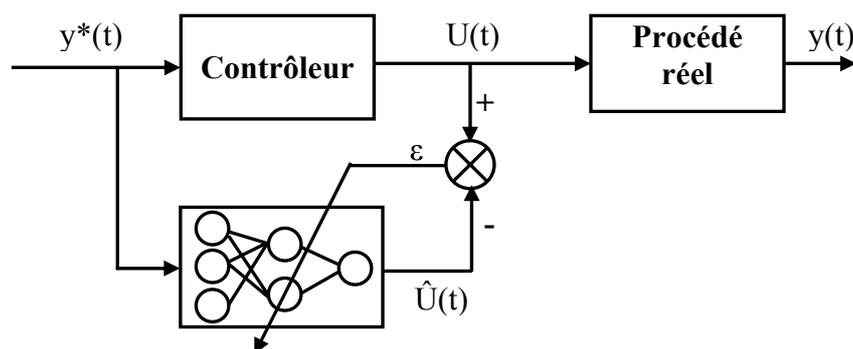


Figure 4.17. Copie d'un contrôleur existant.

4.17.3. Indirect « Learning Architecture »

Cette approche correspond à une mise en œuvre particulière de l'architecture du modèle inverse, dans laquelle le modèle en cours d'apprentissage sert aussi à commander le procédé.

La consigne $y^*(t)$ est fournie au réseau qui produit une commande prédite $\hat{u}(t)$, produisant un état prédit $\hat{y}(t)$. Cet état est passé comme consigne à la seconde copie du modèle de commande, qui produit alors une commande $\hat{U}(t)$. La différence entre $\hat{u}(t)$ et $\hat{U}(t)$ sert de signal d'erreur afin d'effectuer l'apprentissage des paramètres du modèle par rétro propagation.

Cette architecture, est présentée par la figure 4.18. L'idée exprimée par cette architecture est que la minimisation de l'erreur commise sur la commande entraîne une minimisation de l'erreur en sortie du procédé. Cependant, des simulations, ont montré que cette architecture est peu performante, car une erreur nulle sur la commande ne provoque pas nécessairement l'annulation de l'erreur totale en sortie du procédé.

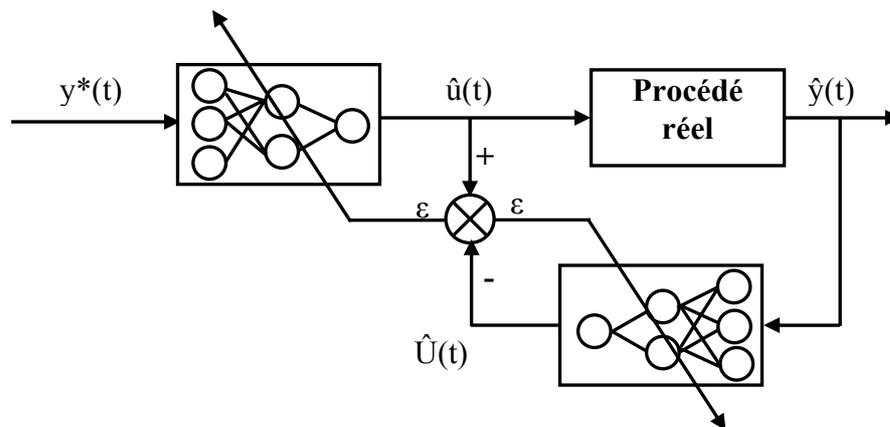


Figure 4.18 L'architecture de commande indirecte.

4.17.4. Apprentissage direct par estimation de l'erreur

Il s'agit ici de réaliser l'apprentissage d'un modèle de commande en boucle ouverte du procédé. On dispose à cet effet en série le modèle connexionniste et le procédé à commander. Le signal d'erreur correspond à l'erreur de consigne ε et est utilisé afin de réaliser l'apprentissage des paramètres du modèle connexionniste figure 4.19.

On peut remarquer que la valeur utilisée pour l'apprentissage des paramètres du modèle de commande est l'erreur en sortie du procédé. Une utilisation adéquate de la rétro propagation imposerait pourtant que l'on rétro-propage l'erreur en sortie du modèle, qui est naturellement inconnue. Tout ceci revient donc à faire une adaptation adéquate du pas d'apprentissage, dans la mesure où les non-linéarités ne sont pas trop fortes et que l'on peut considérer le procédé comme étant localement linéaire.

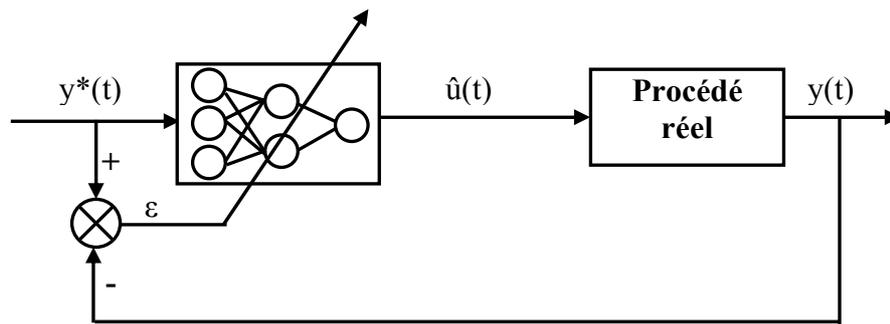


Figure 4.19. Identification du modèle de commande.

4.17.5. Apprentissage indirect du modèle de commande connexionniste

Il est nécessaire de procéder en deux temps. Dans un premier temps, l'apprentissage du modèle du procédé est effectué par une identification directe. Le but de cette étape est d'obtenir un modèle tel que si l'on fournit au procédé une commande u , la sortie estimée du modèle est $\hat{y} = M(u)$ du modèle soit une bonne approximation de la sortie réelle du procédé : $\hat{y} \approx y$. Lorsque l'approximation a une précision suffisante, elle sert alors à la phase suivante : l'apprentissage du modèle de commande connexionniste.

L'idée qui prévaut lors de cet apprentissage est une utilisation rusée des capacités de la rétro propagation. En effet, le modèle connexionniste est un modèle différentiable du procédé : la rétro propagation permet alors de disposer d'une estimation de l'erreur commise en entrée de ce modèle, c-à-d en sortie du contrôleur connexionniste.

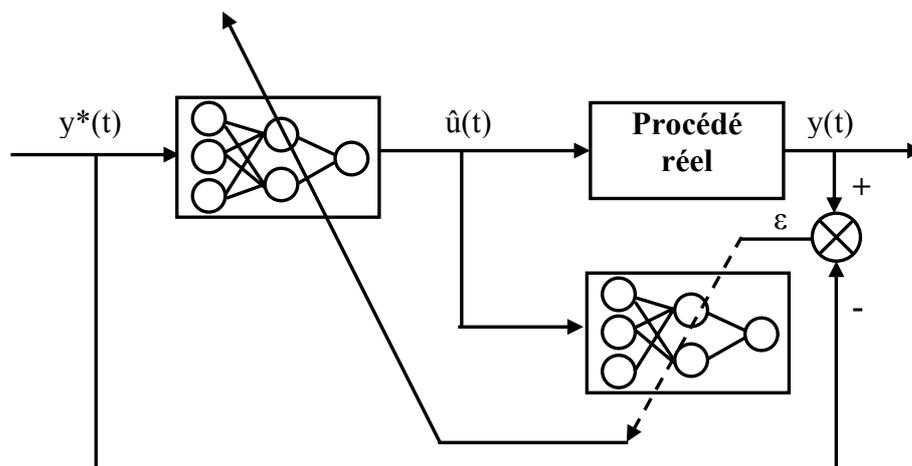


Figure 4.20. Apprentissage indirect.

4.18. Généralisation d'un réseau MLP (Validation croisée)

L'un des nombreux intérêts des réseaux MLP pour l'approximation de fonctions est leur capacité à généraliser, c'est à dire leur capacité à donner une bonne réponse à une donnée qui n'appartient pas à la base d'apprentissage qui a servi à l'éduquer.

Cette capacité à traiter des données non connues de la base d'apprentissage, la faculté de généralisation, permet de faire de l'interpolation ou de l'extrapolation.

Pour estimer la qualité d'un réseau de neurones on fait généralement appel à la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (ou « Root Mean Square »).

$$RMS_i = \sqrt{\frac{1}{P} \sum_{j=1}^P (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (4.29)$$

Avec :

P : Le nombre d'échantillons dans la base d'apprentissage.

y_i : La composante i de la sortie désirée.

\hat{y}_i : La composante estimée (calculée) du neurone i de la couche de sortie du réseau MLP.

Pour analyser le comportement du Réseau de Neurones, on observe donc indépendamment ces deux quantités y_i et \hat{y}_i respectivement. L'indicateur d'un bon réseau sera le taux de généralisation : c'est-à-dire avoir le même RMS mais sur une base d'exemples autre que celle utilisée durant l'apprentissage (la base de test ou de généralisation).

C'est à travers la valeur du RMS que l'on peut connaître la capacité de généralisation d'un réseau de neurones face à des données hors de la base d'apprentissage. Malheureusement, ce taux de généralisation n'est pas accessible directement, on cherche donc à l'estimer. Pour cela, la base de données est partagée en deux :

- la base d'apprentissage sur laquelle on configure le réseau pour réaliser au mieux la tâche qui lui est attribuée.
- La base de généralisation sur laquelle on teste l'aptitude du réseau à bien traiter des données hors de la base d'apprentissage.

Nous avons évoqué plusieurs fois le problème du surapprentissage, qui est provoqué par la capacité d'un réseau de neurones, possédant un nombre d'unités de mémorisation plus que nécessaire (on parle aussi de 'surparamétrisation'), à apprendre parfaitement les exemples de la base d'apprentissage.

Typiquement, l'évolution de l'erreur quadratique sur la base d'apprentissage en fonction du nombre de cycles d'apprentissage, se comporte comme la courbe A de la figure 4.21. Sur cette même figure est également représentée l'évolution de l'erreur quadratique en généralisation calculée à partir d'une base de données différente de la base d'apprentissage (courbe B).

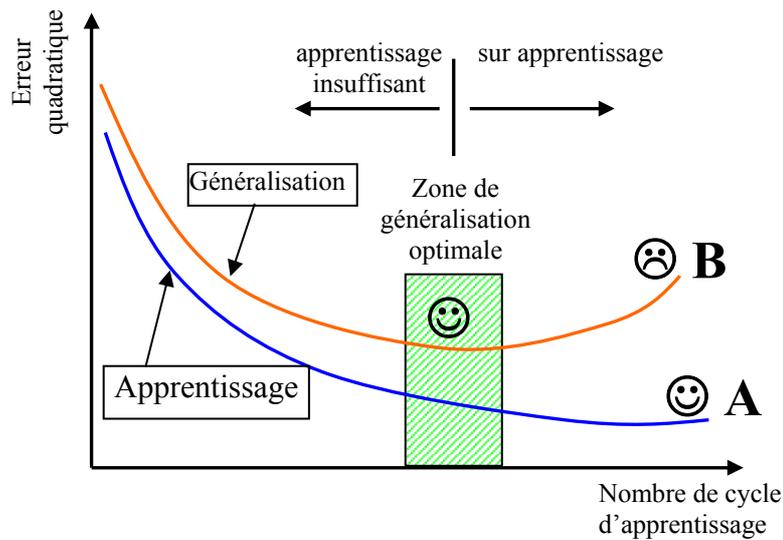


Figure 4.21. Evolution de l'erreur quadratique de l'apprentissage et de généralisation.

Afin d'arrêter l'apprentissage juste avant que ne se produise ce phénomène de surapprentissage, plusieurs méthodes ont été proposées.

La plus simple consiste à disposer de trois bases de données distinctes : une base d'apprentissage, une base de test et une base dite de « validation croisée ».

Cette dernière base est utilisée pendant l'apprentissage afin d'examiner le comportement du réseau pour des données qui lui sont inconnues. Ainsi, l'apprentissage est arrêté lorsque l'erreur sur cette courbe B (base de validation croisée) atteint un minimum.

Notons que cette technique nécessite d'avoir suffisamment de données pour constituer trois bases à la fois représentatives et distinctes. Dans le cas où on ne disposerait pas de suffisamment de données, une technique a été développée pour n'utiliser que la base d'apprentissage ; elle consiste à effectuer deux apprentissages successifs.

Pour le premier apprentissage, la base d'apprentissage est divisée en deux de manière à constituer une plus petite base d'apprentissage et une base de validation croisée.

Le nombre de cycles d'apprentissage nécessaire pour parvenir à la zone de généralisation optimale est conservé. Ce nombre est ensuite utilisé pour stopper l'apprentissage avec la base d'apprentissage globale.

4.19. Application et simulation

4.19.1. Procédure de commande par rétropropagation du gradient

La performance de tout contrôleur MPPT est qualifiée d'une part, par sa rapidité à réagir par une commande adéquate (rapport cyclique), dépourvue de toute oscillation faisant ramener le point de fonctionnement du système PV à la position du PPM. Et d'autre part, par sa capacité de synthétiser la variable de commande directement à partir de certaines variables

d'états, qui sont respectivement (S : ensoleillement, T : température et V_b : tension de batterie) i.e : $d = (S, T \text{ et } V_b)$, qui ont un effet direct sur la dynamique du PPM.

Les différentes techniques MPPT classiques que nous avons exposées au Chap3 montrent que leurs algorithmes de recherche sont basés sur la disponibilité des données d'ensoleillement et de température. La mesure de ces données est effectuée à travers d'autres paramètres liés au système PV tels que le courant, la tension et la puissance. Il se trouve que ces paramètres ne dépendent pas que des variables climatiques, mais aussi, des caractéristiques interne du module PV qui imposent automatiquement des contraintes sur le dimensionnement du contrôleur classique, comme nous allons le voir en chap5, où la rapidité du contrôleur est limitée en fréquence d'échantillonnage.

De ce fait, nous allons essayer dans ce qui suit d'élaborer un contrôleur neuronal, dépourvu de toute contrainte imposée par le système PV, ce qui nécessitera de ne mettre en jeu que les variables climatiques. Et cela dans le but d'améliorer la qualité de la commande, ce qui améliorera sans doute le rendement en puissance.

En conséquence du raisonnement ci-dessus nous avons structuré en schéma synoptique figure 4.22 le système de fonctionnement global en présence du contrôleur neuronal. Notons que dans le cas d'une charge résistive le retour de l'information sur la tension aux bornes de la charge (batterie) n'est pas nécessaire pour le contrôleur neuronal.

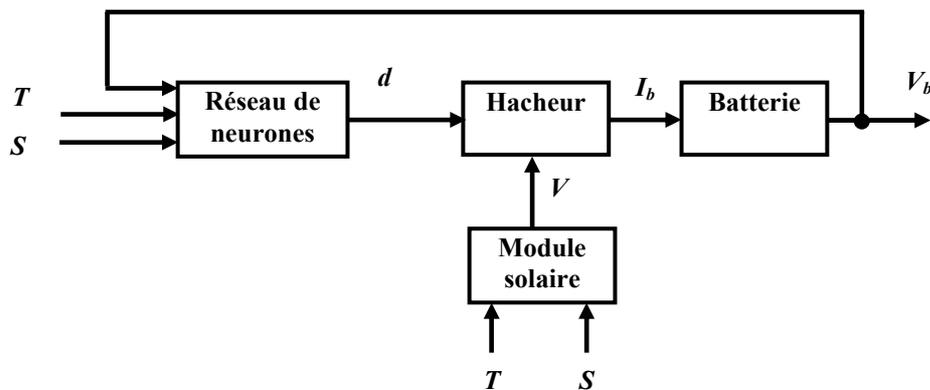


Figure 4.22. Structure du système de commande par réseau de neurones.

Faire entraîner le réseau de neurones afin qu'il puisse fonctionner au mieux dans l'architecture de commande de la figure 4.22 est une étape incontournable.

Pour une valeur bien déterminée en ensoleillement (S) et en température (T), le module solaire possède un point de puissance maximale unique PPM, pour se situer en ce point il apparaît très évident d'appliquer un rapport cyclique (d^{des}) bien déterminé à l'entrée commande du hacheur.

L'étude effectuée précédemment sur le système photovoltaïque nous fait déduire que le rapport cyclique (d^{des}) ne dépend pas seulement des conditions climatiques (S et T), mais dépend aussi des caractéristiques internes du module solaire, du convertisseur et de la charge

à laquelle il est connecté (V_b).

