



REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE



UNIVERSITÉ MENTOURI DE CONSTANTINE  
FACULTÉ DES SCIENCES DE L'INGÉNIEUR  
DÉPARTEMENT D'ELECTROTECHNIQUE

N° de série : .....

N° d'ordre : .....

# Thèse

Pour l'obtention du diplôme de  
**DOCTORAT EN SCIENCES EN ELECTROTECHNIQUE**

**OPTION : MACHINES ELECTRIQUES**

Présenté par :

**ZAROUR LAID**

Magistère en Electrotechnique

**ETUDE TECHNIQUE D'UN SYSTEME D'ENERGIE  
HYBRIDE PHOTOVOLTAIQUE-EOLIEN HORS RESEAU**

Soutenue le : 10 / 07 / 2010

**Devant le jury :**

<b>Président :</b>	Benalla Hocine	Professeur	Université Mentouri Constantine
<b>Rapporteur :</b>	Bouزيد Aissa	Professeur	Université Mentouri Constantine
<b>Examineurs:</b>	Azoui Boubaker	Professeur	Université de Batna
	Kerbache Tahar	Professeur	Université Mentouri Constantine
	Betka Achour	Maître de conférences	Université de Biskra
<b>Invité :</b>	Chenni Rachid	Maître de conférences	Université Mentouri Constantine

Les travaux présentés dans cette thèse ont été effectués au sein du laboratoire d'électrotechnique du département d'électrotechnique, faculté des sciences de l'ingénieur de l'université de Mentouri Constantine, sous la direction du monsieur **Bouزيد Aïssa**, professeur au département d'électrotechnique de l'université de Mentouri Constantine, à qui je présente l'expression de ma profonde gratitude pour tous les conseils et les encouragements qu'il m'a prodigué pendant toute la durée de ce travail.

Mes remerciements les plus sincères sont adressés à monsieur **Benalla Hocine**, professeur au département d'électrotechnique de l'université de Mentouri Constantine, pour l'honneur qu'il m'a fait en acceptant la présidence du jury de ce mémoire.

Mes vifs remerciements vont aussi à monsieur **Azoui Boubaker**, professeur au département d'électrotechnique de l'université de Batna, pour l'intérêt qu'il a porté à ce travail en me faisant l'honneur de participer à ce jury.

Mes remerciements les plus sincères sont adressés à monsieur **Kerbache Tahar**, professeur au département physique de l'université de Mentouri Constantine, pour l'intérêt qu'il a porté à ce travail en me faisant l'honneur de participer à ce jury.

Je suis très reconnaissant également à monsieur **Betka Achour**, maître de conférences au département d'électrotechnique de l'université de Biskra, pour l'intérêt qu'il a bien voulu porter à ce travail en acceptant de siéger dans ce jury.

Je suis très reconnaissant également à monsieur **Chenni Rachid**, maître de conférences au département d'électrotechnique de l'université de Mentouri Constantine pour l'aide qu'il m'a apporté durant toute la préparation de cette thèse.

A toutes les personnes (dont le nombre est très élevé pour les citer toutes ici), qui ont contribué de près ou de loin, directement ou indirectement à l'aboutissement à ce travail, je les remercie tous, particulièrement ma famille et tous mes amis.

Enfin, je ne pourrais terminer ces remerciements sans une pensée à l'ensemble de mes enseignants qui sont à l'origine de tout mon savoir.

***SOMMAIRE***

<b>INTRODUCTION GENERALE.....</b>	<b>01</b>
<b>CHAPITRE I. MODELISATION DES ELEMENTS D'UN SYSTEME DE POMPAGE</b>	
I.1.INTRODUCTION.....	04
I.2. DESCRIPTION D'UN SYSTEME DE POMPAGE.....	05
I.3. ÉNERGIE SOLAIRE.....	06
I.3.1. Introduction.....	06
I.3.2. Principe de conversion photovoltaïque.....	07
I.3.3. Modélisation des cellules photovoltaïques (PV).....	07
I.3.3.1. Modèle à quatre paramètres.....	07
I.3.3.2. Modèle à cinq paramètres .....	08
I.3.3.3. Modèle à paramètres constants.....	09
I.3.3.4. Comportement thermique .....	10
I.3.4. Caractéristique d'un module solaire I-V, P-V.....	11
I.3.5. Influence de la température et de la résistance série.....	11
I.3.6. Association en parallèle, série, mixte).....	12
I.3.7. Zones de fonctionnement du module solaire.....	13
I.3.8. Fonctionnement optimal du générateur.....	14
I.4. L'ÉNERGIE ÉOLIENNE.....	14
I.4.1 Introduction.....	14
I.4.2. Potentiel éolien en Algérie.....	15
I.4.3.Constitution d'un aérogénérateur .....	15
I.4.4. Différents types de machines électriques utilisées.....	16
I.4.5. Autres caractéristiques.....	17
I.4.5.1. Système isolé ou connecté.....	17
I.4.5.2.Nombre de pales.....	17
I.4.6. Fonctionnement des éoliennes.....	18
I.4.6.1. Modélisation de la vitesse de vent.....	18
I.4.6.2. Modélisation de la turbine éolienne.....	18
I.5. MODELE MATHEMATIQUE DU MOTEUR ASYNCHRONE.....	21
I. 6.MODELE MATHEMATIQUE DE LA GENERATRICE SYNCHRONE A AIMANT PERMANENT.....	23
I. 7. MODELISATION DU CONVERTISSEUR DC-AC .....	24
I.7.1. Modélisation l'onduleur de tension.....	24
I.7.2. Modulation de largeur d'impulsion MLI.....	25
I.8. CONVERTISSEUR CONTINU-CONTINU (HACHEUR).....	26
I.8.1. Hacheur dévolteur.....	26

I.8.2. Hacheur survolteur.....	26
I.9. MODELISATION DU REDRESSEUR.....	27
I.10. PRINCIPE DE LA COMMANDE VECTORIELLE A FLUX ROTORIQUE ORIENTE.....	28
I.10.1. Estimation de $\Phi_{rd}$ , $\omega_s$ et $\theta_s$ .....	28
I.10.2. Découplage et compensation .....	29
I.10.3. Calcul des régulateurs.....	29
II.10.3.1. Réglage de la boucle de vitesse.....	29
II.10.3.2. Régulateur de flux.....	30
II.10.3.3. Régulateur PI de courant $I_{sd}$ .....	30
I.11. Résultats de simulation.....	31
I.12. CONCLUSION.....	32
<b>CHAPITRE II. OPTIMISATION DU SYSTEME HYBRIDE DE POMPAGE PAR     METHODE DIRECT</b>	
II.1. INTRODUCTION.....	35
II.2. COUPLAGE DIRECT DU GROUPE MOTOPOMPE GENERATEUR PHOTOVOLTAIQUE.....	35
II.2.1. Les techniques de poursuite de puissance maximale.....	36
II.2.2. Recherche du point de puissance optimal.....	37
II.2.3. Méthode de perturbation et d'observation (P&O).....	38
II.2.4. Méthode d'incrémentation de la conductance (INC) .....	40
II.2.5. Synthèse de fonctionnement du système.....	42
II.2.6. Résultats de simulation en régime dynamique.....	43
II.2.7. Résultats de simulation en régime permanent.....	46
II.3. COUPLAGE DIRECT DU GROUPE MOTOPOMPE AVEC LE GENERATEUR EOLIEN.....	48
II.3.1. Architectures de puissance et gestion d'énergie.....	48
II.3.2. Synthèse d'algorithme de recherche du point de puissance Maximale proposée.....	50
II.3.3. Résultats de simulation en régime dynamique.....	51
II.3.4. Résultat de simulation en régime permanent.....	53
II.4. COUPLAGE DU GROUPE MOTOPOMPE AVEC LES DEUX GENERATEURS (PHOTOVOLTAIQUE, EOLIEN).....	55
II.5. CONCLUSION.....	56
<b>CHAPITRE III. OPTIMISATION DU SYSTEME HYBRIDE DE POMPAGE PAR     LA LOGIQUE FLOUE</b>	
III.1. INTRODUCTION.....	57
III.2. LA LOGIQUE FLOUE, PRINCIPES ET DEFINITIONS.....	57
III.3. OPERATEURS ET NORMES.....	59
III.4. STRUCTURE D'UN REGULATEUR FLOU.....	60

III.4.1. Interface de fuzzification.....	61
III.4.2. Base des règles.....	61
III.4.3. Logique de prise de décision (inférence floue).....	61
III.4.3.1. Méthode d'inférence, max-min (méthode de Mamdani).....	62
III.4.3.2 Méthode d'inférence max produit (méthode de Larsen).....	62
III.4.3.3 Méthode de Sugeno.....	62
III.5. INTERFACE DE FUZZIFICATION.....	62
III.6. INTERFACE DE DEFUZZIFICATION.....	64
III.6.1. Méthode du maximum.....	63
III.6.2. Méthode de la moyenne des maxima.....	63
III.6.3. Méthode du centre de gravité.....	63
III.6.4. Méthode des hauteurs pondérées.....	64
III.7. APPLICATION DE LA LOGIQUE FLOUE POUR L'OPTIMISATION DE PUISSANCE DE GENERATEUR PHTOVOLTAIQUE .....	64
III.7.1. Description du régulateur flou.....	66
III.7.2. Loi de commande.....	66
III.7.3. Optimisation à cinq classes.....	66
III.8. RESULTATS DE SIMULATION EN REGIME DYNAMIQUE.....	69
III.9. RESULTATS DE SIMULATION EN REGIME PERMANENT.....	73
III.10. COUPLAGE DU GROUPE MOTOPOMPE AVEC LES GENERATEURS (PHOTOVOLTAIQUE ET EOLIEN) .....	74
III.11. CONCLUSION.....	75
<b>CHAPITRE IV : OPTIMISATION DU SYSTEME HYBRIDE DE POMPAGE PAR RESEAUX DE NEURONES</b>	
IV.1. INTRODUCTION.....	76
IV.2 ELEMENTS DE BASE.....	76
IV.2.1. Définition.....	76
IV.2.3. Structure des neurones.....	77
IV.3. MODELISATION.....	77
IV.4. FONCTION D'ACTIVATION.....	79
IV.5. STRUCTURE 'INTERCONNEXION.....	80
IV.5.1. Réseau multicouche .....	80
IV.5.2. Réseau connexions locales .....	80
IV.5.3. Réseau à connexion dynamique (récurrentes) .....	80
IV.5.4. Réseau à connexion complexe .....	80
IV.5.5 Réseaux de neurones à architecture évolutive.....	80
IV.6 PROCESSUS D'APPRENTISSAGE.....	81
IV.7 APPRENTISSAGE D'UN RESEAU DE NEURONES PAR	83