En conséquence, de la difficulté à modéliser le rapport cyclique en tenant compte de tous les paramètres possibles (propres au module et climatiques), nous avons opté pour un moyen plus simple et judicieux pour établir une base de données, qui est aussi riche en terme d'informations sur le système PV et sur laquelle le contrôleur neuronal sera entraîné. Son principe c'est d'effectuer des mesures réelles à partir d'une installation PV, équipée d'un contrôleur MPPT classique doté d'un appareillage de mesure du rapport cyclique (d^{des}) correspondant à (S, T et V_b). Il est beaucoup plus aisé, si le travail s'effectue sur un simulateur de panneaux équipé d'un matériel adéquat pour faire les tests et les mesures possibles, d'établir cette base de données.

Dans notre cas, suite à l'équipement très restreint mis à notre disposition, nous nous sommes attachés à synthétiser la base de données à partir de plusieurs simulations effectuées sur un système PV commandé par un contrôleur MPPT classique, et cela dans le but de montrer l'applicabilité de la commande neuronale.

Après avoir dressé la base de données composée de (S, T, V_b, d^{des}), l'étape de l'apprentissage sera effectuée sur la structure illustrée à la figure 4.23, en raison de la simplicité d'entraîner le réseau de neurones hors la structure de commande de la figure 4.22. Notons que tout contrôleur entraîné sur cette base de données, ne peut être utile dans le contrôle MPPT, que pour les modules PV ayant les mêmes caractéristiques c-à-d issus d'un même fabricant, et pour la même disposition des modules formant le panneau PV.

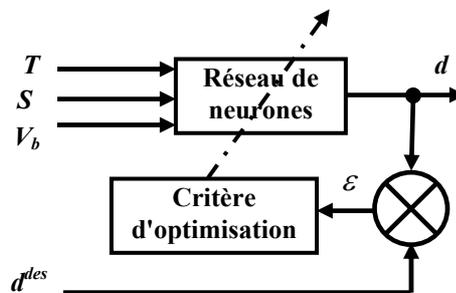


Figure 4.23. Structure d'apprentissage du contrôleur MPPT neuronal

L'apprentissage utilisé dans la structure de la figure 4.23 est basé sur l'algorithme de rétropropagation du gradient « Feed Error Propagation » appelé communément F.E.P exposé précédemment. Tandis que la structure détaillée de simulation, équivalente au schéma synoptique de la figure 4.22 est présentée à la figure 4.24. Nous allons essayer d'appliquer dans ce qui suit un réseau de neurones comme algorithme de commande, et ainsi, de confirmer son efficacité dans la commande MPPT par rapport à ses homologues classiques.

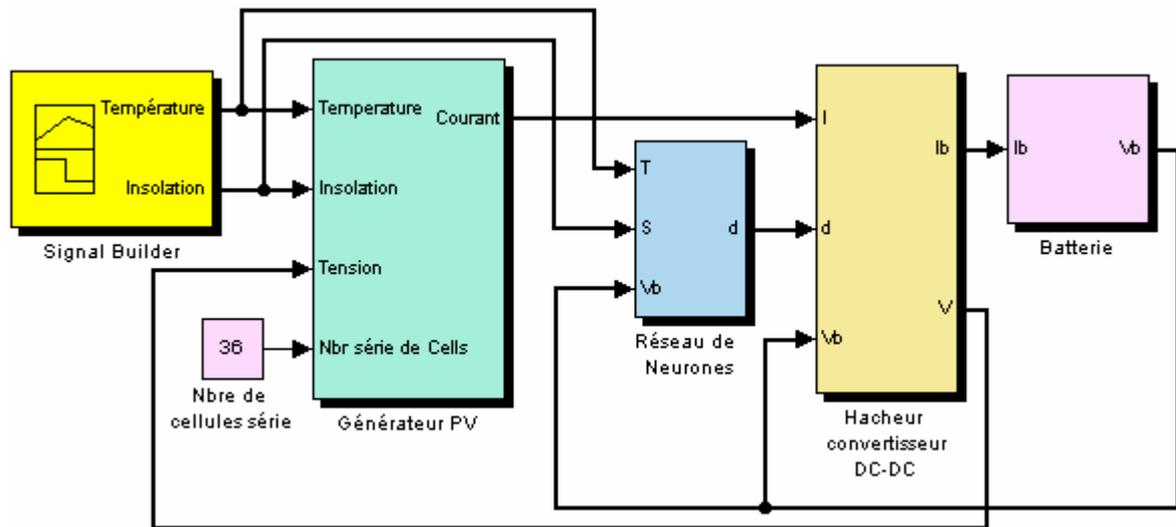


Figure 4.24. Structure du système de commande par réseau de neurones.

L'efficacité de la commande neuronale, réside dans le fait que le réseau de neurones n'a pas besoin d'un certain nombre d'itération sur l'algorithme pour évaluer la sortie de commande. Tel que l'en a le cas au niveau des commandes classiques, l'évaluation de la commande à la sortie du réseau de neurones, ne dépend que du temps de propagation de l'information de ses entrées à sa sortie, et donc on peut augmenter la fréquence d'échantillonnage du calculateur autant qu'on souhaite sans incidence, pour améliorer sa rapidité.

Le mécanisme du fonctionnement de la commande neuronale est décrit au niveau de l'organigramme présenté sur la figure 4.25. Ce dernier montre que sur chaque cycle de l'algorithme principal de commande, une mesure des variables d'entrées du réseau qui sont respectivement ($T(^{\circ}\text{C})$, $S(\text{W}/\text{m}^2)$ et $V_b(\text{Volts})$) est effectuée, puis une propagation directe de ces données via le réseau de neurones. Ce dernier estime la commande adéquate à sa sortie qui sera appliquée à l'entrée commande du hacheur.

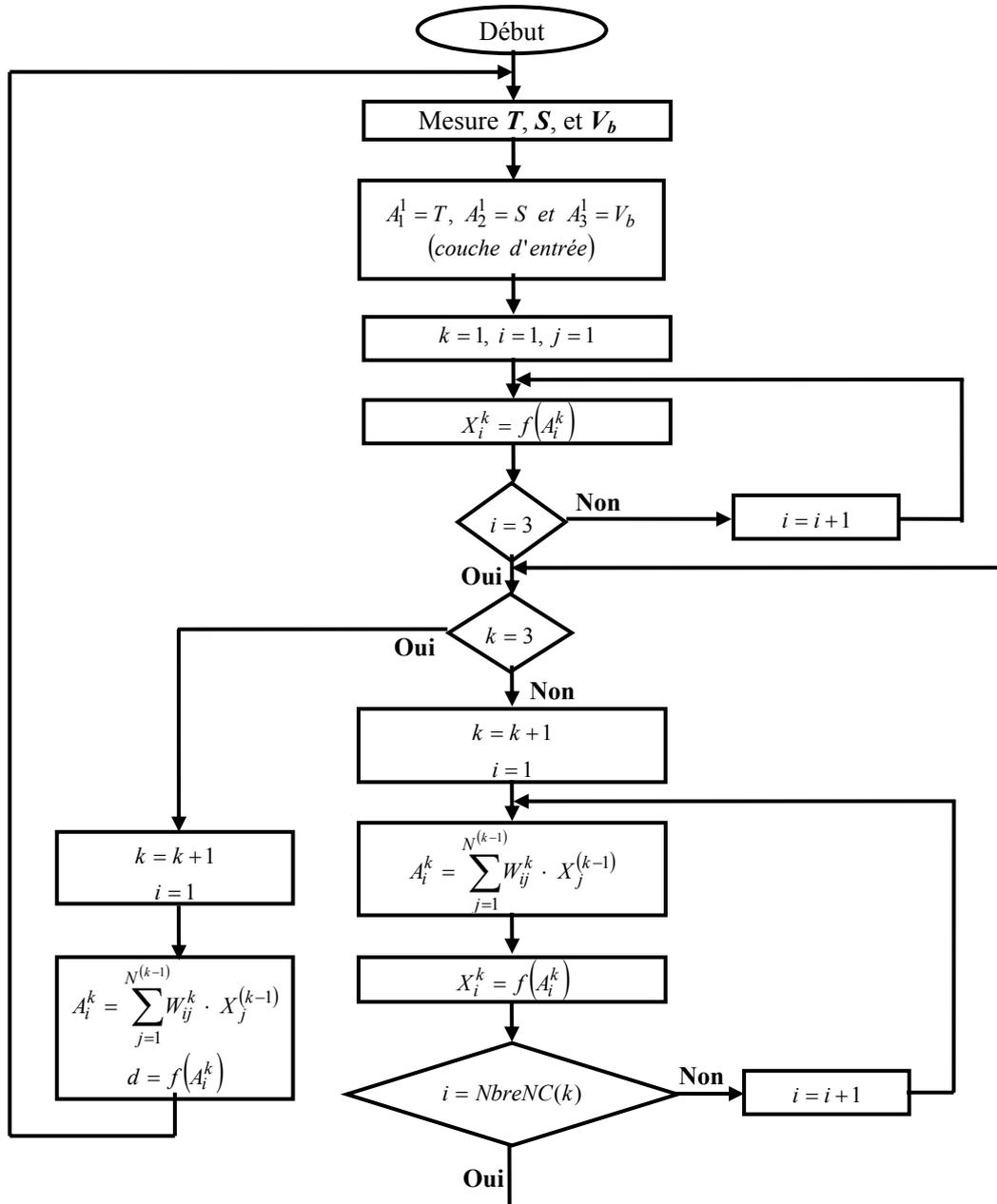


Figure 4.25 Organigramme du principe du fonctionnement de la commande neuronale

4.20. Choix de la structure des réseaux de neurones

Un problème que l'on doit impérativement résoudre avant d'utiliser un réseau de neurones est la définition de la structure du réseau. Le nombre d'entrées et de sorties est

généralement imposé par la fonction à approximer (dans le cadre de notre travail, trois neurones pour la couche d'entrée et un en sortie), le nombre de couches cachées ainsi que leur nombre de neurones correspondant exige une structure optimale.

Pour cela nous avons conçu un programme qui nous permet de choisir le nombre de couches ainsi que le nombre de neurones par couche.

Nous avons choisi une structure à quatre couches : une couche d'entrée, une couche de sortie et deux couches cachées ayant respectivement 10 neurones dans la première et 8 dans la deuxième. Un autre problème qu'il faut surmonter est la détermination du pas d'apprentissage, qui est fait par tâtonnement.

L'apprentissage effectué est un apprentissage supervisé basé sur des données connues en entrée/sortie.

Le contrôleur neuronal est entraîné sur une base de données composée d'une multitude de signaux qui sont respectivement (température (T), ensoleillement (S), tension dynamique de la batterie (V_b) et leurs rapports cycliques correspondants (d^{des})) obtenus par une mesure réelle ou bien par une autre méthode classique, la figure 4.26 montre l'évolution de la phase d'apprentissage des différents signaux, tandis que la figure 4.27 montre les signaux de puissance, de commande et de tension du système PV.

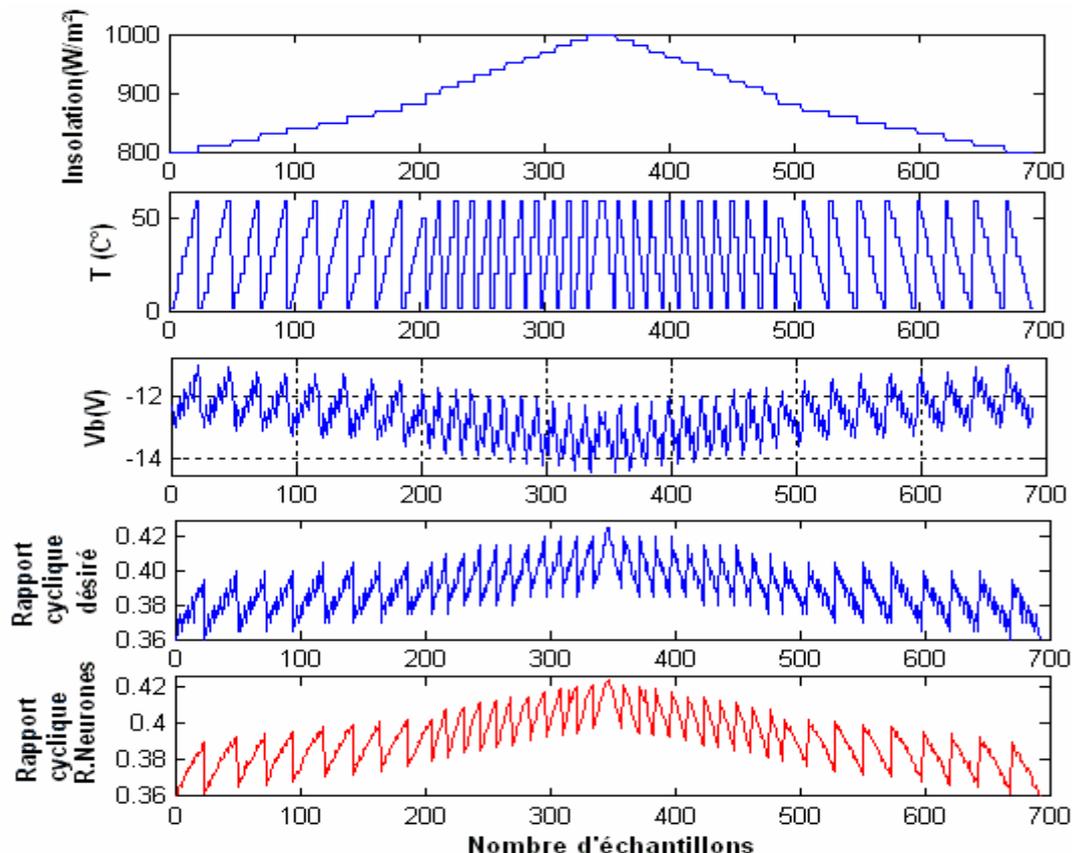


Figure 4.26. Entraînement du réseau de neurones par l'algorithme FEP, sur une base d'apprentissage entrée/sortie.

Une fois le réseau de neurones est entraîné, il est donc nécessaire de tester son pouvoir de généralisation en propageant à ses entrées la même base de donnée composée de T et S, et la tension dynamique de la batterie, le réseau de neurones s'est manifesté par une sortie de commande proche à une précision près à celle qui est utilisée pour l'éduquer, comme le montre la figure 4.26.

L'insertion du contrôleur neuronal précédent dans un schéma de commande approprié figure 4.24 permet de donner les signaux de puissance, de commande et de la tension du module figure 4.27, pour les conditions standard de fonctionnement.

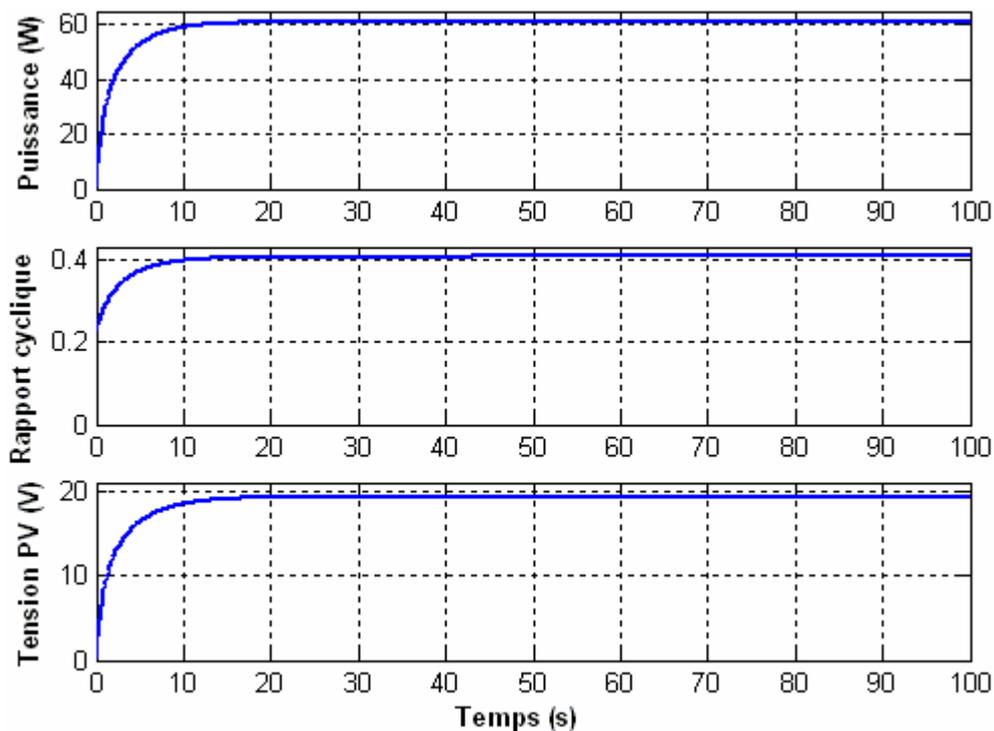


Figure 4.27. Forme des signaux de puissance, du rapport cyclique et de la tension du module PV, réalisé par le contrôleur neuronal combiné avec un hacheur Buck-Boost à $T=25^{\circ}\text{C}$ et $S=1000\text{W/m}^2$.

4.21. Conclusion

Dans le présent chapitre nous avons abordé les détails techniques d'une commande émergente à caractère prédictif à base des réseaux de neurones appelés communément techniques de commande connexionnistes. Après avoir donné un aperçu sur la similitude neurone biologique/neurone artificiel, nous nous sommes intéressés plus particulièrement à l'étude des architectures de type perceptron multicouches entraînées avec l'algorithme de la rétropropagation du gradient.

Les performances de la commande neuronale dont le but de notre travail sont exposées en détail en chapitre 5.

Chapitre 5

Simulation et évaluation des résultats

5.1. Introduction

Dans le présent chapitre nous allons montrer les différentes simulations effectuées sur un système PV constitué principalement d'un panneau PV, charge et hacheur. Ce dernier est piloté par différentes techniques MPPT permettant une meilleure adaptation source/charge, pour un transfert maximum de puissance. De ce fait, la simulation est la seule manière d'évaluer la performance d'un contrôleur numérique à rétroaction dans un système avant d'établir un prototype réel.

Les résultats figurant dans ce chapitre nous permettent de valider les concepts théoriques de chaque commande et d'évaluer les diverses techniques MPPT présentées aux (chap. 3 et 4) et d'analyser leur comportement sous les mêmes conditions de fonctionnement. Cette étude comparative entre les différentes techniques MPPT existantes, nous permet de valider la technique la plus appropriée à une application qui répondra aux exigences de la rapidité de convergence vers un nouveau PPM causé par un changement éventuel dans les conditions climatiques. Dans certaines figures, la simulation des changements rapides des conditions climatiques est exagérée, mais l'efficacité de la commande dans la rapidité de convergence peut trouver une autre utilisation dans les véhicules mobiles où l'occultation des cellules par les arbres, les immeubles,...etc. est fréquemment rencontrée.

5.2. Fonctionnement dans des conditions environnementales stables

Pour cette série de simulations de paramètres de température T et d'ensoleillement S sont maintenus constamment égaux aux valeurs d'essais standards qui sont respectivement $T=25^{\circ}\text{C}$ et $S=1000\text{ W/m}^2$. L'intérêt majeur sera focalisé sur l'ondulation de puissance provoquée par des oscillations autour du PPM et de sa dépendance de la fréquence d'échantillonnage des diverses techniques MPPT et du hacheur DC-DC utilisé.

5.2.1. La méthode de P&O

La méthode MPPT de P&O évoquée au chapitre 3, est généralement une technique très utilisée pour contrôler le point de puissance maximale d'un système PV. La figure 5.1 montre respectivement les signaux de puissance de sortie du panneau, du rapport cyclique (d) du contrôleur et de la tension de fonctionnement. Le système global est combiné avec un hacheur Buck.

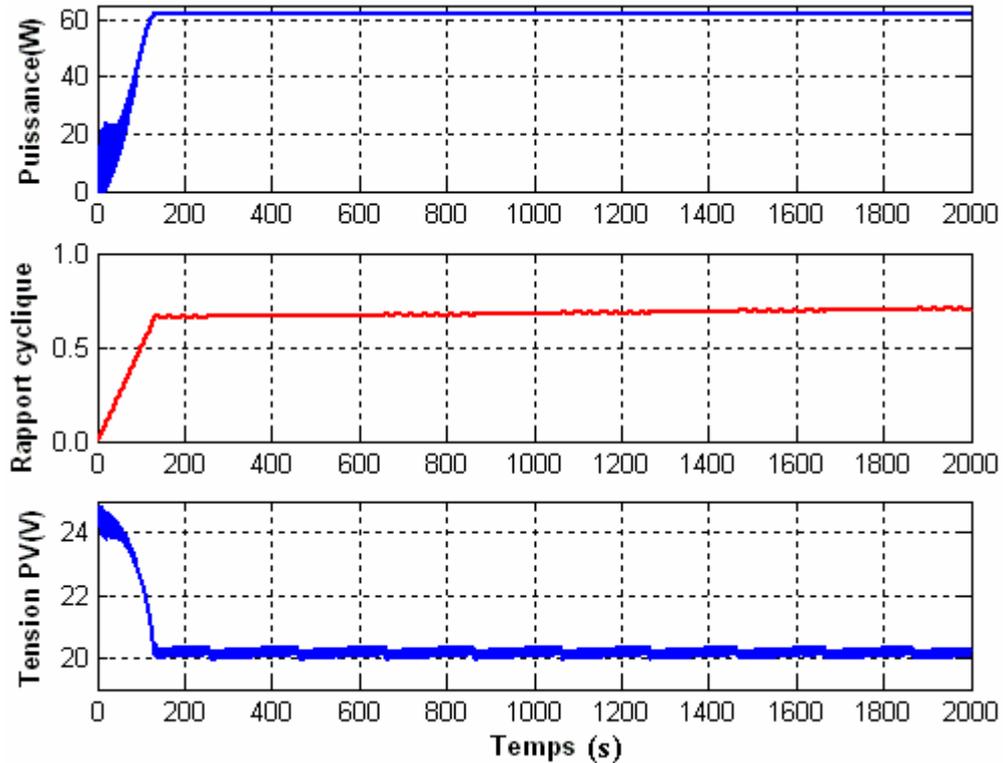


Figure 5.1. Simulation MPPT de la méthode P&O combinée avec un hacheur Buck sous des conditions environnementales stables ($T=25^{\circ}\text{C}$ et $S=1000\text{ W/m}^2$).

On remarque que le contrôleur parvient toujours à ajuster le rapport cyclique d rapidement de sorte que le niveau de puissance stable soit atteint.

La simulation faite sur la figure 5.2 met en évidence le cas réel du contrôleur qui ne peut jamais atteindre le rapport cyclique d optimal, mais il continue à osciller autour d'une valeur limite.

L'amplitude de l'oscillation de la commande dépend directement de la fréquence d'échantillonnage (comme nous allons le voir à la figure 5.3) et de la constante d'incrémentations accordée au contrôleur. Cette dernière, lorsqu'elle est importante permet une convergence rapide du contrôleur vers le PPM adéquat avec une précision près, ce qui donne naissance à des oscillations de la commande autour d'une certaine valeur qui génère à son tour des oscillations au niveau de la puissance figure (5.2), ce qui implique des pertes qui sont proportionnelles à la valeur de la constante d'incrémentations, et inversement.

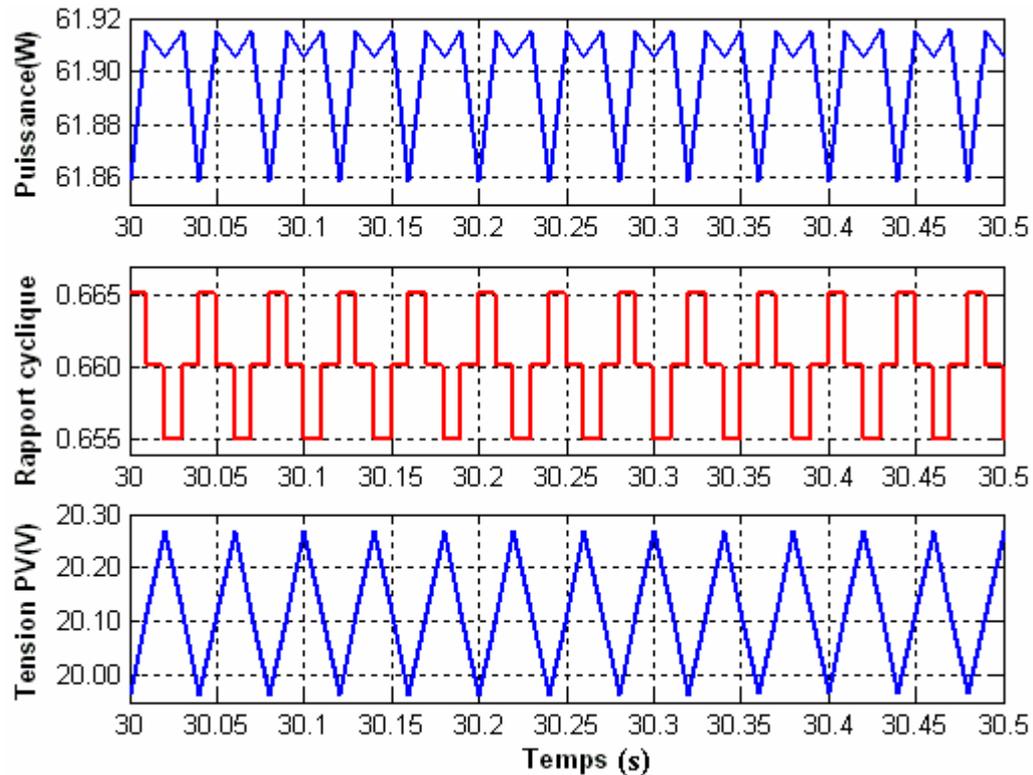


Figure 5.2. Graphe détaillé sur les signaux de puissance, rapport cyclique et la tension de sortie du module PV générés par la méthode MPPT P&O, combinée avec un hacheur Buck, pour une fréquence d'échantillonnage de 100Hz.

Mais pour des changements brusques et rapides des conditions de fonctionnement, il est nécessaire d'augmenter la fréquence d'échantillonnage du système afin que le contrôleur arrive à ramener la sortie de commande vers le PPM adéquat le plus rapidement possible. La figure 5.3 nous montre l'incidence de la haute fréquence d'échantillonnage sur les différents signaux de sortie, qui apparaissent à partir d'une certaine valeur sous forme d'une ondulation permanente. Cela est dû au convertisseur DC-DC qui n'est plus capable de suivre les variations rapides du rapport cyclique. La puissance de sortie continue à chuter ou à croître malgré l'inversion du sens de la perturbation. Dans ce cas le mécanisme de tracking est perturbé par la fausse information du sens de variation de la puissance causée par le retard de réponse du convertisseur DC-DC. Ce défaut produit une augmentation considérable du taux d'ondulation de la puissance de sortie qui dépend aussi du type de convertisseur DC-DC utilisé.

La figure 5.3 met en évidence ce phénomène pour une fréquence d'échantillonnage de 1KHz. On voit que le pas d'incrément est multiplié par une certaine valeur ce qui fait multiplier le taux d'ondulation de la puissance ou de la tension de sortie par le même facteur.

Ce taux dépend aussi des composantes capacitatives du convertisseur DC-DC utilisé et du type de convertisseur (Buck, Boost ou Buck-Boost). La valeur du taux d'ondulation est proportionnelle aux capacités d'entrée C1 et de sortie C2. Pour diminuer ce taux on a intérêt à

diminuer la capacité de ces condensateurs ce qui impose d'augmenter la fréquence de découpage de la MLI.

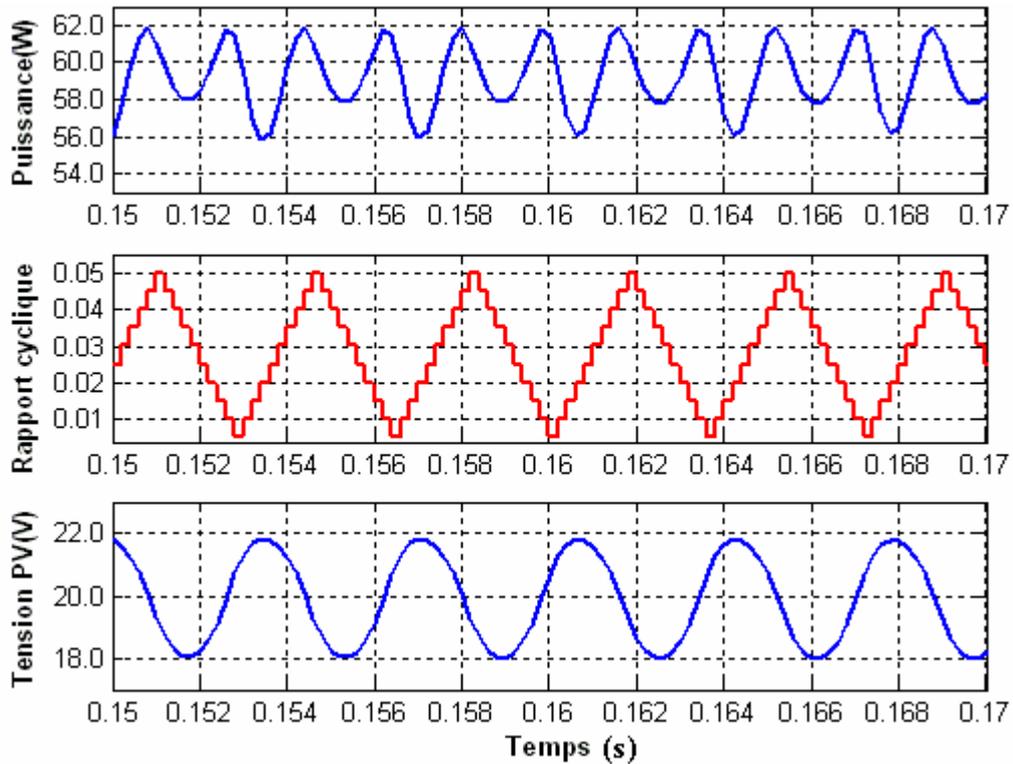


Figure 5.3. Oscillation de la méthode MPPT P&O en haute fréquence d'échantillonnage combinée avec un hacheur Buck à une fréquence d'échantillonnage de 1KHz.

D'autres simulations sont présentées à la figure 5.4 pour un système d'alimentation d'énergie solaire avec la méthode MPPT P&O, utilisant un hacheur Buck-Boost à une fréquence d'échantillonnage de 100Hz, tandis que la figure 5.5 montre la réponse des signaux de puissances, du rapport cyclique et de la tension de fonctionnement du module solaire à une fréquence d'échantillonnage de 1KHz.

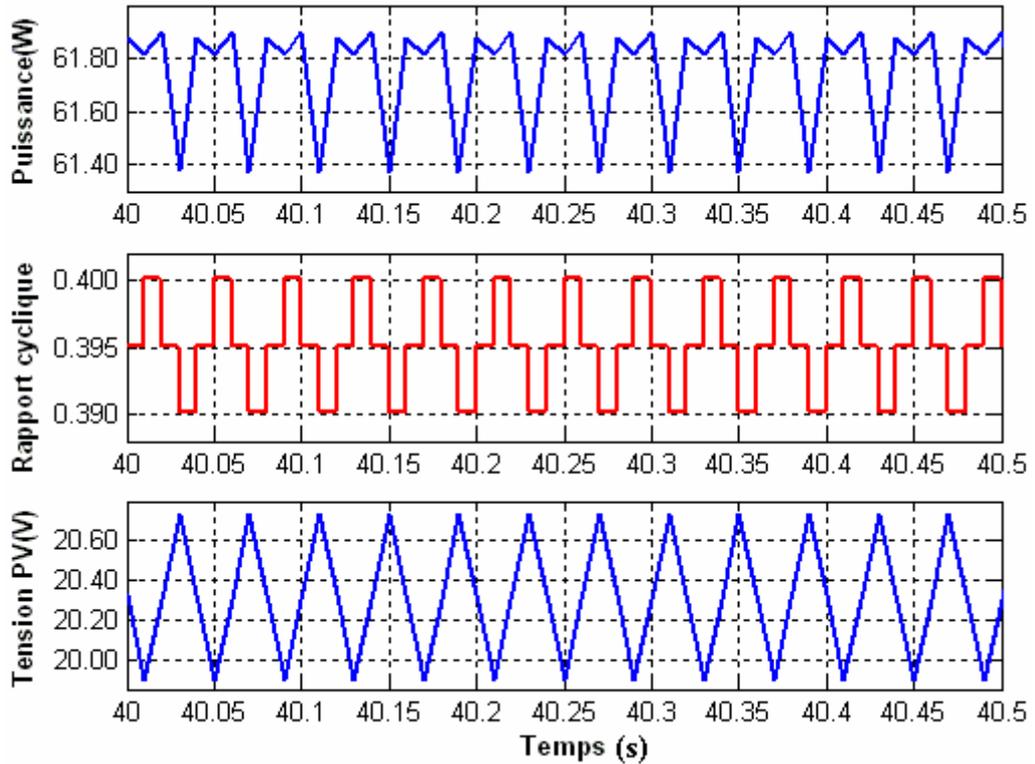


Figure 5.4. Signaux de puissance, du rapport cyclique et de la tension PV obtenus par la méthode MPPT P&O appliquée sur un hacheur Buck-Boost à 100Hz.