RETROPROPATION.....	
IV.7.1. Algorithme d'apprentissage quasi-newton .....	86
IV.7.2 Algorithme d'apprentissage de Levenberg-Marquard .....	86
IV.8. OPTIMISATION DE PUISSANCE DE SYSTEME PHOTOVOLTAIQUE PAR RESEAU DE NEURONES.....	87
IV.9 RESULTATS DE SIMULATION.....	89
IV.9.1. Résultats de simulation en régime dynamique.....	89
IV.9.2. Résultats de simulation en régime permanent.....	91
IV.10. COUPLAGE DU GROUPE MOTOPOMPE AVEC LES GENERATEURS (PHOTOVOLTAIQUE ET EOLIEN).....	93
IV.11 CONCLUSION.....	93
CONCLUSION GENERALE.....	95
REFERENES BIBLIOGRAPHIQUES.....	97
ANNEXE.....	102

**LISTES DES FIGURES**

Fig.I.1. Schéma synoptique du système global de pompage.....	05
Fig.I.2. Carte préliminaire des irradiations solaire de l'Algérie.....	06
Fig.I.3. Description d'une photopile ou cellule photovoltaïque.....	07
Fig.I.4. Modèle à quatre paramètres .....	08
Fig.I.5. Modèle à cinq paramètres .....	09
Fig.I.6. Influence de l'éclairement sur les caractéristiques (I-V), (P-V) à T=25°C.....	10
Fig.I.7. Influence de T et $R_s$ sur les caractéristiques (I-V) d'un panneau solaire.....	11
Fig.I.8. Schéma de connexion des cellules solaires en série et parallèle.....	12
Fig.I.8. Différentes zones de la caractéristique I (V), T = 25 °C.....	13
Fig.I.9. Carte préliminaire des vents en Algérie. ....	14
Fig.I.10. Quelques exemples des machines à axe horizontal.....	14
Fig.I.14. Puissance $T_g(\omega)$ .....	21
Fig.I.15. Représentation schématique du MAS.....	22
Fig.I.16. Représentation des composants bidirectionnels.....	24
Fig.I.17. Principe de la stratégie triangulo-sinusoïdale.....	25
Fig.I.18. Tension de sortie.....	26
Fig.I.19. Hacheurs .....	27
Fig.I.20. Redresseur à diodes.....	27
Fig.I.21. Principe de la commande vectorielle.....	28
Fig.I.22. Schéma-bloc de régulation de vitesse.....	29
Fig.I.23. Schéma du réglage de flux par un régulateur P.I.....	30
Fig.I.24. Schéma bloc de la régulation du courant statorique $i_{sd}$ .....	31
Fig.I.25. Schéma global de la commande vectorielle de la machine asynchrone .....	31
Fig.I.26. Résultat de simulation du réglage de vitesse par la commande vectorielle.....	31
Fig.II.1. Tensions et puissances de charge pour le couplage direct.....	36
Fig.II.2. Schéma synoptique du couplage photovoltaïque avec MPPT.....	39
Fig.II.3. Organigramme de la méthode de perturbation et d'observation (P&O).....	39
Fig.II.4. Divergence de la méthode P&O .....	40
Fig.II.5. Algorithme de la méthode d'incrément de conductance.....	41
Fig.II.6.1. Résultats de simulation des différentes grandeurs du système de pompage .....	45
Fig.II.6.2. Résultats de simulation du système de pompage pour une plage de variation...	46
Fig.II.7. Résultats de simulation des différentes grandeurs du système de pompage photovoltaïque .....	47
Fig.II.8. Schéma global de système de conversion d'énergie éolien.....	48
Fig.II.9. Caractéristiques de voilure dans le plan puissance-vitesse .....	49
Fig.II.10. Principe de fonctionnement du MPPT à vitesse variable du vent.....	50



Fig.II.11. Résultats de simulation des différentes grandeurs du système de pompage éolien en régime dynamique .....	53
Fig.II.12. Résultats de simulation des différentes grandeurs du système de pompage éolien en régime permanent .....	54
Fig.II.13. Résultats de simulation des différentes grandeurs du système de pompage hybride .....	55
Fig.III.1. Exemple d'ensembles considérés en logique booléenne.....	58
Fig.III.2. Exemple d'ensembles considérés en logique floue.....	58
Fig.III.3. Cas de l'ensemble flou "moyenne" de la variable Température.....	59
Fig.III.4. Schéma synoptique général d'un contrôleur flou .....	61
Fig.III.5. Structure globale de l'optimisation par logique floue.....	63
Fig.III.6. Schéma bloc d'une logique floue.....	65
Fig.III.7 Fonction d'appartenance de chacune des variables linguistiques de l'erreur normalisée et de la variation de l'erreur normalisée.....	67
Table.III.1 Table de règles à cinq classes.....	68
Fig.III.8. Résultats de simulation des différentes grandeurs du système de pompage.....	72
Fig.III.9. Résultats de simulation des différentes grandeurs du système de pompage.....	72
Fig.III.10. Résultats de simulation des différentes grandeurs du système de pompage .....	74
Fig.II.11. Résultats de simulation des différentes grandeurs du système de pompage hybride .....	75
Fig.IV.1. Neurone biologique.....	77
Fig.IV.2. Modèle d'un neurone artificiel.....	78
Fig.VI.3. Fonctions d'activations.....	79
Fig. IV.4. Les différentes formes de connexions du réseau de neurone.....	81
Fig. IV.5.Schéma synoptique du procédé d'apprentissage .....	82
Fig. IV.6. Structure globale de l'optimisation par réseau de neurone.....	88
Fig.IV.7. Modèle du neurone choisi .....	89
Fig. IV.8. Résultats de simulation des différentes grandeurs du système de pompage.....	91
Fig.IV.9. Résultats de simulation des différentes grandeurs du système de pompage photovoltaïque .....	89
Fig.IV.10. Résultats de simulation des différentes grandeurs du système de pompage hybride .....	93
Fig.IV.11. Résultats de simulation en régime permanent.....	93

## Notations

---

I: courant de sortie du générateur (A).

$\bar{y}$  : L'abscisse du centre de gravité

$T_t$  : Couple développés par la turbine (N.m)

$P_t$  : Puissance développés par la turbine (W)

$\sigma$  : Facteur de dispersion

$\Phi_e$ , Flux des aimants permanents par pôle.

$\omega_m$ : Vitesse mécanique (Rad/s)

$\omega_s$ : Pulsation statorique (Rad/s)

$\beta$ : l'angle de calage.

$\rho$  : Densité de l'air (Kg/m<sup>3</sup>)

$[\Phi_{rabc}]$  : Matrice des flux rotoriques

$[\Phi_{rd}, \Phi_{rq}]$  : Vecteurs des flux direct et quadratique

$[\Phi_{sabc}]$  : Matrice des flux statoriques

$[I_{sd}, I_{sq}]$  : Vecteurs des courants direct et quadratique (A)

$[L_{rr}]$  : Matrice des inductances propres et des mutuelles entre phases rotorique,(H)

$[L_{ss}]$  : Matrice des inductances propres et des mutuelles entre phases statoriques (H)

$[M_{sr}]$  : Matrice des inductances mutuelles entre les phases statoriques et rotorique. (H)

$[R_a]$  : Matrice des Résistances statoriques  $\Omega$

$[R_r]$  : Matrice des Résistances rotoriques  $\Omega$

$[V_{sd}, V_{sq}]$  : Vecteurs des tensions direct et quadratique (V)

$\mu_{oc}$ , Coefficient de la température en circuit ouvert(V/°C)

b : est appelé biais du neurone

CE (k): Variation d'erreur

$C_{em}$  : Couple électromagnétique (N.m)

$C_p$  : Coefficient de puissance.

$C_r$  : Coefficient de couple.

D : Rapport cyclique

E (k) : L'erreur

G (n) : est le gradient de la même fonction

G : L'éclairement réel (W/m<sup>2</sup>)

$G_{ref}$  : L'éclairement à condition de référence (W/m<sup>2</sup>)

I : est une matrice d'identité.

i: le premier indice (rangée) désigne toujours le numéro de neurone sur la couche.

$I_0$  : Courant de saturation inverse (A)

$I_{01}, I_{02}$ : respectivement les courants de saturation de la diode 1 et de la diode 2.(A)

$I_L$  : Courant photonique de la cellule (A).

$I_{L,ref}$  : Courant photonique de référence de la cellule (A).

$I_{mp}$  : Courant maximal de la cellule (A).

$I_{mp,ref}$  : Courant maximal de la cellule (A).

$I_{SC}$  : Courant de court circuit du panneau solaire (A).

$I_{SC,ref}$  : Courant de court circuit de référence du panneau solaire (A).

J : Moment d'inertie

j: le deuxième indice (colonne) spécifie le numéro de l'entrée

## Notations

---

$J_c$  : la matrice Jacobienne

$K$  : Constante de Boltzmann,  $1.381 \times 10^{-23}$  J/K

$K_E$  et  $K_{CE}$  : Facteurs d'échelles (normalisation).

$K_p, K_i$  : Coefficient de régulateur proportionnel et intégrateur

$L_d, L_q$ , Les inductances directe et en quadratique du stator (H)

$n$  : est le nombre d'itérations

$N_{cs}$  : Nombre des cellules.