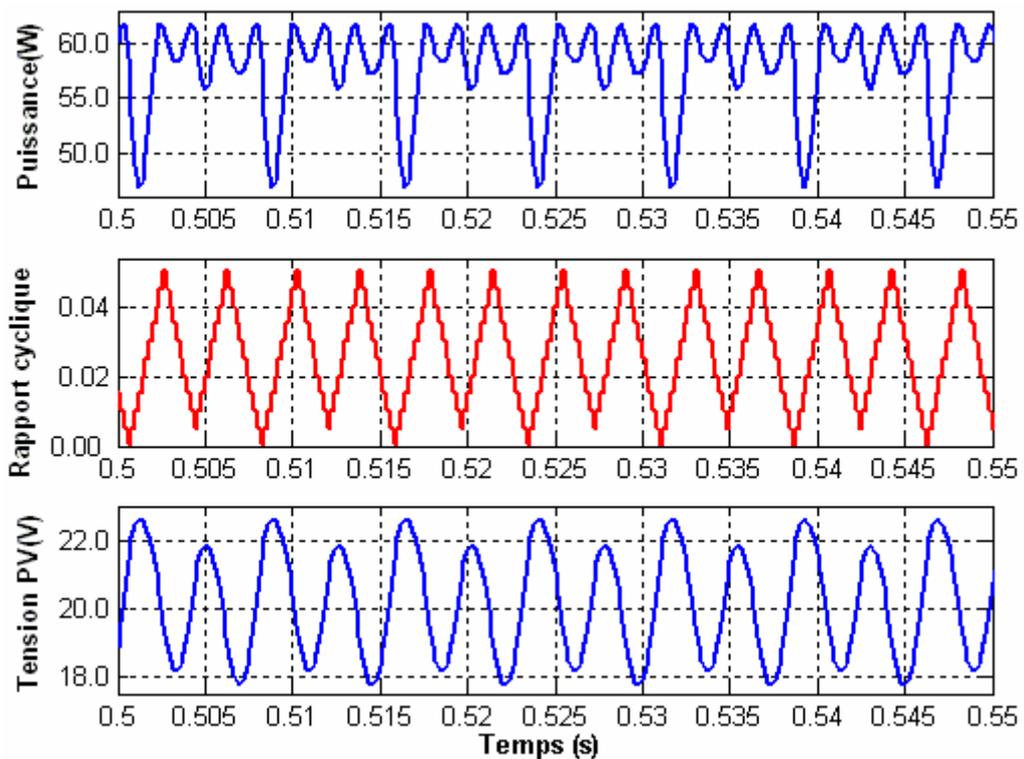


Figure 5.5. Oscillation de la puissance de sortie, du rapport cyclique et de la tension PV, obtenus par la commande MPPT P&O combinée avec un hacheur Buck-Boost à 5KHz.

On remarque donc selon la figure 5.4 et 5.5 que la sortie commande et la réponse en puissance n'ont pas un bon comportement. Ils sont de nature oscillatoire comme ceux obtenus lors de l'application du hacheur Buck.

La commande numérique en hautes fréquences d'échantillonnage, a un effet négatif sur le système PV. Cela se voit clairement au niveau de l'amplitude de l'ondulation du signal de puissance qui est légèrement augmentée d'un cran (figure 5.5), comparée à celle obtenue à 100Hz (figure 5.4), à noter que le gain en qualité est toujours médiocre. En effet, une augmentation de la fréquence d'échantillonnage à 1KHz a presque le même effet que lorsque le système avait une fréquence d'échantillonnage de 100Hz, le système étant trop lent pour réagir aux courtes limites de correction induite par le contrôleur.

Ce qu'on peut noter aussi, c'est que malgré le côté avantageux du hacheur Buck-Boost d'avoir hérité les caractéristiques du Buck et du Boost à la fois, ce qui lui donne le privilège d'accepter un intervalle de fonctionnement étalé sur une large gamme de variation de la tension de sortie. Cet atout n'a pas d'effet sur les fortes oscillations qui prennent de l'ampleur dans leurs amplitudes au fur et à mesure que la fréquence d'échantillonnage augmente, ce comportement conduit à un effet néfaste sur le rendement en puissance de sortie qui est sensiblement inférieure à celle obtenue par le hacheur Buck.

En conclusion, le buck-boost possède le grand avantage de pouvoir choisir sa tension de sortie inférieure, égale, ou supérieure à la tension d'entrée.

5.2.2. La méthode de P&O Améliorée

La méthode P&O améliorée, n'est rien d'autre qu'une amélioration de la méthode de P&O classique.

Son avantage réside dans le fait que la variable de commande oscille également autour de son point opérationnel quand le signal de puissance monte, en conséquence, le contrôleur ne dérive pas dans une direction comme c'est le cas dans la méthode conventionnelle (figure 5.19). Ceci a comme conséquence d'atténuer l'ondulation engendrée au niveau du système et donc une réduction des pertes en puissance (figure 5.7).

Indépendamment de type du hacheur utilisé, la méthode MPPT P&O améliorée diminue légèrement l'amplitude de l'ondulation de puissance à l'état d'équilibre pour des fréquences d'échantillonnage bien déterminées.

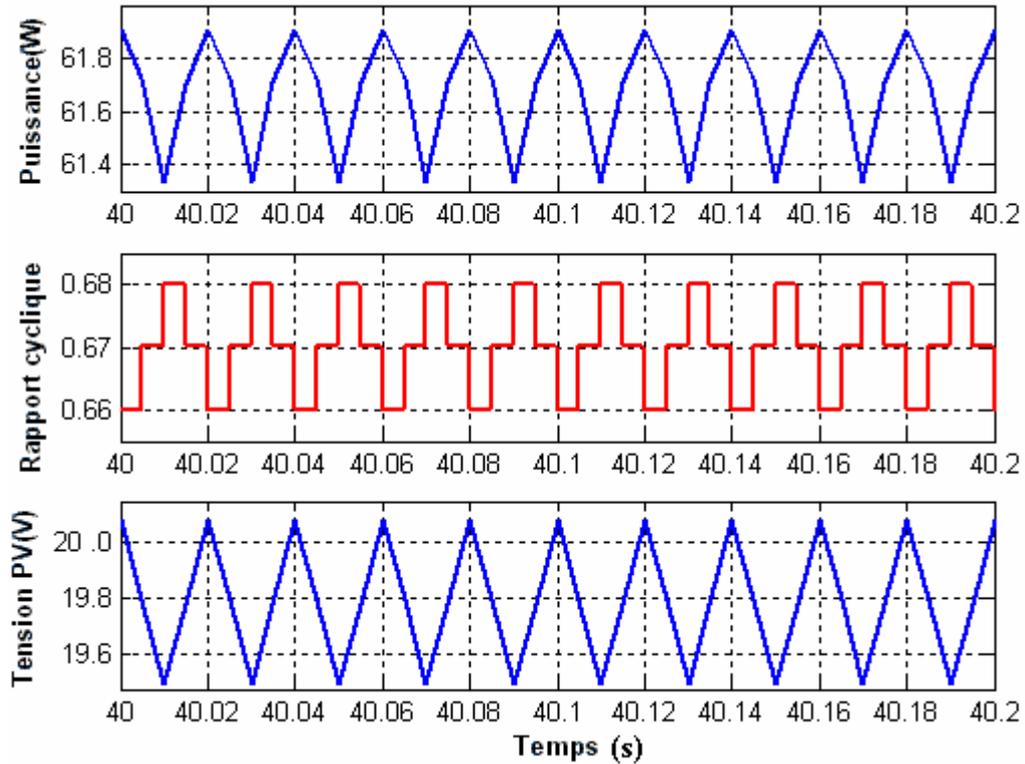


Figure 5.6. L'ondulation engendrée à une fréquence d'échantillonnage de 200Hz, par l'algorithme P&O amélioré, combiné avec un hacheur Buck.

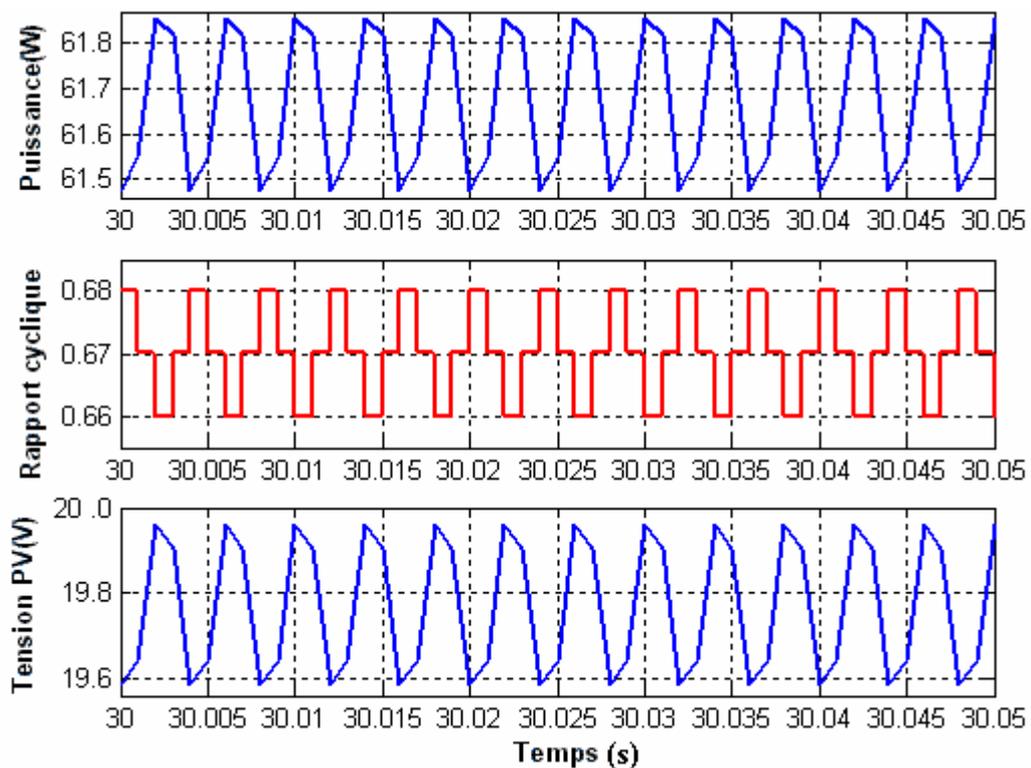


Figure 5.7. Ondulation engendrée à une fréquence d'échantillonnage de 1KHz, par l'algorithme P&O améliorée, combiné avec un hacheur Buck.

5.2.3. La méthode d'incrémentatation de conductance

Dans la section 3.3.12 du chap 3, la méthode MPPT d'incrémentatation de conductance avait été présentée avec l'algorithme d'incrémentatation de conductance figure 3.16. La variable de commande dépend du signe de la dérivée. Les autres facteurs qui rentrent en jeu sont respectivement le dI et le dV lorsque l'incrémentatation de conductance change.

La figure 5.8, montre le signal de puissance et la variable de commande d'un système MPPT contrôlé par l'algorithme d'incrémentatation de conductance à une fréquence d'échantillonnage de 100Hz utilisant un hacheur Buck.

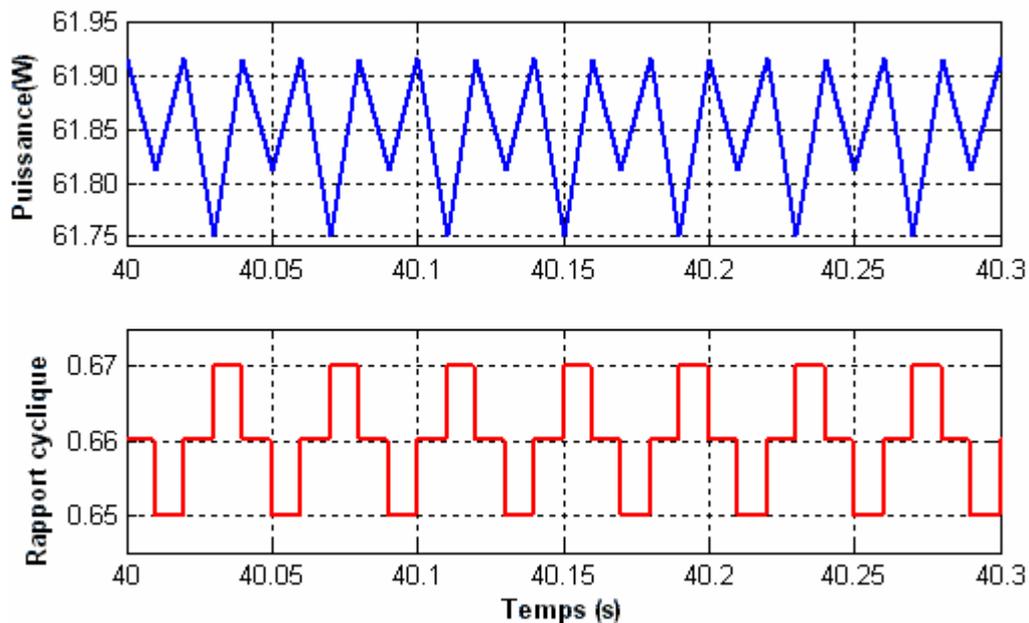


Figure 5.8 Simulation de la puissance et de la commande de l'algorithme MPPT IncCond combiné avec un hacheur Buck à une fréquence d'échantillonnage de 100Hz.

L'oscillation évidente du signal de puissance montre au fait que la condition du PPM qui est $\frac{dI}{dV} = \frac{-I}{V}$ ne se produit jamais. Une satisfaction de cette condition par le pas de la perturbation dès que le PPM serait atteint, ferait dévier l'algorithme.

L'approximation des valeurs de (dI et dV) et la haute résolution de l'échantillonnage de l'entrée du contrôleur MPPT empêchent à la fois la satisfaction de l'équation 3.11, et les conditions $dV=0$ et $dI=0$.

La considération de l'organigramme d'incrémentatation de conductance figure 3.16, prouve que dans ces circonstances que la méthode d'incrémentatation de conductance ne se distingue pas de manière significative de la technique de P&O.

La figure 5.9 montre la réponse de l'algorithme d'incrémentatation de conductance au

phénomène d'oscillation en haute fréquence. C'est un phénomène prévu, puisque ceci dépend du temps de réponse du système qui varie selon le type du hacheur DC/DC utilisé.

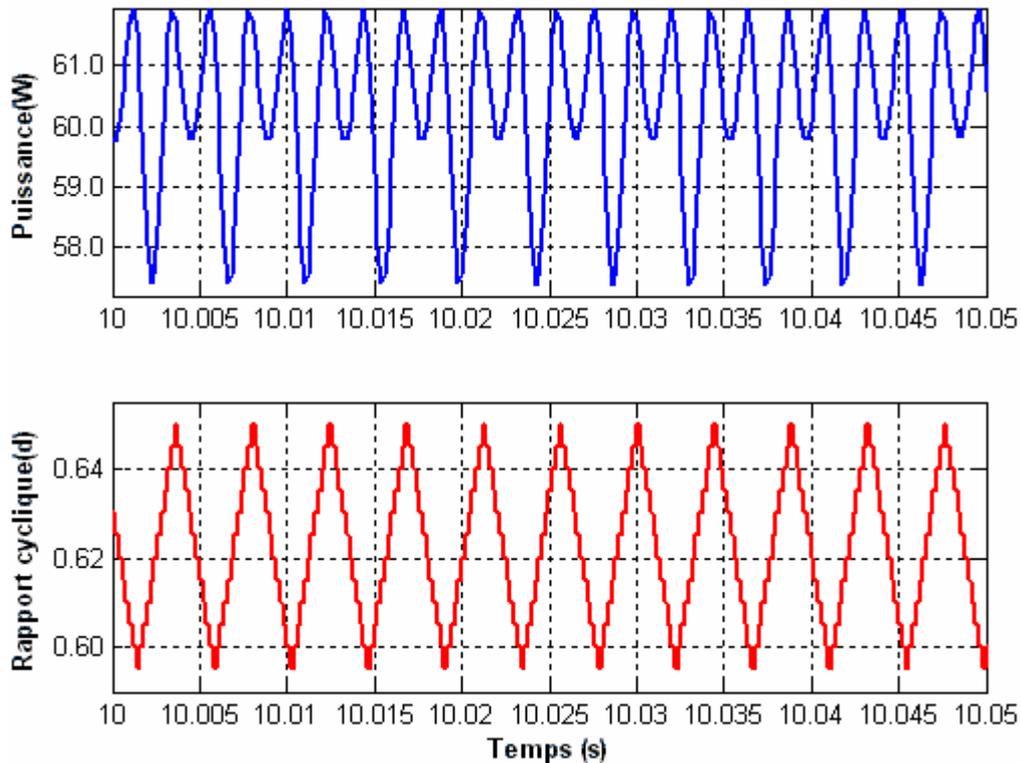


Figure 5.9. Signal de puissance et de commande simulés par l'algorithme IncCond combiné avec un hacheur Buck à une fréquence d'échantillonnage de 5KHz.