$n_e$  : est le nombre d'échantillons de l'ensemble d'apprentissage.

$n_{m-1}$  est le nombre de neurones de la couche  $m-1$

$N_p$  : nombre des modules en parallèle.

$N_s$  : nombre des modules en série.

$P$  : Nombre de pair de pole

$P_p$  : Puissance de pompe.

$q$  : Constante de charge d'électron,  $1.602 \times 10^{-19}$  C

$R$  : Rayon des pales (m)

RLF: Réglage par Logique Floue

RNA: Réseaux des Neurones Artificielle

$R_s$  : Résistance série ( $\Omega$ )

$S$ : le nombre de neurones d'une même couche

$S$ : Surface balayée par les pales de la turbine ( $m^2$ )

$T_c$  : Température de la cellule ( $^{\circ}K$ )

$T_{ref}$  : Température de cellules, à condition de référence ( $^{\circ}K$ )

**V**: tension de sortie du générateur (V).

$V_{OC}$  : Tension à vide du panneau solaire (V)

$V_{OC,ref}$  : Tension à vide de référence du panneau solaire (V)

$y$  : est le vecteur de sortie du réseau de neurones.

$y^d$  : est le vecteur de sortie désiré (sortie du processus)

$Z(n)$  : est la matrice de Hessien, constituée des deuxième dérivées de la fonction objective par rapport aux valeurs courantes des poids.

$\gamma$  : Facteur de qualité de la diode

$\gamma_1, \gamma_2$ : respectivement le facteur de qualité de la diode 1 et de la diode 2.

$\gamma_{ref}$  : Facteur de qualité de référence de la diode

$\eta_m$ , : Rendement du moteur

$\eta_m$ , : Rendement du moteur

$\eta_p$ , Rendement de la pompe

$\mu$  : est le vecteur d'apprentissage.

$\mu_{isc}$  : Coefficient de la température du courant de court circuit ( $A/^{\circ}C$ )

# ***INTRODUCTION GENERALE***

La stratégie du développement rurale en Algérie doit intégrer comme un de ses objectifs prioritaires la maîtrise de l'eau. Or, tant pour le pompage de l'eau que pour la conservation ou le traitement des produits agricoles, des quantités plus ou moins importantes d'énergie sont requises en proportion des volumes de production désirés.

Dans la recherche de solutions à la maîtrise de l'énergie applicable au pompage, il nous paraît intéressant de connaître les bénéfices d'une nouvelle technique de pompage basée sur la complémentarité de deux sources d'énergies renouvelables, à savoir l'énergie solaire et l'énergie éolienne.

Considérant leurs caractéristiques saisonnières respectives, ces deux énergies ne se concurrencent pas mais au contraire peuvent se valoriser mutuellement. C'est pourquoi on propose ici un système hybride composé de ces deux sources d'énergie, qui consiste en l'exploitation optimale de la complémentarité entre elles. Le cadre principalement étudié est celui du pompage d'eau ; ce qui permettra l'élimination du stockage électrique très coûteux au profit d'un stockage hydraulique moins dispendieux.

Certes, du point de vue économique les résultats apparaissent assez convaincants quant à la rentabilité du système hybride ci-dessus désigné, mais cela n'exclut pas le fait que la combinaison des deux sources constitue un système assez complexe du point de vue technologique.

L'objectif de la présente thèse étant le développement d'un procédé d'optimisation qui permet de maximiser le rendement global du système de pompage basé sur de deux sources différentes

L'optimisation du système photovoltaïque sera effectuée par un ensemble de techniques dont l'une est conventionnelle et sera faite évidemment par une opération manuelle. Les autres techniques utilisées sont les algorithmes et les méthodes d'intelligence artificielle citées ci-dessous, à savoir :

- Méthode de perturbation et observation « P&O » et son amélioration par la méthode d'incrémentation de conductance.
- La logique floue
- Les réseaux de neurone

On utilisera une méthode analytique approchée pour le système éolien qui sera basée sur la spécification de la fonction exponentielle avec un retard correspondant à la zone de démarrage.

La caractérisation du modèle de chaque générateur est réalisée.

Ce travail est subdivisé en quatre chapitres :

Le premier chapitre est consacré à la présentation du système de pompage hybride ainsi que sa modélisation mathématique des différents sous systèmes qui le constituent.

On présente d'une manière brève le système et le principe de conversion photovoltaïque et éolien. L'influence des différents paramètres climatiques et autres (résistance série, facteur de qualité, humidité,.....) sur les caractéristiques I-V et P-V pour le générateur photovoltaïque et les caractéristiques P-V<sub>o</sub> pour l'aérogénérateur a été ensuite abordée. Il en est de même pour les modèles des deux actionneurs électriques (MAS, GSAP) utilisés dans un repère à deux axes (d, q). On termine avec le modèle des deux convertisseurs statiques DC-DC et DC-AC avec l'utilisation de la technique de commande MLI.

Une stratégie de la commande vectorielle est appliquée au moteur asynchrone afin de pouvoir l'assimiler au modèle linéaire de la MCC.

Dans le second chapitre, on abordera le problème d'optimisation du système de pompage photovoltaïque et éolienne. Rappelons que dans le cadre de cette étude, l'objectif est d'optimiser la puissance globale pour les deux générateurs. Ce qui équivaut à maximiser la vitesse d'entraînement. Cela sera réalisé par l'ajustement du gain d'un convertisseur DC-DC intercalé entre le GPV et le convertisseur DC-AC d'un côté, et entre l'aérogénérateur et le convertisseur DC-AC de l'autre, permettant ainsi l'adaptation de l'impédance d'entrée vue de côté « éolien ».

On présente ensuite quelques algorithmes de «Traking» proposés dans la littérature et des résultats de simulation obtenus par l'optimisation du système photovoltaïque et éolien par l'algorithme « P&O » et améliorés par la méthode d'incrémentation de conductance. On termine ce chapitre par une méthode analytique.

Dans le troisième chapitre, on présente la théorie de base de la logique floue et son application pour optimiser la puissance du générateur photovoltaïque. On expose d'abord les concepts de base de la logique floue liés aux problèmes de commande, puis l'optimisation par régulateur flou est étudiée lorsque les variables d'entrée sont décrites par cinq classes. Enfin les résultats obtenus seront présentés, discutés et comparés à ceux obtenus auparavant par l'incrémentation de conductance dans le deuxième chapitre.

Dans le quatrième chapitre, on s'intéressera à la maximisation de la puissance du GPV en utilisant les réseaux de neurones. Au début, on expose les concepts de base des réseaux de neurones liés aux problèmes de commande, ainsi que quelques définitions sur leur architecture et

## *Introduction générale*

---

l'algorithme d'apprentissage. Des résultats d'optimisation du panneau solaire par réseaux de neurone seront ensuite présentés et discutés.

Dans la conclusion générale, on rappellera les principaux résultats obtenus et on donnera les éventuelles perspectives envisagées.

# ***CHAPITRE I***

## ***MODÉLISATION DES ÉLÉMENTS***

### ***D'UN SYSTÈME DE POMPAGE***



## **I.1. INTRODUCTION**

La production d'électricité décentralisée par sources d'énergies renouvelables, offre une plus grande sûreté d'approvisionnement des consommateurs tout en respectant l'environnement. Cependant le caractère aléatoire de ces sources nous impose d'établir des règles de dimensionnement et d'utilisation de ces systèmes pour les exploiter au mieux.

Après un bref bilan des ressources énergétiques exploitables, nous nous intéresserons dans ce chapitre aux systèmes de production existants, en particulier relatifs aux sources solaires et éoliennes.

La stratégie du développement d'un site éloigné doit intégrer comme un de ses objectifs prioritaires la maîtrise de l'eau, aussi bien pour le pompage de l'eau que pour la conservation ou le traitement des produits agricoles.

Considérant leurs caractéristiques saisonnières respectives, ces deux énergies (solaire et éolienne) ne se concurrencent pas mais au contraire peuvent se valoriser mutuellement. C'est pourquoi on propose ici un système hybride composé de ces deux sources d'énergie, qui consiste en l'exploitation optimale de la complémentarité entre elles. Certes, du point de vue économique les résultats apparaissent assez convaincants quant à la rentabilité du système hybride ci-dessus désigné, mais cela n'exclut pas le fait que la combinaison des deux sources constitue un système assez complexe du point de vue technologique

Dans ce chapitre, il sera exposé les équations et les modèles mathématiques bien détaillés qui seront utilisés pour modéliser les différentes parties du système de pompage. Les modèles des deux actionneurs électriques seront présentés, celui d'un moteur asynchrone avec sa commande vectoriel de type à flux rotorique orienté et celui d'une génératrice synchrone à aimant permanent utilisée dans la partie éolienne. Des simulations réalisées sur une MAS associée à un onduleur de tension seront présentées en fin du chapitre.

## I.2. DESCRIPTION D'UN SYSTEME DE POMPAGE.

Aujourd'hui, l'industrie mondiale du photovoltaïque et éolienne qui ne cesse de croître constamment, repose essentiel sur les besoins des régions isolées en alimentation électrique fiable et peu coûteuse. Dans un grand nombre d'applications, la solution est apportée par le photovoltaïque et l'éolien.

Pour les régions éloignées, le pompage manuel qui est une solution apparemment satisfaisante malgré l'effort que représente le levage d'eau, doit faire appel à une source d'énergie électrique pour l'amélioration du rendement. De plus, le pompage hybride qui permet d'obtenir des débits nettement importants, apparaît comme une solution raisonnable adéquate.

Le schéma général d'un système de pompage peut être représenté par la figure I.1.

Il est constitué principalement par:

- Un générateur photovoltaïque et un générateur éolien,
- Une génératrice synchrone à aimant permanent. (GSAP),
- Deux convertisseurs statiques, l'un permettant la transformation CC-AC et l'autre CC-CC pour adapter la charge au générateur photovoltaïque.
- Un redresseur à diodes permettant la transformation AC-CC, et un hacheur pour adapter la charge au générateur éolien.
- Une motopompe qui comprend un moteur asynchrone et une pompe centrifuge.

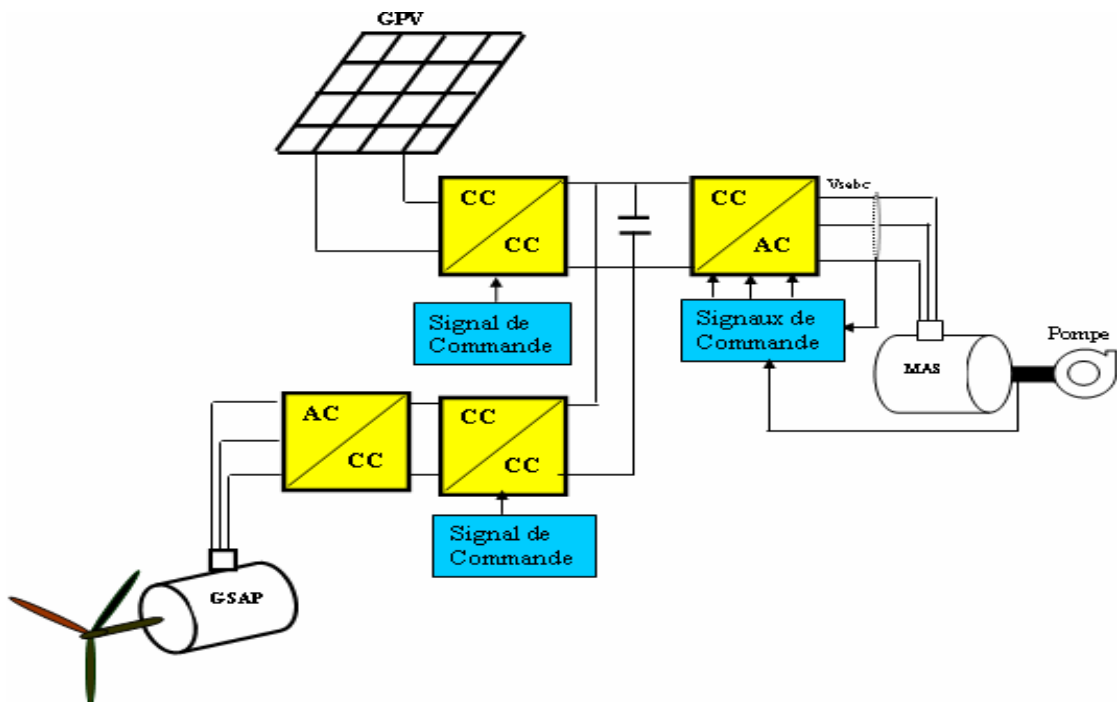


Fig. I.1. Schéma synoptique du système global de pompage.

## I.3 ÉNERGIE SOLAIRE

### I.3.1 INTRODUCTION

Le soleil reste jusqu'à présent la plus importante source d'énergie malgré la distance considérable qui le sépare de la terre ( $150 \cdot 10^6$  km). La puissance émise par le soleil sous forme de rayonnement est estimée à  $90 \cdot 10^{15}$  GW, alors que la couche terrestre n'arrive à recevoir que  $180 \cdot 10^6$  GW. Avant d'arriver à la terre, le rayonnement solaire subit de considérables modifications, dues principalement aux phénomènes d'absorption et de diffusion. Aussi, on introduit la notion de l'éclairement qui est la densité de puissance reçue par une surface soumise à un flux lumineux, dans les conditions atmosphériques optimales. Cette densité de puissance atteint  $1 \text{ kW/m}^2$  pour un site situé au niveau de la mer [1], [2].

Cette énergie est disponible en abondance sur toute la surface terrestre, et ce, malgré une atténuation importante à la traversée de l'atmosphère; la quantité qui reste est encore assez importante, quand elle arrive au sol. On peut ainsi compter sur  $1000 \text{ W/m}^2$  crête dans les zones tempérées et jusqu'à  $1400 \text{ W/m}^2$  lorsque l'atmosphère est faiblement polluée. [1]

L'Algérie dispose d'environ 3200 heures d'ensoleillement par an, bénéficiant d'une situation climatique favorable à l'application des techniques solaires. [3], Fig.2

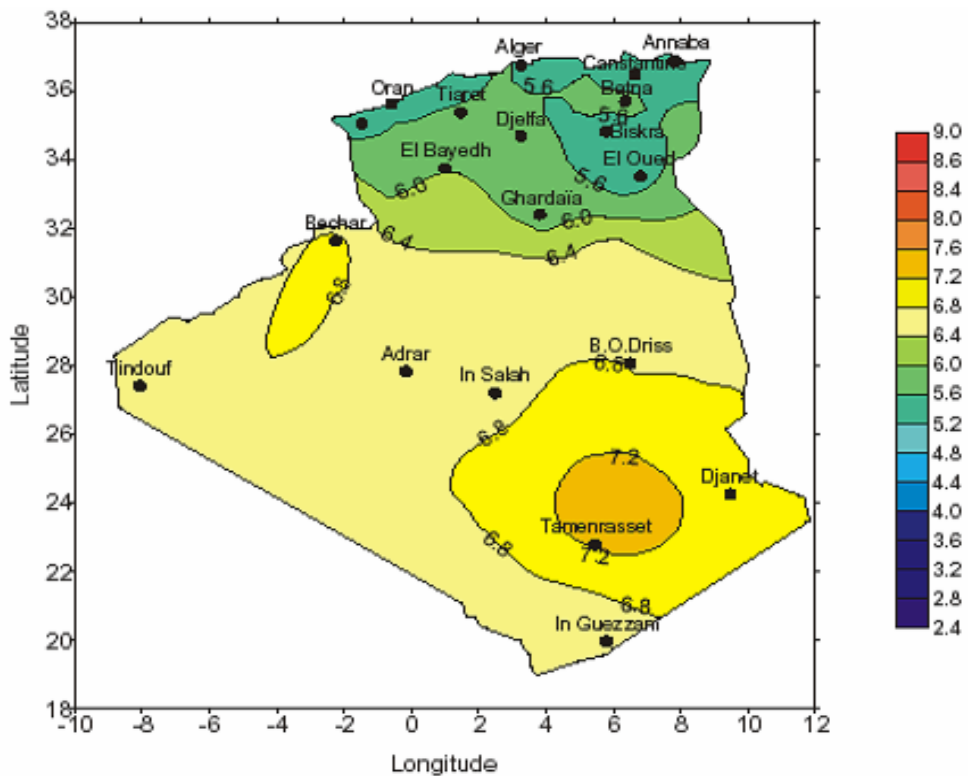


Fig. I.2 Carte préliminaire des irradiations solaires de l'Algérie. [3]

### I.3.2. PRINCIPE DE CONVERSION PHOTOVOLTAÏQUE.

Une cellule photovoltaïque est basée sur le phénomène physique appelé effet photovoltaïque qui consiste à établir une force électromotrice lorsque la surface de cette cellule est exposée à la lumière. La tension générée peut varier entre 0.3 V et 0.7 V en fonction du matériau utilisé et de sa disposition ainsi que de la température de la cellule et du vieillissement de la cellule [4]. La figure 2.1 illustre une cellule PV typique où sa constitution est détaillée.

Les performances de rendement énergétique atteintes industriellement sont de 13 à 14 % pour les cellules à base de silicium monocristallin, 11 à 12 % avec du silicium poly cristallin et enfin 7 à 8 % pour le silicium amorphe en films minces. [4]

La photopile ou cellule solaire est l'élément de base d'un générateur photovoltaïque [5].

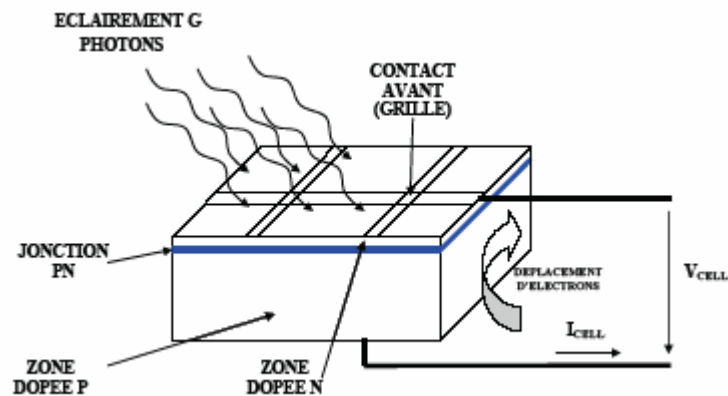


Fig. I.3. Description d'une photopile ou cellule photovoltaïque.

### I.3.3 MODELISATION DES CELLULES PHOTOVOLTAÏQUES (PV).

Pour développer un circuit équivalent précis pour une cellule PV, il est nécessaire de comprendre la configuration physique des éléments de la cellule aussi bien que les caractéristiques électriques de chaque élément. Selon cette philosophie, plusieurs modèles électriques ont été proposés pour représenter la cellule photovoltaïque. Parmi ces modèles on peut citer :

#### I.3.3.1. MODELE A QUATRE PARAMETRES.

Le modèle à quatre paramètres (Figure I.4) est un modèle largement utilisé; il a été étudié par Townsend et Beckmann [6,7]. Ce modèle traite la cellule photovoltaïque comme une source de courant, dépendante de l'éclairement, connectée en parallèle avec une diode et en série avec une résistance série  $R_s$ .

D'après Kirchoff, la relation entre la tension et le courant du générateur photovoltaïque est donnée par la formule suivante:

$$I = I_L - I_0 \left[ \exp\left(\frac{q(V + I R_s)}{\gamma K T_c}\right) - 1 \right] \quad (I.1)$$

Où :

I, V: courant et la tension de sortie du générateur.

$I_L$  et  $I_0$  représentent respectivement le courant photonique et le courant de saturation inverse,  $R_s, \gamma$  : le facteur de qualité et la résistance série.