L'information obtenue avec les simulations discutées jusqu'ici montre que l'augmentation d'ondulation à des fréquences d'échantillonnage plus élevées du MPPT cause une perte de puissance sensiblement plus élevée.

5.2.4. La méthode du contrôleur neuronal

Nous avons montré au chap 4, la chronologie des étapes à poursuivre pour élaborer un contrôleur neuronal. Son fonctionnement de base réside dans le fait, qu'après l'étape de l'apprentissage par l'exemple, il sera inséré dans une architecture approprié, où il doit estimer la commande adéquate indiquant l'emplacement réel du PPM, à partir des données d'entrée qui sont respectivement la température (T), l'ensoleillement (S) et la dynamique de la batterie (V_b).

La figure 5.10 montre la réponse du système à $T=25^{\circ}\text{C}$, $S=1000 \text{ W/m}^2$ et à une fréquence d'échantillonnage de 500Hz.

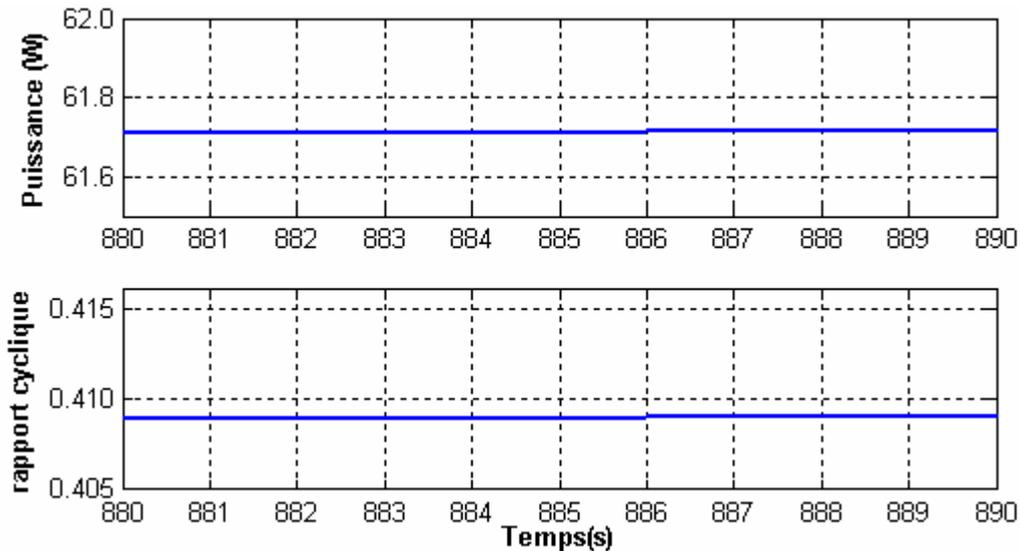


Figure 5.10. Allure de la puissance et de la sortie commande du contrôleur neuronal combiné avec un hacheur Buck-Boost à 500Hz.

La figure 5.10 montre que la fréquence d'échantillonnage n'a pas d'incidence sur les pertes en puissance lorsqu'il s'agit d'un contrôleur neuronal. Cela se voit clairement sur la forme du signal de puissance et sur celui de la commande, où le phénomène d'oscillation qui se manifeste souvent dans les commandes classiques à hautes fréquences d'échantillonnage (dû au temps de réponse du hacheur) n'a pas pris naissance dans la commande neuronale. Cela revient à l'indépendance de la commande neuronale du temps de réponse du hacheur utilisé, contrairement à ce qui se passe dans les différentes commandes classiques, où l'évaluation de la commande dépend souvent d'une variable d'état (tension, courant et puissance).

A notre connaissance, sur le plan pratique, les signaux d'acquisition temporels sont entachés d'une interférence ou d'un bruit de mesure non désirés, ce qui fait que le signal mesuré n'est jamais parfait. Dans notre cas nous avons besoin de trois capteurs, l'un pour la température, l'autre pour l'ensoleillement et le troisième pour la tension de batterie. Ces signaux de mesure sont directement injectés au contrôleur neuronal, ce qui nous impose d'établir un contrôleur robuste, qui arrive toujours à estimer la commande adéquate à la présence du bruit.

Pour cela nous avons effectué un test de robustesse, en injectant au contrôleur neuronal deux consignes bruitées. La première est un signal représentant la température à 25°C, où un bruit gaussien d'écart type 1 est superposé à ce dernier, le signal de la deuxième consigne représente l'ensoleillement à 1000 W/m². Pour ce dernier, un bruit de mesure gaussien d'écart type 12 lui est superposé. Tandis que la troisième entrée qui représente la tension de la batterie n'est pas bruitée pour des considérations pratiques. La figure 5.11 représente les signaux d'entrée/sortie bruités.

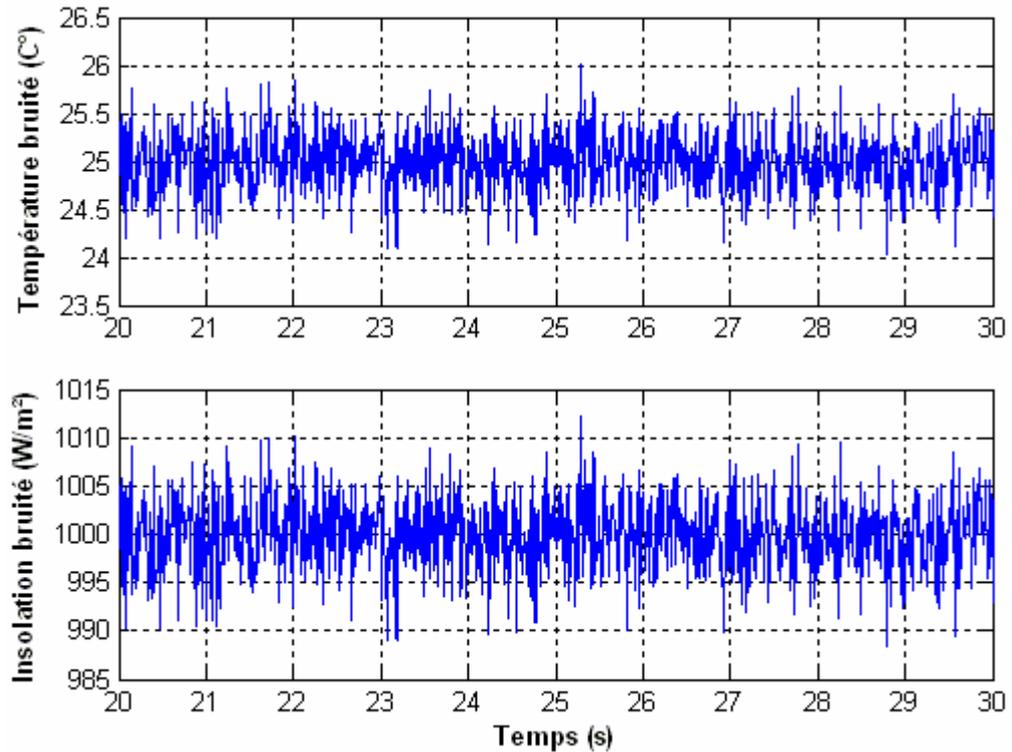


Figure 5.11. Signaux bruités de la température et de l'insolation.

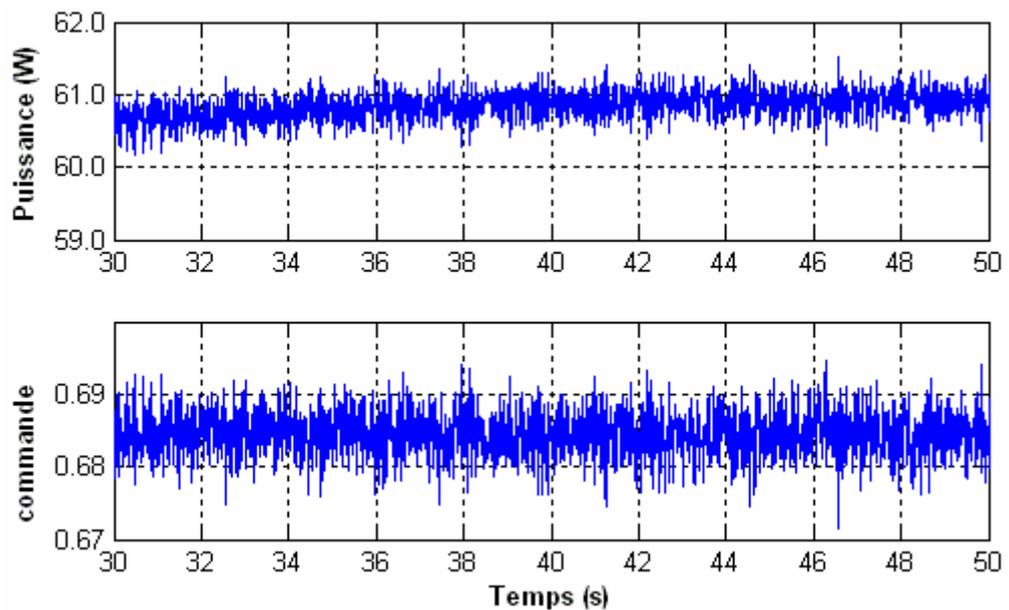


Figure 5.12. Signaux de puissance et de la commande du système combiné avec un hacheur Buck à une fréquence d'échantillonnage de 100 Hz.

On remarque d'après les résultats de simulation illustrés sur les figures 5.11 et 5.12 que les bruits de mesure superposés aux signaux injectés au contrôleur neuronal, ont un effet direct sur la sortie commande, qui est devenue elle même bruitée, mais sans qu'elle ne s'écarte largement de la commande réelle qu'il fallait estimer. De ce fait, le contrôleur

neuronal présente une robustesse aux bruits de mesures. La commande bruitée a eu elle même un effet direct sur la puissance de sortie avec une très faible amplitude, qu'on peut estimer négligeable devant les oscillations engendrées par l'utilisation des commandes classiques.

Pour améliorer la qualité de la puissance de sortie en présence du bruit de mesure, il faut trouver une solution permettant de supprimer ou tout au moins réduire ces composantes perturbatrices.

Dans la littérature on trouve une multitude de techniques de filtrage. Une technique de filtrage très simple à utiliser appelée « *filtrage par moyenne glissante* » avait attirer notre attention.

Cette dernière permet de conserver la tendance centrale du signal tout en réduisant la variance du bruit additif. Nous considérons donc ce filtre qui fait la moyenne mobile du signal sur une séquence de 6 échantillons précède le signal. La variance du bruit additif en entrée sera ainsi divisée par 6. Le fonctionnement de ce filtre sur un calculateur exige un mode pipeline pour l'acheminement des échantillons d'entrées. La fonction de transfert du filtre est la suivante :

$$H(z) = \frac{1}{6} (1 + z^{-1} + z^{-2} + z^{-3} + z^{-4} + z^{-5}) \quad (5.1)$$

Ce filtre peut être utilisé à l'entrée du contrôleur neuronal, comme il peut être utilisé à sa sortie puisqu'il présente une robustesse aux bruits de mesure.

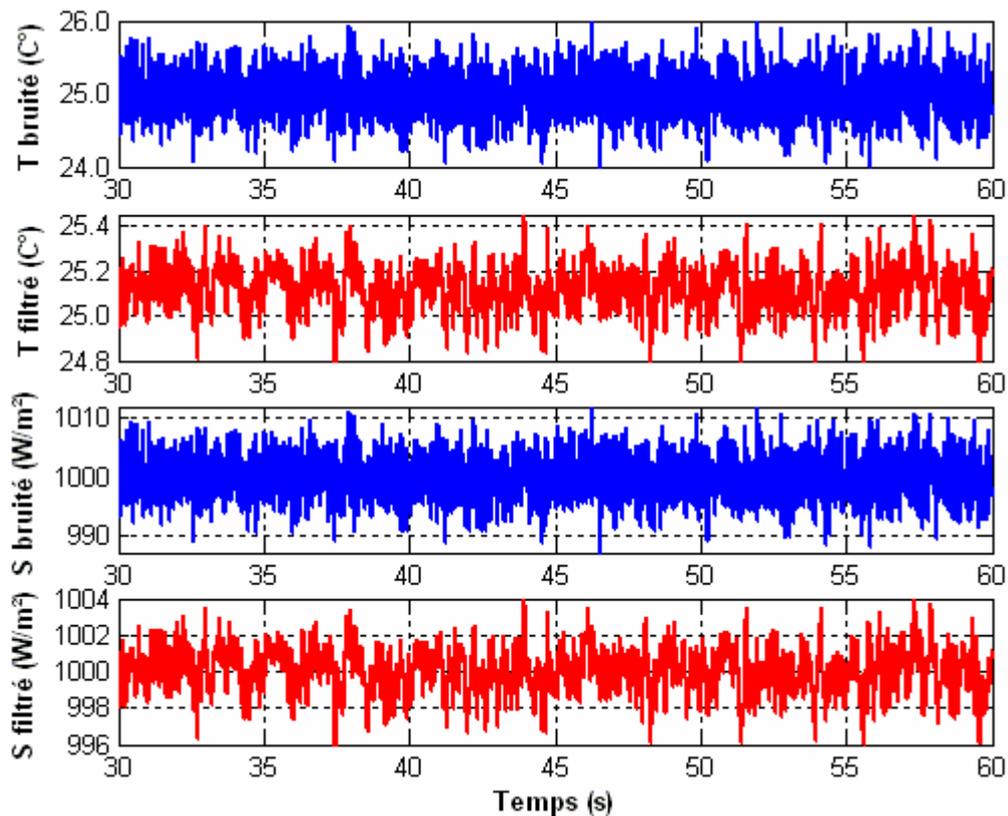


Figure 5.13. Signaux de mesure bruités et leurs formes après filtrage.

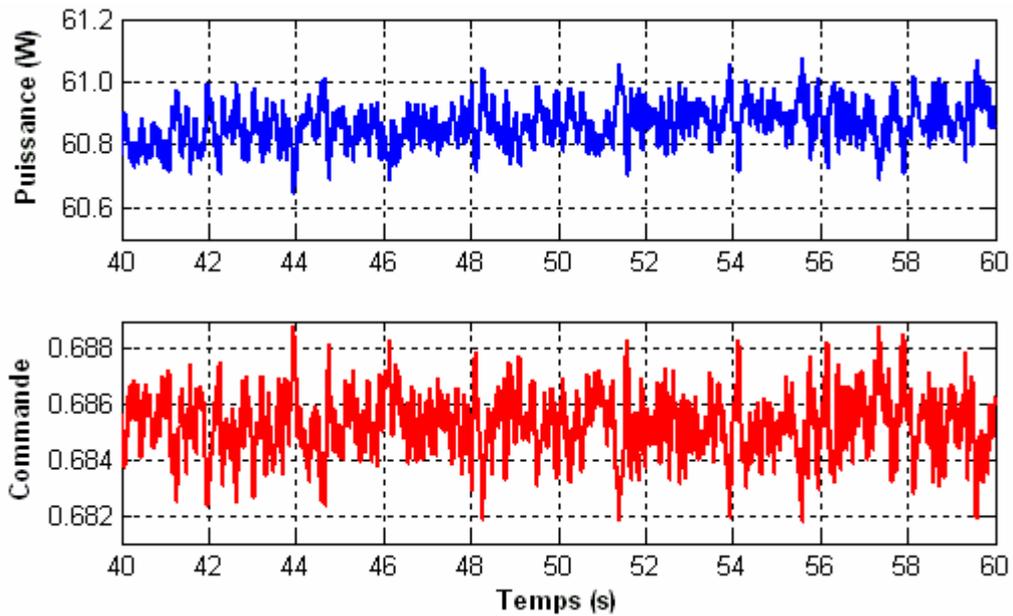


Figure 5.14. Signaux de puissance et de la commande du système combiné avec un filtre à l'entrée du contrôleur, appliqué sur un hacheur Buck.

La figure 5.14, nous montre que les bruits de mesure sont atténués après avoir utilisé le filtre à l'entrée du contrôleur, en comparant ces résultats avec ceux obtenus à la figure 5.12.

5.3. Performance des commandes sous des niveaux d'insolation variables

5.3.1. Diminution d'une insolation

Dans ce qui suit, nous allons tester la réponse des différentes commandes déjà établies, pour un changement d'insolation de 1000 W/m^2 à 500 W/m^2 , et cela dans le but de confirmer toutes les performances éventuelles que présente chaque commande par rapports aux autres.