K, q : Constante de Boltzmann,  $K = 1.385410^{-23}$  [J/K] et Constante de charge d'électron,  $q = 1.602 \cdot 10^{-19}$  C.

Les différentes équations décrivant ce modèle seront détaillées par la suite.

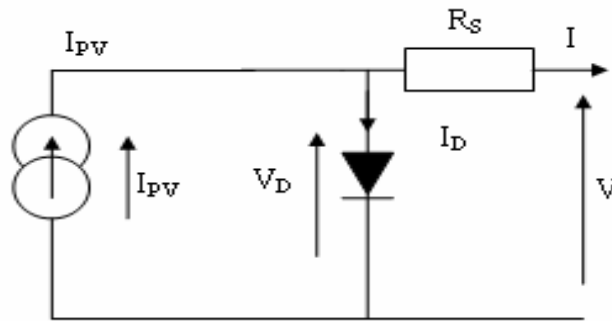


Fig. I.4. Modèle à quatre paramètres [5]

### I.3.3.2. MODELE A CINQ PARAMETRES.

Nous avons cette fois-ci deux diodes pour représenter les phénomènes de polarisation de la jonction PN [6], [14]. Ces diodes symbolisent la recombinaison de porteurs minoritaires, d'une part en surface de matériaux et d'autre part dans le volume de matériau. Le schéma de la cellule photovoltaïque devient dans ce cas celui de la figure I.5.

Les cinq paramètres de ce modèle sont:

$I_L$ : courant photonique

$I_{01}, I_{02}$ : respectivement les courants de saturation de la diode 1 et de la diode 2.

$\gamma_1, \gamma_2$ : respectivement le facteur de qualité de la diode 1 et de la diode 2.

L'équation générale de ce modèle est: [6]

$$I = \left[ I_L - I_{01} \left( \exp\left(\frac{qV}{\gamma_1 K T_c}\right) - 1 \right) - I_{02} \left( \exp\left(\frac{qV}{\gamma_2 K T_c}\right) - 1 \right) \right] \quad (I.2)$$

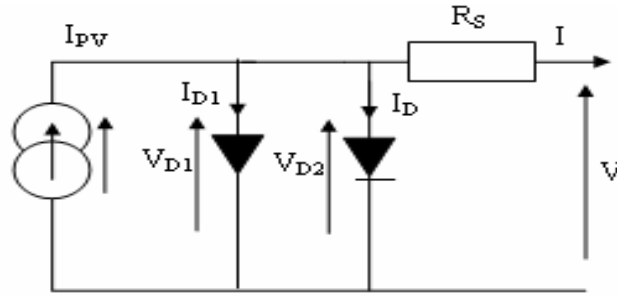


Fig. I.5. Modèle à cinq paramètres [6]

**I.3.3.3. MODELE A PARAMETRES CONSTANTS [8-9]**

Les quatre paramètres apparaissant dans l'équation de la caractéristique I-V sont le courant photonique  $I_L$ , la résistance série  $R_s$ , et les deux caractéristiques de la diode ( $I_0$  et  $\gamma$ ). Ces paramètres ne sont pas des quantités mesurables et ne sont pas généralement inclus dans les données des fabricants. Par conséquent, ils doivent être déterminés à partir des systèmes des équations I-V pour différents points de fonctionnement (donnés par le fabricant).

Une méthode a été proposée par Duffie et Beckmann (1991): puisqu'il y a quatre paramètres inconnus, quatre états de courant (I) sont nécessaires.

$$\left\{ \begin{array}{l} I_{sc,ref} = I_{L,ref} - I_{o,ref} \left[ \exp\left(\frac{q \cdot R_s \cdot I_{sc,ref}}{\gamma K T_{c,ref}}\right) - 1 \right] \\ I_{L,ref} = I_{o,ref} \left[ \exp\left(\frac{q V_{oc,ref}}{\gamma K T_{c,ref}}\right) - 1 \right] \\ I_{mp,ref} = I_{L,ref} - I_{o,ref} \left[ \exp\left(\frac{q(V_{mp,ref} + R_s I_{mp,ref})}{\gamma K T_{c,ref}}\right) - 1 \right] \\ \gamma = \frac{q(V_{mp,ref} + I_{mp,ref} R_s - V_{oc,ref})}{K T_{c,ref} \ln\left(1 - \frac{I_{mp,ref}}{I_{sc,ref}}\right)} \end{array} \right. \quad (I.3)$$

Cependant les fabricants fournissent habituellement I et V à seulement 3 conditions : le circuit ouvert, le court-circuit et le point de puissance de maximum. Le premier vient de la connaissance de  $\mu_{oc}$ ,  $\mu_{isc}$ , le coefficient de la température, de la tension de circuit ouvert  $V_{oc}$  et du courant de court circuit  $I_{sc}$ , respectivement,

Les indices (oc, sc, mp et ref) se rapportent au circuit ouvert, au court circuit, à la puissance maximale et les conditions de référence, respectivement.

Le fabricant fournit généralement les grandeurs suivantes ( $V_{oc,ref}$ ,  $I_{sc,ref}$ ,  $V_{mp,ref}$ ,  $I_{mp,ref}$ ). Le procédé à suivre pour les trois paramètres  $I_{0,ref}$ ,  $I_{L,ref}$  et  $\gamma_{ref}$  est de forcer le passage de la courbe (I-V) par ces trois points avec l'estimation de la résistance série qui permet de réaliser cette condition.

Les différents paramètres de cellules changent avec l'éclairement et la température ambiante et peuvent être estimés par le système d'équation suivant. [6-8]

$$\begin{cases} I_L = \left( \frac{G}{G_{ref}} \right) \left( I_{L,ref} + \mu_{Isc} (T_c - T_{c,ref}) \right) \\ I_0 = I_{0,ref} \left( \frac{T_c}{T_{c,ref}} \right)^3 \exp \left[ \left( \frac{q\varepsilon_G}{KA} \right) \left( \frac{1}{T_{c,ref}} - \frac{1}{T_c} \right) \right] \\ \gamma = \gamma_{ref} \left( \frac{T_c}{T_{c,ref}} \right) \end{cases} \quad (I.4)$$

$I_{L,ref}$ : courant photonique sous condition de référence [A].

$G, G_{ref}$ : éclairement réel et éclairement à la condition de référence [ $W/m^2$ ].

$T, T_{c,ref}$ : température de cellule, réelle et à la condition de référence [degré Kelvin]

$\mu_{Isc}, \mu_{oc}$ : coefficient de température au tension et courant de court circuit respectivement [ $V/^\circ C$ ], [ $A/^\circ C$ ]

$\gamma = A \cdot N_{cs} \cdot N_s$ , avec  $N_{cs}$  et  $N_s$ , le nombre des cellules et le nombre des modules en série.

#### I.3.3.4. COMPORTEMENT THERMIQUE. [10-14]

En retenant la **seconde possibilité**, nous dérivons alors les quatre équations. Nous obtenons dès lors un système de quatre équations à cinq inconnues:

$$\left. \frac{\partial I_L}{\partial T_c} \right|_{ref}, \left. \frac{\partial I_0}{\partial T_c} \right|_{ref}, \left. \frac{\partial I_{pv}}{\partial T_c} \right|_{ref}, \left. \frac{\partial V_{pv}}{\partial T_c} \right|_{ref}, \left. \frac{\partial R_S}{\partial T_c} \right|_{ref}$$

Système auquel nous allons adjoindre une cinquième équation, qui est simplement l'expression de la variation de la puissance de crête en fonction de la température, soit :

$$\left. \frac{\partial P_{pv}}{\partial T_c} \right|_{ref} = \left. \frac{\partial V_{pv}}{\partial T_c} \right|_{ref} \cdot I_{pv} + \left. \frac{\partial I_{pv}}{\partial T_c} \right|_{ref} \cdot V_{pv} \quad (I.5)$$

En définitive, le modèle, dans ce cas-ci, est représenté par un système linéaire de cinq équations à cinq inconnues, La résolution est identique à celle utilisée dans le cas du modèle thermique deux paramètres.

La résolution du premier système permet d'obtenir les valeurs de  $I_0$ ,  $I_L$  et  $R_s$  pour un certain point de référence.

La résolution des deux systèmes précédents permettent d'obtenir les variations de  $I_0$ ,  $I_L$  et  $R_s$  en fonction de la température autour du point de référence.

#### I.3.4. CARACTERISTIQUE D'UN MODULE SOLAIRE I-V, P-V.

A partir du système d'équations non linéaire la une caractéristique fondamentale du module solaire type *MSX60* d'un nombre de cellule ( $N_{cs} = 36$ ) définissant cet élément comme générateur. Elle est identique à celle d'une jonction P-N avec un sens bloqué, mais décalée le long de l'axe du courant d'une quantité directement proportionnelle à l'éclairement. Elle se trace sous un éclairement fixe et une température constante (figure I.6).

La puissance débitée par le module photovoltaïque dépend du point de fonctionnement de cette dernière; c'est le produit de l'intensité de courant et de la tension entre ses bornes.

L'augmentation de l'éclairement se traduit par le déplacement de la caractéristique I-V suivant l'axe des courants. L'accroissement du courant de court-circuit est beaucoup plus important que celui de la tension en court-circuit. En plein ensoleillement, le module n'étant connectée à aucun circuit, son potentiel est de l'ordre de 21.5 V pour une température de 25 °C. Pour une diminution de l'éclairement de 10 %, la tension produite chute à environ 0.47 V, soit de près 2.18 % de sa valeur initiale; par contre le rendement varie assez peu avec l'éclairement. Ces courbes se tracent à température constante.

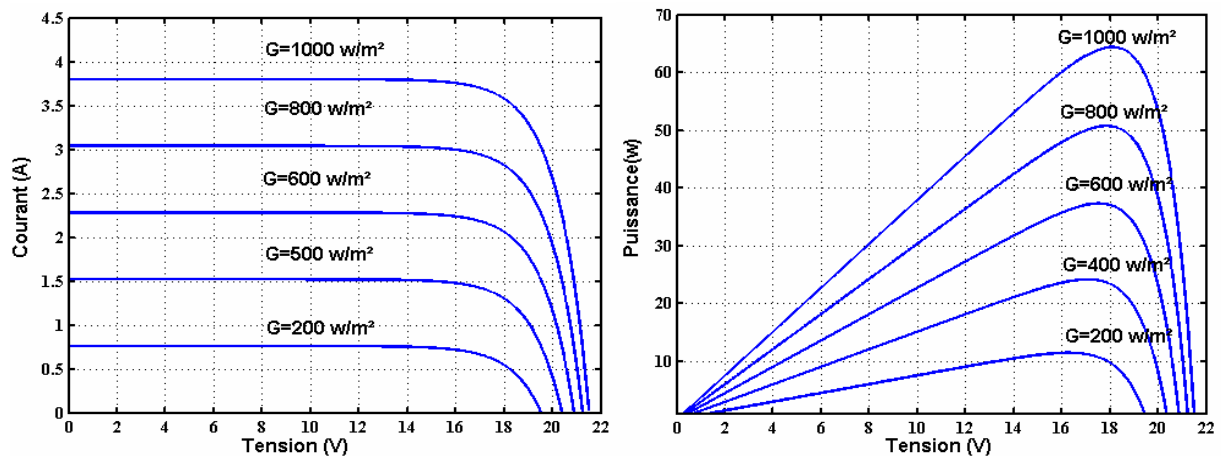


Fig. I.6. Influence de l'éclairement sur les caractéristiques (I-V), (P-V) à  $T=25^{\circ}\text{C}$ .



### I.3.5. INFLUENCE DE LA TEMPERATURE ET DE LA RESISTANCE SERIE.

La température est un paramètre très important dans le comportement des cellules solaires.

Son augmentation entraîne d'une part, une augmentation du courant photonique, en raison, principalement, de la diminution de la largeur de la bande interdite du matériau et d'autre part, une diminution de la tension du circuit ouvert  $V_{oc}$ . L'augmentation de la température entraînerait (figure 1.7):

- Une diminution de la puissance maximale disponible et de la tension (0.06 % par °C).
- Une augmentation du courant (0.4 % par °C).
- Une diminution du rendement et de facteur de forme FF.

La résistance série agit sur la pente de la caractéristique dans la zone où la photodiode se comporte comme un générateur de tension, et lorsqu'elle est élevée, elle diminue la valeur du courant de court-circuit figure (I.7).

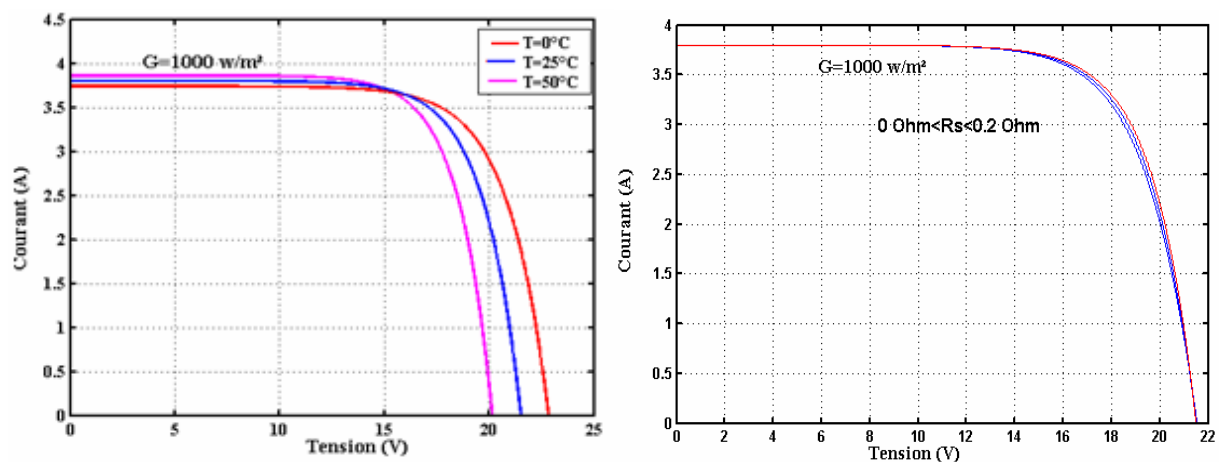


Fig. I.7. Influence de  $T$  et  $R_s$  sur les caractéristiques (I-V) d'un panneau solaire.

### I.3.6. ASSOCIATION EN PARALLELE, SERIE, MIXTE (SERIE ET PARALLELE)

On utilise généralement ce type d'association pour en tirer une tension importante puisque l'association en série des photopiles délivre une tension égale à la somme des tensions individuelles et un courant égal à celui d'une seule cellule. La caractéristique d'un groupement de deux modules solaires est représentée ci-dessous (figure I.8), ce qui peut être généralisé sur une gamme de  $N_s$  modules solaires en série. Comme montré par la figure, ce genre de groupement augmente le courant ; la caractéristique équivalente sera alors celle d'une cellule.

Afin d'obtenir des puissances de quelques kW, sous une tension convenable, il est nécessaire d'associer les modules en panneaux et de monter les panneaux en rangées de panneaux série et

parallèle pour former ce que l'on appelle un générateur photovoltaïque.

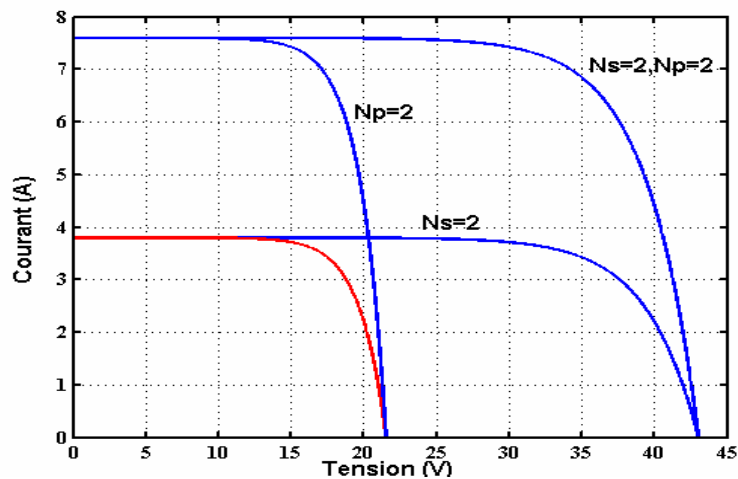


Fig. I.8. Schéma de connexion des cellules solaires en série et parallèle.

### I.3.7. ZONES DE FONCTIONNEMENT DU MODULE SOLAIRE

La caractéristique fondamentale du générateur photovoltaïque, pour un éclairement et une température donnée, n'impose ni le courant ni la tension de fonctionnement; seule la courbe I-V est fixée. C'est la valeur de la charge aux bornes du générateur qui va déterminer le point de fonctionnement du système photovoltaïque. La figure (I.9) représente trois zones essentielles:

- fonctionnement comme générateur de courant: le point de fonctionnement appartient à la zone (I)
- fonctionnement comme générateur de tension : le point de fonctionnement appartient à la zone (III). La tension est proche de la tension à vide  $V_{oc}$  et le courant est faible,
- fonctionnement optimal: quand le point de fonctionnement appartient à la zone (II), l'utilisation est meilleure; la puissance absorbée est maximisée.

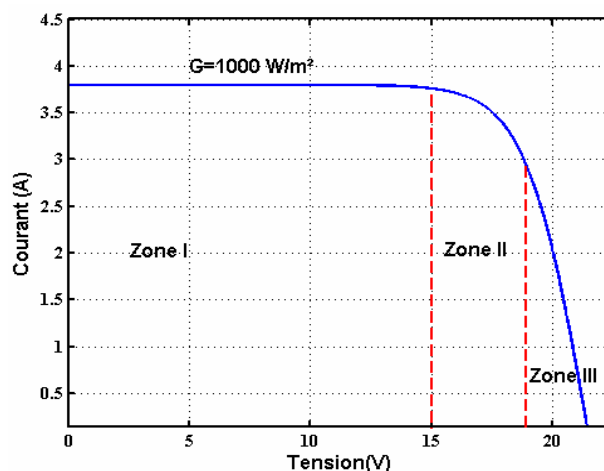


Fig I.8. Différentes zones de la caractéristique I (V), T = 25 °C.

**I.3.8. FONCTIONNEMENT OPTIMAL DU GENERATEUR [7], [8]**

Dans les conditions données, c'est au point de puissance maximale que l'on exploite au mieux la puissance crête installée. C'est pourquoi ce point est souvent qualifié de point de puissance optimale, terme traduisant mieux la caractéristique relative aux conditions d'éclairement et de température de la puissance fournie. L'utilisation du générateur étant le plus souvent considérée comme optimale en ce point noté  $(V_{opt}, I_{opt})$ .

Le point fonctionnement du générateur est défini par l'intersection de sa caractéristique électrique avec celle de la charge. Seule une charge dont la caractéristique passe par le point  $(V_{opt}, I_{opt})$  permet d'en extraire la puissance optimale disponible dans conditions considérées et l'impédance statique optimale de charge vaut alors  $R_{opt} = V_{opt} / I_{opt}$ .

L'utilisation optimale du générateur consiste alors à ce que sa charge conserve à chaque instant les valeurs optimales  $R_{opt}$  lorsque les conditions varient : il y a donc lieu d'effectuer en permanence l'adaptation d'impédance nécessaire.

**I.4. L'ÉNERGIE ÉOLIENNE****I.4.1 INTRODUCTION.**

Dans cette partie, nous allons élaborer un modèle d'un système de production afin de déterminer la puissance qu'ils peuvent fournir pour des conditions météorologiques données. Bien que connue et exploitée depuis longtemps, l'énergie cinétique du vent peut être convertie directement en énergie mécanique et être utilisable par exemple dans les anciens moulins à vent ou pour actionner des pompes [15]. Mais de nos jours, on la transforme en énergie électrique par l'emploi d'aérogénérateurs.