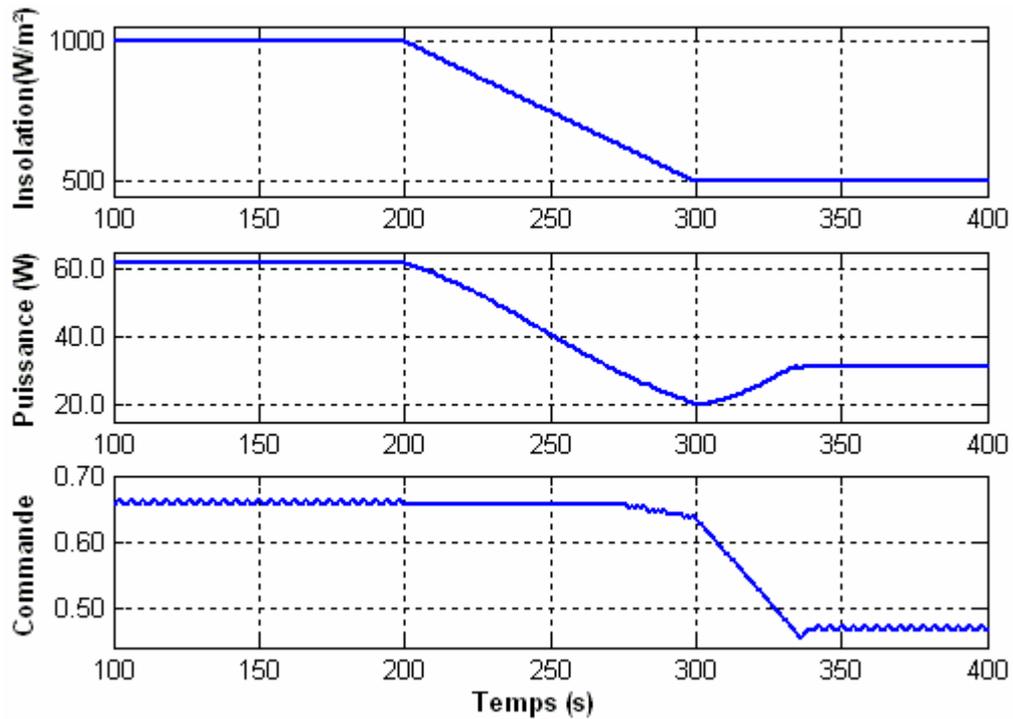


Figure 5.15. Signaux de puissance et de commande obtenus par un MPPT P&O combiné avec un hacheur Buck, sous une variation lente d'insolation.

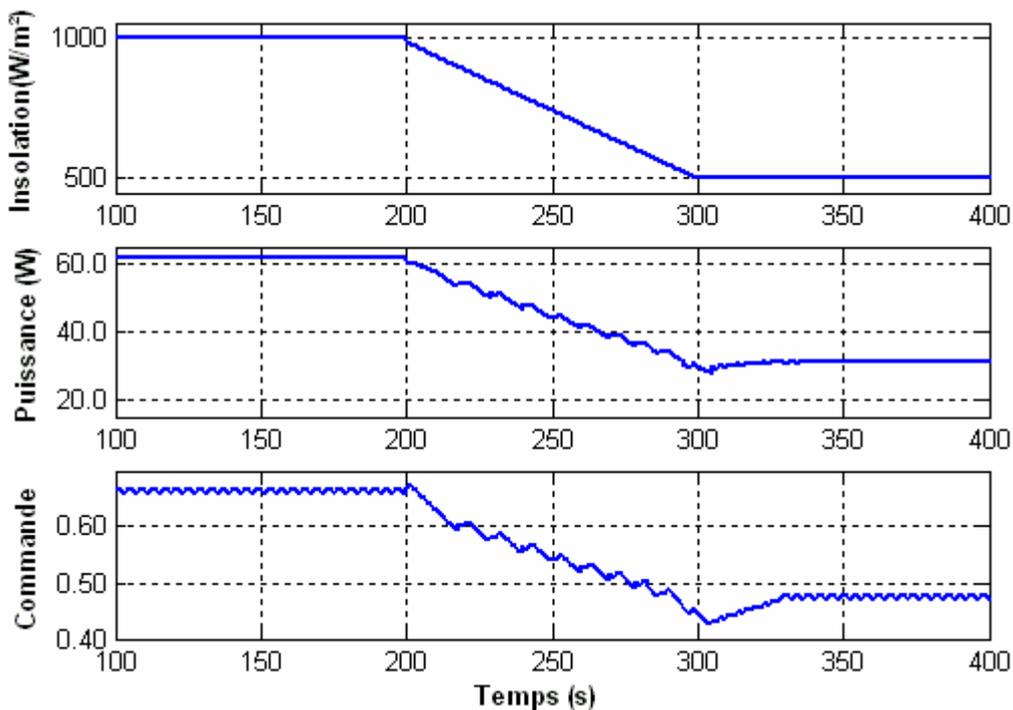


Figure 5.16. Signaux de puissance et de commande obtenus par un MPPT P&O améliorée, appliquée sur un hacheur Buck, sous une variation d'insolation.

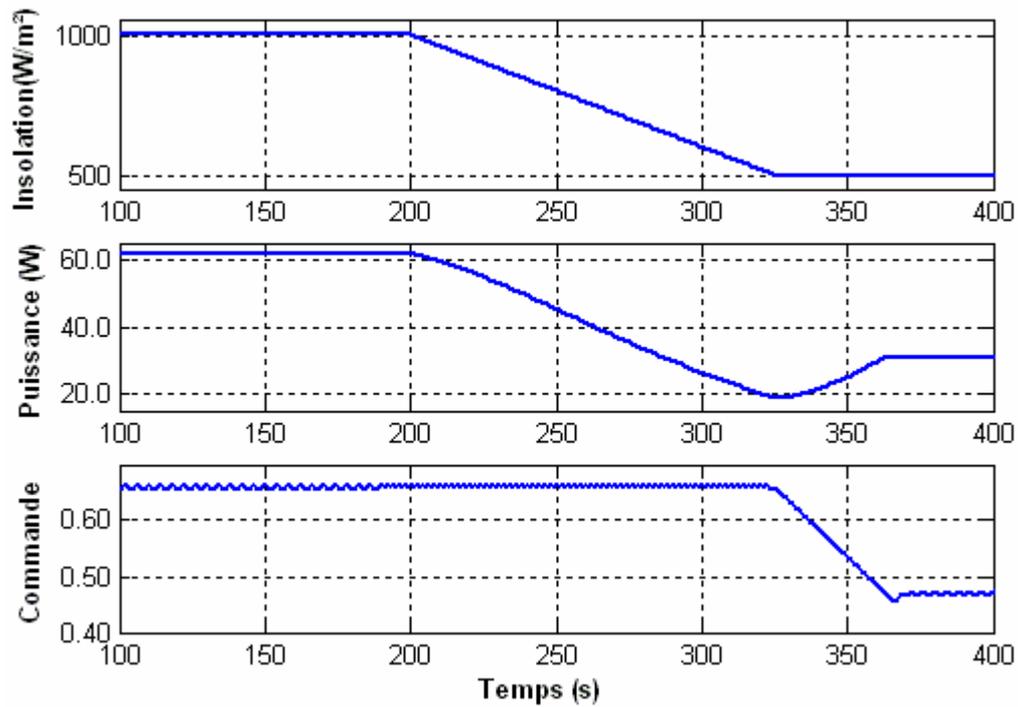


Figure 5.17. Signaux de puissance et de commande obtenus avec l'algorithme IncCond combiné avec un hacheur Buck, pour une variation d'insolation.

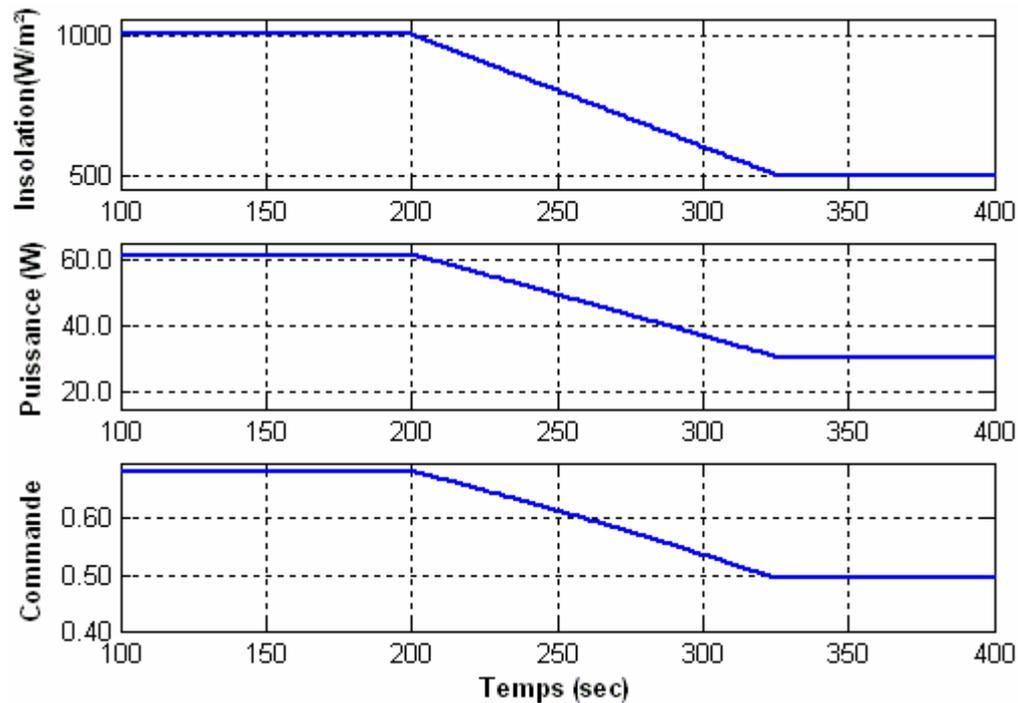


Figure 5.18. Signaux de puissance et de commande obtenus par l'application d'un contrôleur neuronal, combiné avec un hacheur Buck.

Les résultats de simulations obtenus sur les figures 5.15, 5.16, 5.17 et 5.18 sont issus à partir des considérations prises au niveau de l'ensoleillement où une diminution de 1000 W/m^2 à 500 W/m^2 est effectuée, tandis que la température elle est maintenue constante sur tout l'intervalle de simulation à 25°C .

L'observation des courbes de rendement de puissance, ainsi que les sorties commandes des différents contrôleurs utilisés, pendant la variation d'insolation, montre une divergence de la commande pour les méthodes classiques exceptée celle de P&O améliorée, qui corrige le sens de la recherche tout les deux cycles. Cette divergence dans la variable de commande bascule le point de fonctionnement plus loin du PPM réel. Ce qui a un effet néfaste sur le rendement en puissance. Cela se voit clairement sur la forme du signal de puissance qui présente une concavité pendant l'intervalle de variation de l'insolation. De plus, la variable de commande se manifeste par des oscillations ayant un impact direct sur la forme de la puissance de sortie, due aussi aux mêmes effets.

Par contre la méthode du contrôleur neuronal est entièrement dépourvue des différents inconvénients cités pour les méthodes de recherches classiques.

La figure 5.19, nous montre la correction introduite sur le problème de divergence de la méthode P&O durant les variations lentes d'insolation. La nouvelle configuration de l'algorithme est connue sous le nom de P&O améliorée, détaillé au Chap 3.

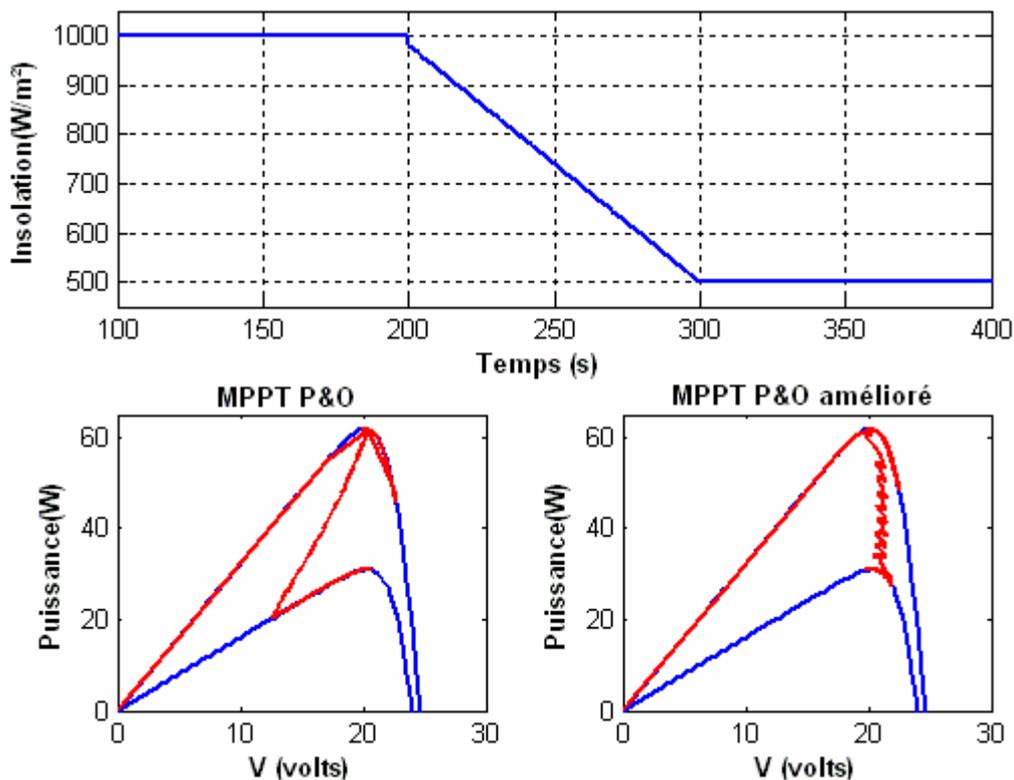


Figure 5.19. Signaux de puissance de la méthode P&O et la P&O améliorée, sous une variation lente de l'insolation de 1000 W/m^2 à 500 W/m^2 .

5.3.2. Augmentation de température

Il est très important de tester la performance des différentes commandes déjà exposées au chapitre 3 et 4, vis à vis les variations éventuelles en température, qui est considérée aussi comme une variable d'état dont la puissance du système PV dépend fortement. Le paramètre d'insolation est maintenu constant à $S=1000 \text{ W/m}^2$ pour toutes les commandes et durant toute la période de simulation.

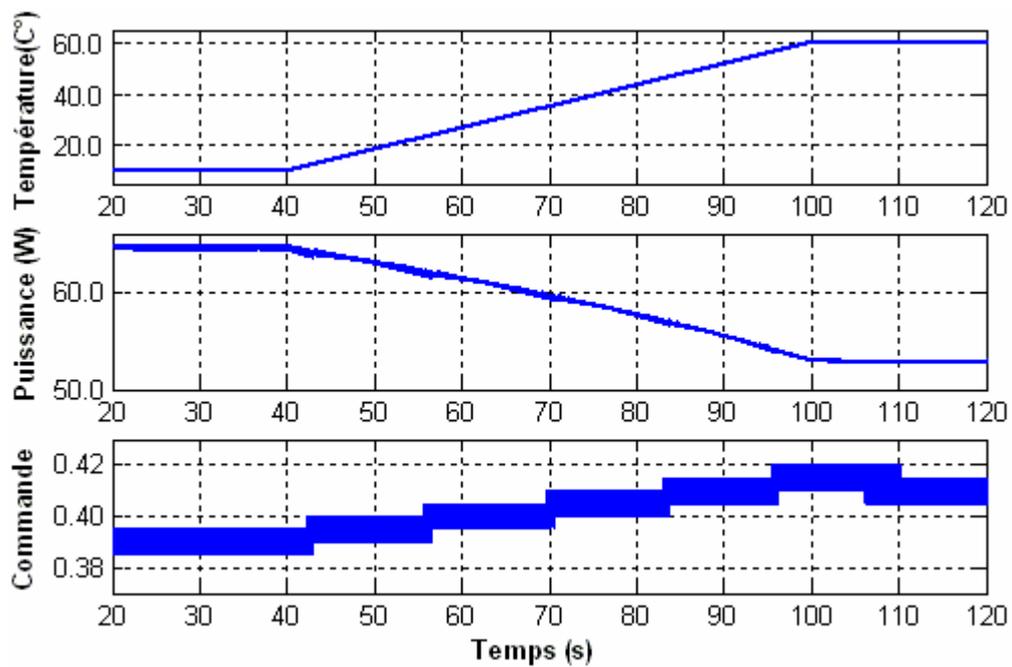


Figure 5.20. Signaux de puissance et de commande obtenus par l'utilisation de l'algorithme P&O combiné avec un hacheur Buck-boost.

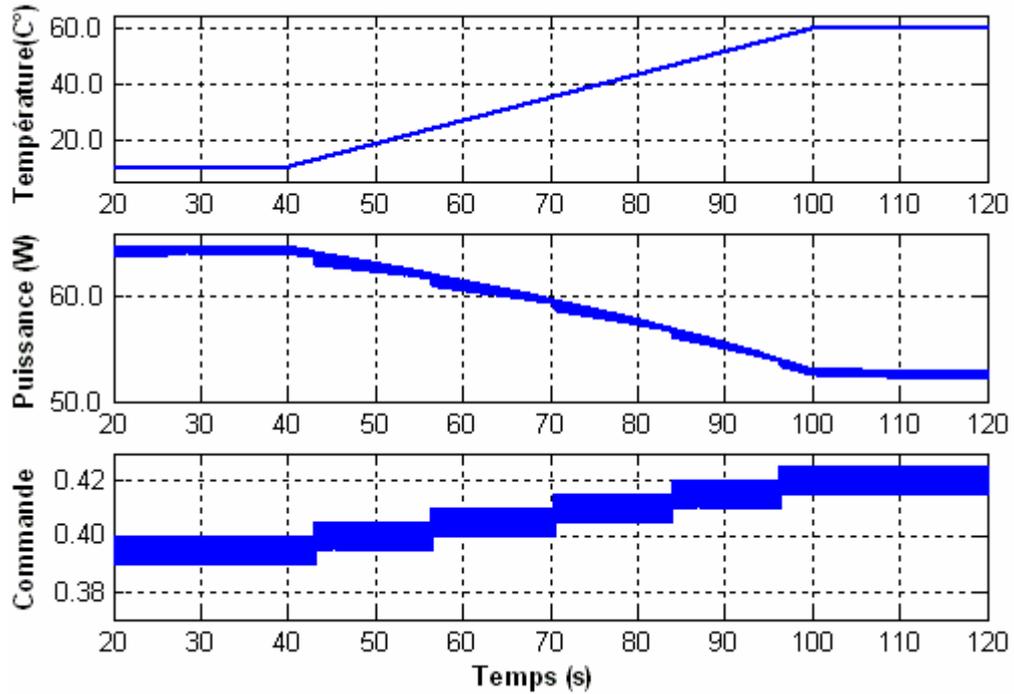


Figure 5.21. Signaux de puissance et de commande obtenus par l'application de l'algorithme P&O améliorée, combiné avec un hacheur Buck-boost.

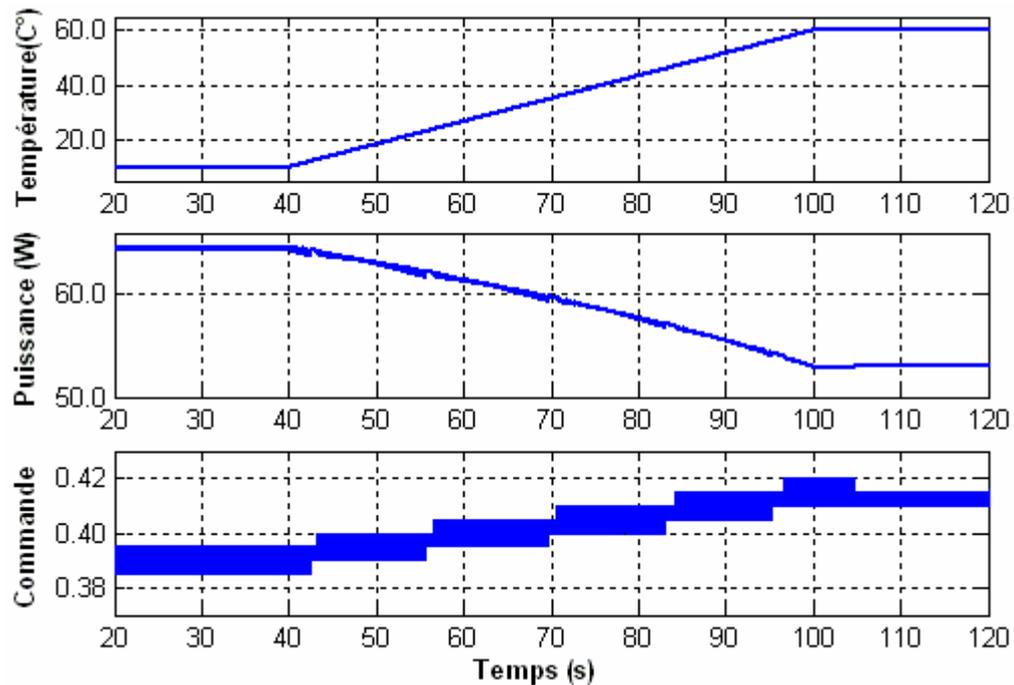


Figure 5.22. Signaux de puissance et de commande obtenus par l'application de l'algorithme d'IncCond combiné avec un hacheur Buck-boost.

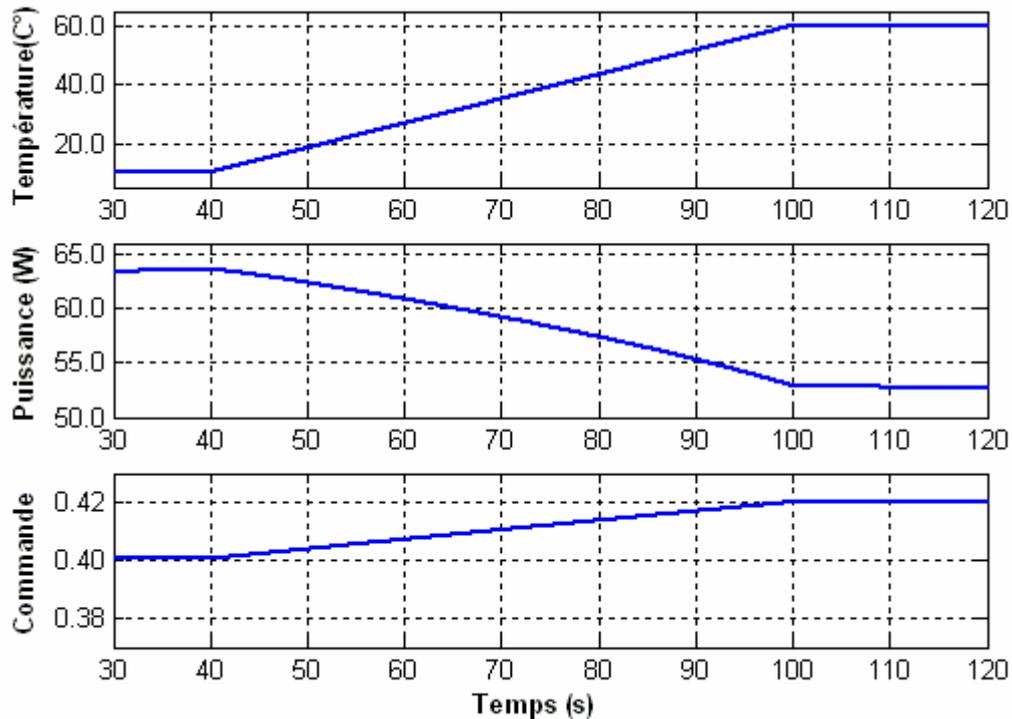


Figure 5.23. Signaux de puissance et de commande obtenus par l'application du contrôleur neuronal, combiné avec un hacheur Buck-boost.

Une croissance dans la température de 10°C à 60°C au cours d'une période de 60 secondes a été simulée en utilisant les quatre techniques de commande MPPT.

L'ensoleillement a été maintenu constant à 1000 W/m². Cette simulation a menée aux courbes de puissance et aux signaux de rapport cyclique présentés sur les figures 5.20, 5.21, 5.22 et 5.23.

Les allures précédentes montrent que le phénomène d'oscillation de la commande prend naissance au niveau de toutes les commandes MPPT classiques, excepté la commande neuronale qui réagit avec une finesse en évitant toute oscillation possible. Ceci se produit parce que dans l'une ou l'autre direction de perturbation de la variable de commande, la puissance de sortie diminue. Et puisque toutes les techniques MPPT examinées réagissent de la même manière à ce genre de situation, leur rendement en puissance de sortie est presque identique.

Au point où l'augmentation de la température s'arrête, chacun des quatre contrôleurs MPPT détecte la légère déviation du PPM et réajuste sa sortie de commande. En conséquence, l'amplitude de l'oscillation de la commande autour de son vrai point de fonctionnement, diffère d'une commande à l'autre. Cette oscillation est très apparente au niveau des commandes classiques qui perturbe tout de même la sortie de puissance, tandis que la commande neuronale présente une meilleure estimation à la commande sans oscillation, qui donne une finesse à la forme du signal de puissance.

5.3.3. Variation aléatoire (lente et rapide) de la température et de l'insolation

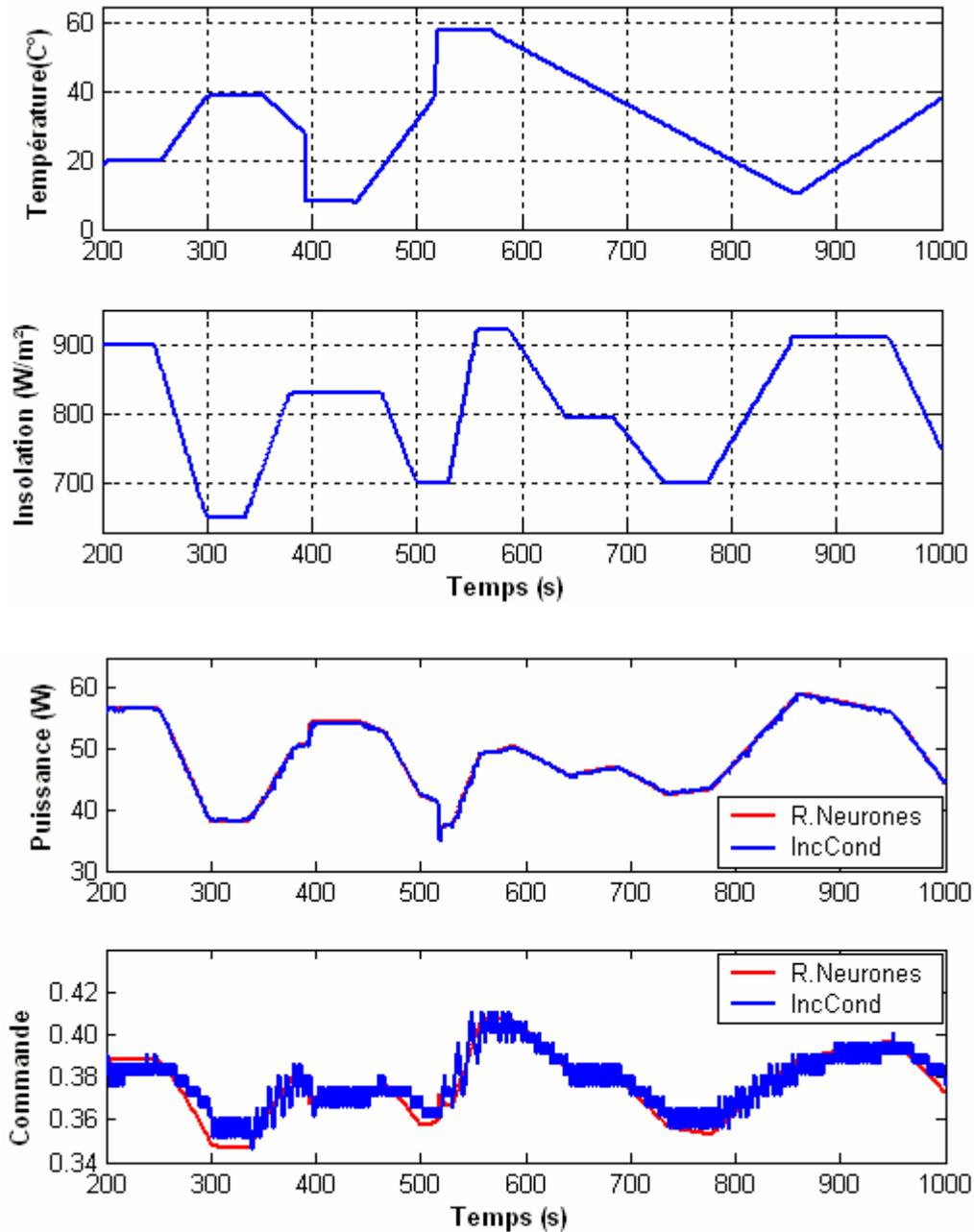


Figure 5.24. Signaux de puissances et de commandes générés par la commande neuronale et l'IncCond combinée avec un hacheur Buck-Boost, avec une variation aléatoire de la température et de l'ensoleillement.

Toutes les simulations précédentes (figure 5.24) sont effectuées avec des niveaux aléatoires en température et en ensoleillement, où les deux commandes utilisées ont été appliquées sur un hacheur Buck-Boost. Pour pouvoir analyser et comparer les performances

que présente la commande neuronale sur les commandes classiques, on a représenté à la figure 5.24 en juxtaposition, les signaux de rendement en puissance, ainsi que les signaux de commandes correspondants aux méthodes utilisées (IncCond et neuronale). La figure 5.24 montre clairement que les deux méthodes utilisées ont la capacité de dépister le PPM, lorsque la température et l'ensoleillement varient simultanément d'une manière aléatoire.

La performance que présente la commande neuronale sur la commande incrémentale réside d'une part, dans sa rapidité à estimer la position du PPM sans oscillations, et d'autre part, l'obtention d'une puissance maximale dépourvue de toutes oscillations et nettement supérieure à celle obtenue par la commande incrémentale. Cela est confirmé à la figure 5.25 où nous avons présenté l'écart en puissance suivant l'équation (5.2) :

$$err = P_{rn} - P_{inc} \quad (5.2)$$

err : Écart en puissance.

P_{rn} : Puissance donnée par la commande neuronale.

P_{inc} : Puissance donnée par la commande incrémentale.

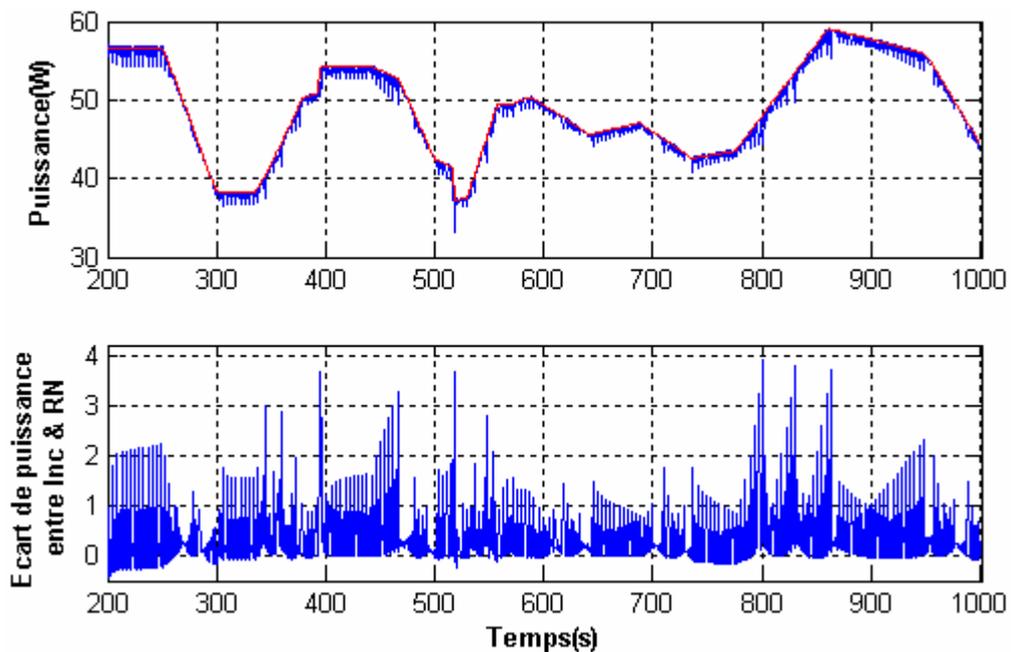


Figure 5.25. Signaux de puissances et leur écart, générés respectivement par la commande neuronale et la commande incrémentale appliquée sur un hacheur Buck-Boost, avec une variation aléatoire de la température et de l'ensoleillement.

La figure 5.26 montre un agrandissement effectué sur une partie de la figure 5.24 afin de voir clairement le comportement de chaque commande ainsi que sa sortie en puissance, comme nous avons présenté en juxtaposition l'écart en puissance générée par les deux méthodes par rapport au signal de puissance donnée par la commande neuronale.