Depuis, la technologie des aérogénérateurs a évidemment évolué. Ce qui a permis à l'énergie éolienne, de devenir ces dernières années, une alternative aux sources d'énergie traditionnelles [15]. Bien que les aérogénérateurs aient atteint une certaine maturité technique, il leur reste encore une grande marge de progrès technologique. Il n'y a pas de doute que les aérogénérateurs évolueront encore, et la recherche à un rôle important à jouer dans ce sens. On peut, notamment y introduire plus «d'intelligence».

Les éoliennes de la dernière génération fonctionnent à vitesse variable. Ce type de fonctionnement permet d'augmenter le rendement énergétique, de baisser les charges mécaniques et d'améliorer la qualité de l'énergie électrique produite, par rapport aux éoliennes à

vitesse fixe. Ce sont des algorithmes de commande qui permettent de contrôler la vitesse de rotation des éoliennes à chaque instant. [16].

#### I.4.2. POTENTIEL EOLIEN EN ALGERIE.

L'Algérie a un régime de vent modéré (2 à 6 m/s), (figure I.9). Ce potentiel énergétique convient parfaitement pour le pompage de l'eau.

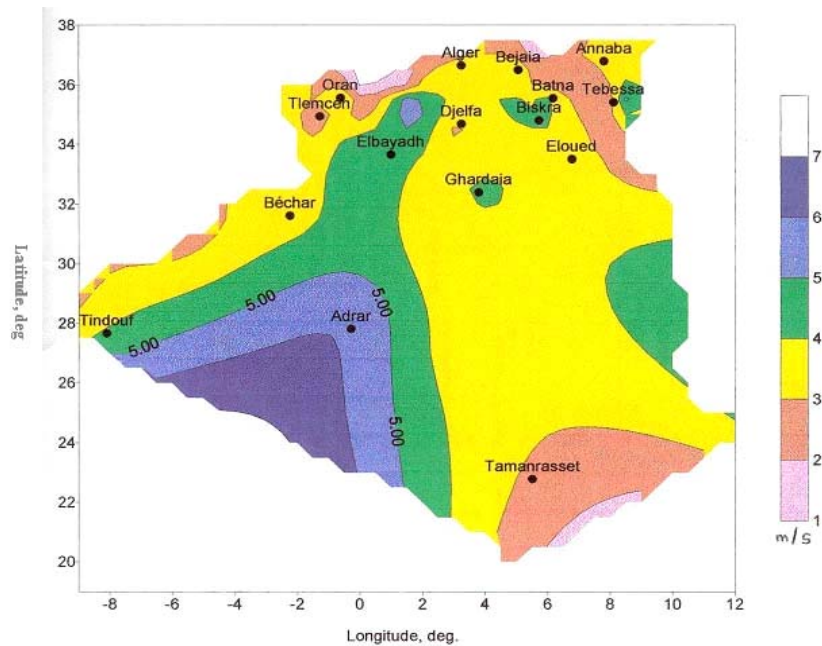


Fig. I.9. Carte préliminaire des vents en Algérie. [17]

#### I.4.3. CONSTITUTION D'UN AEROGENERATEUR.

Bien qu'il existe des turbines à axe vertical (Darius, Savonius,...), les machines à axes horizontal dominant très largement le marché des petites puissances (quelque dizaines de Watts, jusqu'à quelques MW). Les turbines sont toujours bipales ou, le plus souvent, tripales [14].

Dans les chaînes de conversions électromécaniques conventionnelles, on intercale entre la turbine et la génératrice un multiplicateur mécanique à engrenages ; la génératrice est alors très souvent une machine asynchrone à cage, voire à rotor bobiné, et à double alimentation pour un fonctionnement à vitesse variable.

Mais les multiplicateurs mécaniques ont leurs inconvénients, ils nécessitent une maintenance accrue et nuisent à la fiabilité surtout dans les grandes puissances. C'est la raison pour laquelle la tendance est à l'entraînement direct. La génératrice est alors une machine synchrone (rotor bobiné ou aimants) à très grand nombre de pôles et donc à fort couple depuis les années 80. Les

puissances moyennes unitaires des aérogénérateurs sont passées de 50 kW, à 200 kW (1990), 500 kW (1998) à plus de 1 MW en 2002 (1,4 MW en Allemagne). L'accroissement des puissances permet des réductions de coût au kW ; les aérogénérateurs les plus puissants en 2003 frôlent les 5 MW avec des diamètres de turbine proches de 120 m ; La puissance actuelle (2009) est de l'ordre de 22,3 MW.



Tripale  
Excel : 7m -10 kW

Bipales  
Ge 220 : 220 kW

Tripale  
E 66 : 65m-1.8 MW

Fig.I.10. Quelques exemples des machines à axe horizontal.

#### I.4.4. DIFFERENTS TYPES DE MACHINES ELECTRIQUES UTILISEES.

La configuration électrique d'un aérogénérateur à une grande influence sur son fonctionnement. Le fait qu'une éolienne fonctionne à vitesse fixe ou à vitesse variable dépend par exemple de cette configuration. Les avantages principaux des deux types de fonctionnement sont les suivants. [18].

##### - Fonctionnement à vitesse fixée.

- Système électrique plus simple.
- Pas besoin d'un système électronique de commande (cher) et plus grande fiabilité.
- Peu de probabilité d'excitation à la fréquence de résonance des éléments de l'éolienne.

##### - Fonctionnement à vitesse variable. [18] [19].

- Augmentation du rendement énergétique.
- Réduction des oscillations du couple dans le train de puissance.
- Réduction des efforts subis par le train de puissance.
- Génération d'une puissance électrique d'une meilleure qualité.

Les deux types de machines électriques les plus utilisés dans l'industrie éolienne sont les machines synchrones et asynchrones sous leurs diverses variantes.

**Les générateurs synchrones:** c'est ce type de machine qui est utilisé dans la plupart des procédés traditionnels de production d'électricité, notamment dans ceux de très grande puissance (centrales thermiques, hydrauliques ou nucléaires). La gamme de puissance de ces générateurs synchrones utilisés dans le domaine éolien varie de 500 kW à 2 MW.

**Les générateurs asynchrones:** c'est ce type de machine qui est utilisé dans la plupart des procédés traditionnels de production d'électricité, notamment dans ceux de très faible et moyenne puissance. La gamme de puissance de ces générateurs asynchrones utilisés dans le domaine éolien varie de moins de 20kW.

**Les machines à courant continu** présentent une excellente marge de variation de la vitesse de rotation, une bonne réponse dynamique et une excellente capacité de surcharge, mais elles sont chères et ont un grand poids.

**Les générateurs à réluctances variables** sont des machines mécaniquement robustes ; ils ont de plus un bon rendement à toutes les vitesses, une large marge de variation de la vitesse de rotation et leur commande est simple. [37]

#### **I.4.5. AUTRES CARACTERISTIQUES.**

##### **I.4.5.1. SYSTEME ISOLE OU CONNECTE.**

Les aérogénérateurs sont soit connectés au réseau, soit isolés. Ces derniers servent surtout à alimenter des zones d'habitation ou des systèmes de télécommunication isolés. Ces aérogénérateurs sont plus petits et ne représentent que 0,8 % de la puissance électrique générée à partir du vent dans le monde. Ainsi, la plus grande partie des aérogénérateurs est connecté à des réseaux électriques et, c'est surtout la technologie de ces machines qui a progressée ces dernières années. [20].

##### **I.4.5.2. NOMBRE DE PALES.**

Les aérogénérateurs ont plus ou moins de pales ; plus le nombre de pales est grand, plus le couple au démarrage sera grand et, plus la vitesse de rotation sera petite. Les aérogénérateurs modernes ont 1, 2 ou 3 pales. Les machines uni et bipales ont l'avantage de peser moins, mais elles produisent plus de fluctuations mécaniques. Elles ont un rendement énergétique moindre, elles font plus de bruit dans la mesure où elles vont plus vite et elles provoquent un impact visuel plus important. Ceci explique pourquoi 80 % des fabricants réalisent des aérogénérateurs tripales. [18].

## I.4.6. FONCTIONNEMENT DES EOLIENNES.

### I.4.6.1. MODELISATION DE LA VITESSE DU VENT.

La vitesse du vent est la grandeur d'entrée du système de conversion d'énergie éolienne. C'est donc une variable importante à modéliser et la précision des simulations dépendra de la qualité de son modèle.

La variation de la vitesse du vent est aléatoire, ce qui entraîne des caractéristiques fluctuantes. Ainsi, dans le but de reproduire ces caractéristiques, il existe deux possibilités qui sont les mesures expérimentales et la modélisation analytique.

La première consiste à effectuer des mesures expérimentales sur un site éolien bien défini. Cette première solution est certes beaucoup plus précise que la deuxième, mais seulement, elle ne permet pas de simuler différents types de profil de vitesse du vent. Ceci veut dire que le profil de la vitesse du vent obtenu sera propre à un site donné et ne pourra plus être modifié si l'on veut obtenir un fonctionnement différent, ne correspondant pas au profil de ce site considéré.

### I.4.6.2. MODELISATION DE LA TURBINE EOLIENNE. [21-23]

Le principe de fonctionnement des éoliennes, utilisées depuis de très nombreuses années, n'est pas très compliqué. Une éolienne, en interposant ses pales au mouvement de l'air, capte l'énergie cinétique du vent et la convertit en un couple qui fait tourner les pales du rotor. Le rapport entre l'énergie du vent et l'énergie mécanique récupérée va être déterminé par trois facteurs, la densité de l'air, la surface balayée par le rotor et la vitesse.

Les grandeurs mécaniques qui relient la turbine éolienne et le générateur électrique sont le couple développé par la turbine et la vitesse sur l'arbre. Il faut noter que ce couple est dépendant de la vitesse de rotation. La modélisation de la turbine consiste donc à modéliser le couple développé par les pales de la turbine.