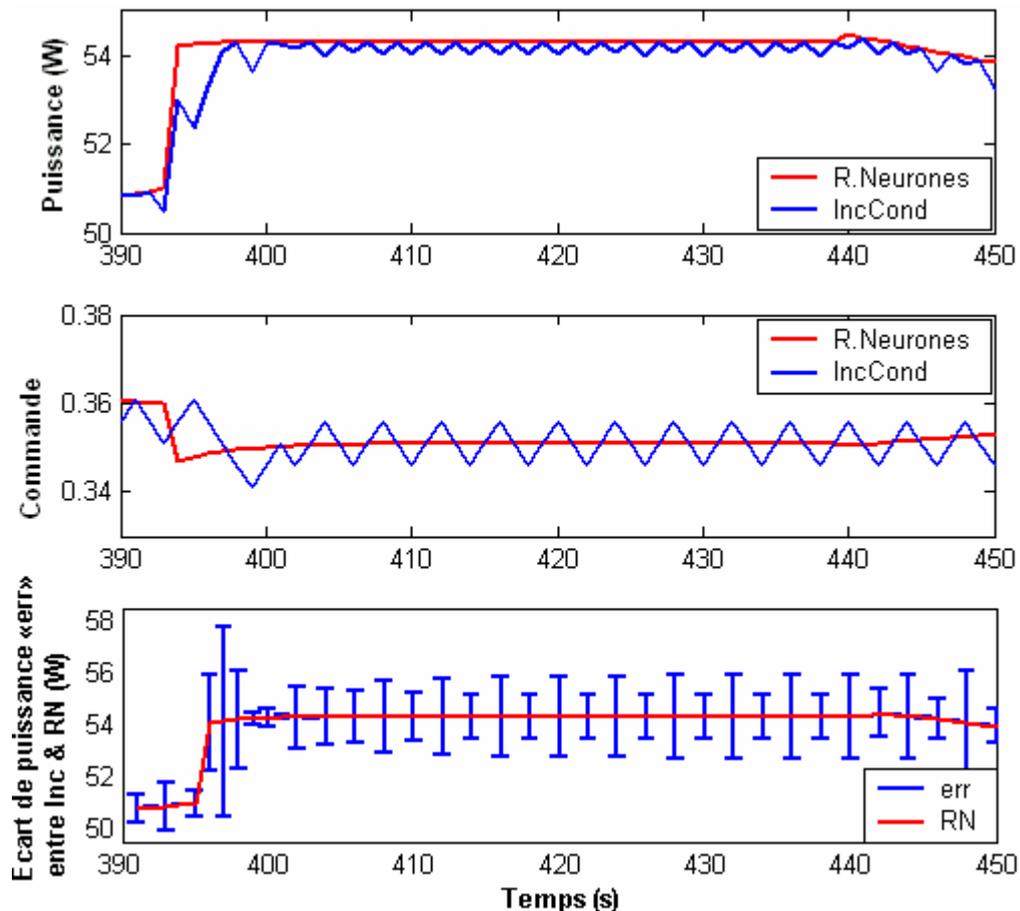


Figure 5.26. Signaux de puissances, de commandes ainsi que l'écart entre les deux puissances (équation (5.2)) générés par le contrôleur neuronal et celui d'IncCond.

5.4. Conclusion

Les simulations effectuées au sein de ce chapitre, ont une dimension purement pratique, car la seule manière d'évaluer la performance d'un contrôleur numérique avant d'établir un prototype réel est d'effectuer d'abord une simulation.

De ce fait, les simulations fournissent la meilleure opportunité pour évaluer les diverses techniques MPPT présentées aux chapitres 3 et 4, et d'analyser leurs comportements sous les mêmes conditions de fonctionnement.

Cette étude comparative entre les différentes techniques de recherche MPPT, nous permet de valider la mieux appropriée à une application déterminée.

Conclusion Générale

Ce travail a comme objectif primordial l'amélioration du rendement d'un système d'alimentation photovoltaïque. Grâce à la présence d'un processus de poursuite du point de puissance maximale, connu sous le nom de contrôleur MPPT, ce dernier indispensable pour une meilleure adaptation source/charge, permettant un transfert maximum de puissance.

Dans un premier temps, nous avons élaboré en détail la synthèse du modèle mathématique de chaque organe constituant le système photovoltaïque, à savoir les cellules PV formant un module, l'élément de stockage, les hacheurs, ainsi que, les différentes stratégies MPPT proposées.

Pour cela, nous nous sommes attachés surtout à présenter notre contribution à l'élaboration et à la mise en œuvre de certaines techniques de commande MPPT classiques, comme nous avons montré l'applicabilité de ces techniques aux problèmes liés à la commande MPPT. Nous avons ensuite présenté une commande révolutionnaire à caractère prédictif, connue dans la littérature sous le nom de commande connexionniste ou commande neuronale, basée sur le concept des réseaux de neurones. Un axe d'étude été envisagé pour la mise en évidence de ces réseaux, avec un intérêt accru pour le réseau multicouches et son algorithme d'apprentissage, qui fait partie d'une technique de commande émergente.

Les simulations effectuées par l'utilisation de ces différentes techniques de commande sous différentes conditions atmosphériques nous ont permis de comprendre les problèmes liés au fonctionnement de chaque méthode MPPT afin de localiser les inconvénients et les avantages des différents mécanismes et essayer de trouver des améliorations du point de vue efficacité et complexité de réalisation.

La première méthode, appelée « perturbation et observation », est considérée comme étant le plus simple mécanisme parmi les méthodes algorithmiques du point de vue nombre de variables traitées et complexité de l'algorithme de traitement. Cette méthode a un problème de déviation du vrai point MPP lorsqu'une variation brusque de l'ensoleillement est produite ce qui cause une perte de puissance. Pour cela une version améliorée de cette méthode est introduite, dans laquelle on a deux variables à traiter en plus des deux variables de la méthode classique, donc un algorithme plus compliqué. En plus de la résolution du problème précédent cette méthode améliore considérablement le taux d'ondulations de puissance.

La méthode « incrémental conductance », qui traite la dérivée de puissance d'une autre manière, donne des résultats presque similaires à la méthode « perturbation et observation » malgré sa rapidité vis-à-vis des variations brusques des conditions atmosphériques. Cette méthode est trahie par un fort taux d'ondulations de la puissance qui causent des pertes importantes.

La commande neuronale, apparaît comme la meilleure dans la conduite des systèmes complexes et non linéaires comme le système PV. Cette commande réduit de beaucoup les inconvénients cités qui apparaissent dans les méthodes classiques.

Comme perspective directe à ce travail, nous pensons à l'implémentation de notre algorithme sur une carte DSP.

Quant à l'approche neuronale, elle pourrait être utilisée avec avantage dans un dispositif de détection de pannes par exemple.

Bibliographie

- [1] Chihchiang Hua and Chihming Shen. *Comparative study of peak power tracking techniques for solar storage system*. In IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition, volume 2 of APEC Proceedings of the 1998 13th Annual Applied Power Electronics Conference and Exposition, APEC'98, pp 679-685, Anaheim, CA, USA, February 1998.
- [2] P.Claux. *Atlas solaire Français*. PYC edition, 1982.
- [3] S. Astier, P. Chapoulie, D. Harribey. *Modélisation et contrôle d'un système autonome à générateur photovoltaïque. Application à l'énergisation d'un véhicule électrique solaire*. Journées CPGE ENSEEIHT 20/05/99.
- [4] Proceeding du séminaire ADEME. Sophia Antipolis. 2001.
- [5] T. Fromherz et al. *Sol. Energy Mater. Sol. Cells*. pp 61-63. 2000.
- [6] S.E. Shaheen et al. *Appl. Phys. Lett*, pp 78-841. 2001.
- [7] K. Takahashi et al. *Sol. Energy Mater. Sol. Cells*. pp 63-403. 2000.
- [8] D. Meissner. *Photon*, pp 2-34. 1999.
- [9] Martin A. Green. *Silicon solar cells: at the crossroads. Progress in Photovoltaics: Research and applications*. Vol. 8, pp 443-440. 2000.
- [10] K. Shirasawa. *Mass production technology for multicrystalline Si solar cells*. *Progress in Photovoltaics: Research and applications*. Vol. 10, pp 107-118. 2001.
- [11] T. Jestre. *Crystalline silicon manufacturing progress*. *Progress in photovoltaics: Research and applications*. Vol. 10, pp 99-106. 2002.
- [12] Martin A. Green. *Third generation photovoltaics: ultra-high conversion efficiency at low cost*. *Progress in Photovoltaics: Research and applications*. Vol. 9, pp 123-135. 2001.
- [13] R. R. Arya and D. E. Carlson. *Amorphous silicon PV module manufacturing at BP solar*. *Progress in Photovoltaics: Research and applications*. Vol. 10, pp 69-76. 2002.
- [14] Martin A.Green, Keith Emery, David L. King, Sanekazu Igari and Wilhelm Wattrta. *Solar cell Efficiency Tables (version 19)*. *Progress in Photovoltaics: Research and applications*. Vol. 10, pp 55-61. 2002.

-
- [15] H.J. Möller. *Semiconductors for Solar Cells*. Artech House, Inc, Norwood, MA, 1993.
- [16] Jean-Pierre Charles, Ahmed Haddi, Alain Maouad, Hazri Bakhtiar, Abdellatif Zerga, Alain Hoffmann, Pierre Mialhe. *La jonction, du solaire à la microélectronique*. Rev. Energ. Ren. Vol.3, pp 1-16, 2000.
- [17] Alan L. Fahrenbruch and Richard H. Bube. *Fundamentals of Solar Cells: Photovoltaic Solar Energy Conversion*. Academic Press, Inc, New York, NY, 1983.
- [18] K. Rajkanan and J. Shewchum. *A Better Approach to the Evaluation of the Series Resistance of Solar Cells*. Solid-State Electronics, pp 193-197, 1979.
- [19] M. Wolf and H. Rauschenbach. *Series Resistance effects on Solar Cell Measurements, Advanced Energy Conversion*, pp 455-479, 1963.
- [20] M.S. Imamura and J.I. Portscher, *An Evaluation of the Methods of Determining Solar Cell Series Resistance*, Proc. 8th Photovoltaic Specialists' Conf., Seattle, WA, pp 102-107, 1970.
- [21] H.J. Hovel., *Semiconductors and Semimetals*. In "Solar Cells", Vol. 11, Academic Press, New York, 1975.
- [22] Hannes Knopf. *Analysis, simulation, and evaluation of maximum power point tracking (mppt) methods for a solar powered vehicle*. Master of Science in Electrical and Computer Engineering, Portland State University 1999.
- [23] Richard C.Neville. *Solar Energy Conversion: The Solar Cell*, vol. 1 of Studies in Electrical and Electronic Engineering. Elsevier Scientific Publishing Company, New York, N. Y, 1978.
- [24] L. Protin, S.Astier. *Convertisseurs photovoltaïques*. Technique de l'ingénieur, traité génie électrique, pp 3-360, 1992.
- [25] <http://www.bpsolar.com>.
- [26] <http://www.photowatt.com>
- [27] <http://www.total-energie.fr>.
- [28] Hemmes K. *In: Proceedings of the Symposium on Modeling Batteries and Fuel Cells*, Electrochemical Society, Phoenix (AZ), 1991.
- [29] Huelsman LP. *Basic circuit theory*. Englewood Cliffs (NJ): Prentice-Hall, 1984.
- [30] Linden D. *Handbook of batteries and fuel cells*. New York: McGraw-Hill, 1984.

-
- [31] C.-F. Lu, C.-C. Liu and C.-J. Wu. *Dynamic modelling of battery energy storage system and application to power system stability*. In IEE Proceedings Generation, Transmission and Distribution, Vol. 142, pp 429-435. IEE, Stevenage, Herts., U.K., July 1995.
- [32] Margaret A. Casacca and Ziyad M. Salameh. *Determination of lead-acid battery capacity via mathematical modelling techniques*. IEEE Transactions on Energy Conversion, 7(3): pp 442-446, September 1992.
- [33] Ziyad M. Salameh, Margaret A. Casacca, and William A. Lynch. *A mathematical model for lead-acid batteries*. IEEE Transactions on Energy Conversion, 7(1): pp 93-98, March 1992.
- [34] A.F. Boehinger. *Self-adaptive DC converter for solar spacecraft power supply*. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-4, n°1, pp 102-111, 1968.
- [35] A.S. Kislovski. *Power Tracking Methods in Photovoltaic Applications*, Power Conversion, pp 513-528, 1993.
- [36] J-D. Van Wyk, J-H. Enslin. *A study of a wind power converter with microcomputer based maximal power control utilizing an oversynchronous electronic scherbius cascade*. Proc. Of IEEE International Power Electronics Conference (IPEC-83), pp 766-777, 1983.
- [37] D. J. Calwell, L. T. Bavaro, and P. J. Carian. *Advanced space power system with optimised peak power tracking*. Proc. Of 26 th IECEC, vol 2, pp 145-150, 1991.
- [38] Z. M. Salameh, F. Dagher, W.A. Lynch. *Step-down Maximum Power Point Tracker for Photovoltaic Systems*. Solar Energy, Vol. 46, N° 5, pp. 279-282, 1991.
- [39] Charles R. Sullivan and Matthew J. Powers. *High-efficiency maximum power point tracker for photovoltaic arrays in a solar-powered race vehicle*. In Proceedings of the 1993 IEEE 24th Annual Power Electronics Specialists Conference, PESC Record – IEEE Annual Power Electronics Specialists Conference, pp 574-580, Seattle, WA, USA, June 1993.
- [40] Z. Salameh, D. Taylor. *Step-up maximum power point tracker for photovoltaic arrays*. Proc. Of the 1988 annual meeting of the American Solar Energy Society, Cambridge, USA, pp 409-414, 20-24 June 1988.
- [41] S. Singer, R. Giral, J. Cavente, R. Leyva, L. Martinez-Salamero, D. Naunin. *Maximum power point tracker based on a loss free resistor topology*. Proc. Of the fifth European space power conf, Tarragona, ESA SP-416, pp 65-70, 21-25 Sept. 1998.

- [42] K. H. Hussein, I. Muta, T. Hoshino, and M. Osakada. *Maximum photovoltaic power tracking: an algorithm for rapidly changing atmospheric conditions*. In IEE Proceedings. Generation, Transmission and Distribution. Vol.142, pp 59-64. IEE, Stevenage, Herts., U.K., January 1995.
- [43] A. Brambilla. *New Approach To Photovoltaic Arrays Maximum Power Point Tracking*. 30th IEEE, Power Electronics Conference, Vol.2, pp. 632-637, June 27th – July 1st 1998.
- [44] K. H. Hussein, I. Muta. *Maximum Photovoltaic Power Tracking: An Algorithm for Rapidly Changing Atmospheric Conditions*. IEEE Proceedings on Generation, Transmission, and Distribution, Vol. 142, N°. 1, pp. 59-64, January 1995.
- [45] Abdelmoumene Toudef. *Méthodes connexionnistes pour la commande des systèmes non linéaires : application a la régulation des rivières*. Thèse de doctorat de l'université Paris 6. décembre1998.
- [46] Claude Touzet. *Les réseaux de neurones artificiels «introduction au connexionnisme»*. 'Laboratoire d'Etudes et Recherche en Informatique', ISBN 2 - 906 899 - 78X. Juillet 1992
- [47] T. Kohonen. *Self organization and associative memory*. Springer Series in information sciences, Vol.8, Springer-Verlag, 1984; and second edition, 1987.
- [48] W.S. McCulloch et W. PITTS. *A logical calculus for the ideas immanent in nervous activity*. Dans Bulletin of Mathematical Biophysics. Vol. 5, pp. 115-137, 1943.
- [49] Isabelle Rivals. *Modélisation et commande de processus par réseaux de neurones : application au pilotage d'un véhicule autonome*. Thèse de doctorat de l'université paris 6. janvier 1995.
- [50] Levenberg K. *A method for the solution of certain non-linear problems in least squares*. Quarterly Journal of Applied Mathematics, 2, pp 164-168, 1944.
- [51] Marquardt D. W. *An algorithm for least-quares estimation of nonlinear parameters*. Journal of the Society of Industrial and Applied Mathematics, 11, pp 431-441, 1963.
- [52] Filipe Aires. *Problèmes inverses et réseaux de neurones : Application à l'interféromètre haute résolution IASI et à l'analyse de séries temporelles*. Thèse de doctorat à l'Université Paris IX. 17 mars 1999.
- [53] G. Dreyfus, J.-M. Martinez, M. Samuelides, M. B. Gordon, F. Badran, S. Thiria, L. Héroult. *Réseaux de neurones : Méthodologie et applications*. Éditions Eyrolles, pp 92, ISBN : 2-212-11019-7, 2002.

- [54] A. G. Barlo. *Connectionist learning for control: An overview*. Technical Report, pp 89-89, COINS, September 1989.