La puissance maximale disponible d'un site pour une vitesse du vent donnée est proportionnelle au produit de la surface balayée par les pales et le cube de la vitesse du vent. Elle est donnée par la relation suivante:

$$P_{\omega} = \frac{1}{2} \rho S V_{\omega}^3 \quad (I.6)$$

avec  $S = \pi R^2$

$\rho$ : La densité de l'air [ $\text{Kg/m}^3$ ],

R, S: le rayon des pales et la surface [m] [m<sup>2</sup>] balayée par les pales de la turbine

Il est noter ici que la densité de l'air varie selon certains paramètres. Ainsi, l'air froid sera plus dense que l'air chaud. De même, lorsque l'humidité de l'air augmente, sa densité va un peu diminuer. On peut aussi également observer que la densité diminue avec la pression comme c'est le cas à des altitudes élevées où la pression atmosphérique est plus basse.

Une éolienne va, en même temps qu'elle extraie de l'énergie du vent, le détourner, perdant ainsi une partie de l'énergie disponible. C'est ce qui a conduit Betz à démontrer qu'il n'était possible de prélever que 59 % de sa puissance au vent [22]. C'est ce qu'illustre la figure suivante

La puissance mécanique récupérée par la turbine éolienne peut s'écrire:

$$P_{\text{turbine}} = \frac{1}{2} \rho S V_{\omega}^3 C_p(\lambda) \quad (\text{I.7})$$

C<sub>p</sub> est le coefficient aérodynamique de puissance.

λ: est la vitesse spécifique,

Le coefficient de puissance dépend de la vitesse du vent et la vitesse de rotation. C<sub>p</sub> est généralement donné comme une fonction de λ qui est le rapport de la vitesse périphérique de la turbine ramenée à la vitesse du vent.

$$\lambda = \frac{R \cdot \Omega}{V_{\omega}} \quad (\text{I.8})$$

Ω est la vitesse angulaire de rotation de la turbine

La puissance et le couple que la turbine peut capter sont définis à partir de cette puissance disponible par des coefficients C<sub>p</sub>(λ) et C<sub>r</sub>(λ) appelés respectivement, coefficient de puissance et coefficient de couple. Ces deux coefficients sont liés par la relation suivante:

$$C_p(\lambda) = \lambda C_r(\lambda) \quad (\text{I.9})$$

La puissance P<sub>t</sub> et le couple T<sub>t</sub> développés par la turbine sont donnés par les relations suivantes:

$$P_t = P_{\omega} \cdot C_p = \frac{1}{2} \rho \pi R^2 \cdot V_{\omega}^3 C_p(\lambda) \quad (\text{I.10})$$

$$T_t = \frac{P_g}{\omega} = \frac{1}{2} \rho R^3 V_{\omega}^2 C_r(\lambda) \quad (\text{I.11})$$

Dans le cas où le coefficient de couple est fourni par le constructeur, la modélisation peut se faire avec une approximation polynomiale d'ordre N : [12]

$$T(\lambda) = a_0 + \sum_{i=1}^N a_i \lambda_i \quad (\text{I.12})$$



L'inconvénient de ce type de modélisation réside dans le fait que le couple ne varie pas en fonction de l'angle de calage des pales. Autrement dit, cette approche est généralement destinée à modéliser les turbines à calage fixe.

Le modèle du couple éolien obtenu dépend seulement de la vitesse de rotation et de la vitesse du vent.

$$T(V_\omega, \omega) = \frac{1}{2} \rho \pi R^3 V_\omega^2 C_T(\lambda) \tag{I.13}$$

Dans le cas où le coefficient de couple n'est pas donné, on peut modéliser la turbine éolienne par une méthode qui est basée sur les éléments de pale [23]. Ce type de modélisation nécessite beaucoup plus de temps de calcul. Cependant, il permet de faire des études paramétriques de la variation de l'angle de calage de la turbine dans le cas des turbines à angle de calage variable. Dans ce cas, le couple éolien dépend de trois grandeurs : la vitesse du vent, la vitesse de rotation sur l'arbre de la turbine et l'angle de calage  $\beta$ .

$$T_g(V_\omega, \omega, \beta) = \frac{1}{2} \rho \pi R^3 V_\omega^2 C_T(\lambda, \beta) \tag{I.14}$$

La figure (I.11-14) représente la caractéristique de coefficient, couple, et puissance de générateur éolien.

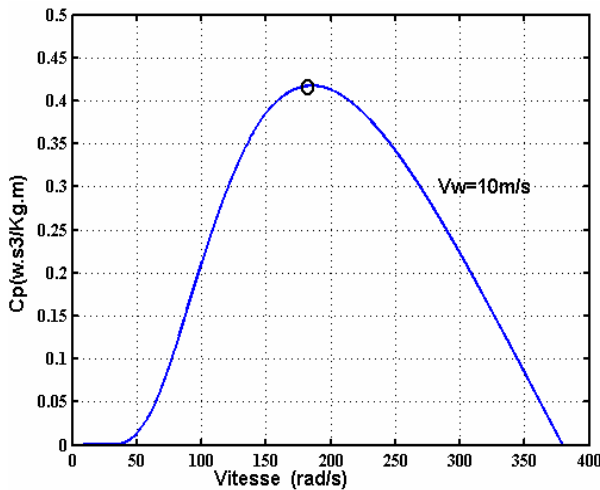


Fig.I.11.Coeff  $C_p(\omega)$

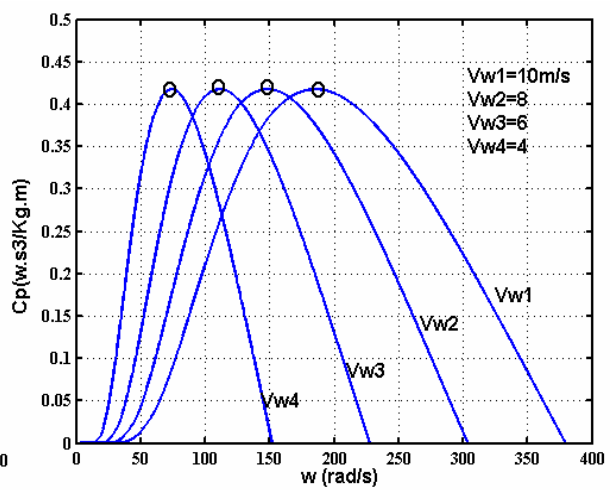


Fig. I.12.  $C_p(\omega)$  pour  $V_w$ .

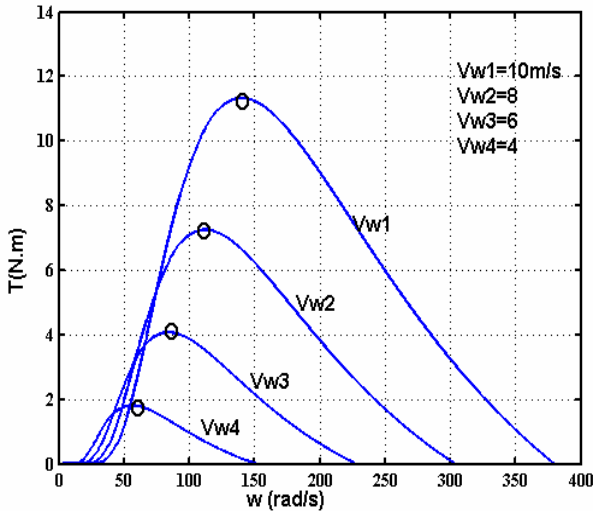


Fig.I.13.Couple  $T_g(\omega)$

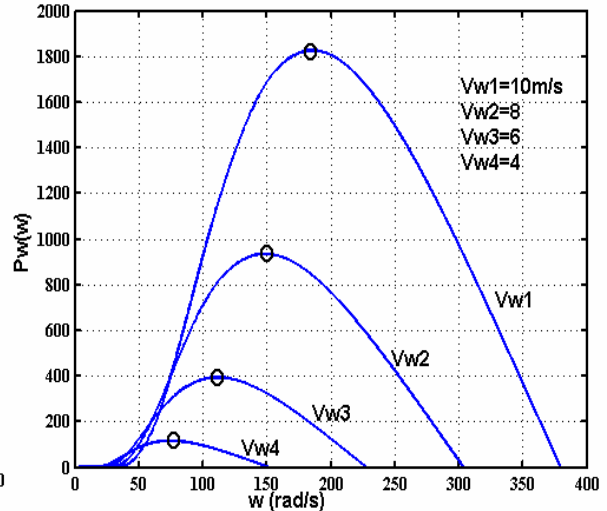


Fig. I.14. Puissance  $T_g(\omega)$

**I.5. MODELE MATHEMATIQUE DU MOTEUR ASYNCHRONE. [24][25]**

Le moteur asynchrone est le moteur électrique dont l’usage est le plus répandu dans l’industrie. Son principal avantage réside dans l’absence de contacts électriques glissants. Ainsi, il a une structure simple, robuste et facile à construire.

La théorie de la machine asynchrone est basée sur la transformation de Park qui rapporte les équations électriques statoriques et rotoriques à des axes électriquement perpendiculaires appelés  $d$  pour l’axe direct, et  $q$  pour celui en quadrature. Par raison de simplicité, nous considérons les hypothèses simplificatrices suivantes :

- la distribution de la force magnétomotrice dans l’entrefer est sinusoïdale,
- les effets des pertes ferromagnétiques et de la saturation sont négligés,
- les composantes homopolaires sont nulles.

D’après la figure I.15, on peut écrire les équations des tensions et du flux statorique et rotorique.

$$\begin{cases} [V_{sabc}] = [R_a][I_{sabc}] + \frac{d}{dt} [\Phi_{sabc}] \\ [V_{rabc}] = [R_r][I_{rabc}] + \frac{d}{dt} [\Phi_{rabc}] \\ [\Phi_{sabc}] = [L_{ss}][I_{sabc}] + [M_{sr}]^t [I_{rabc}] \\ [\Phi_{rabc}] = [L_{rr}][I_{rabc}] + [M_{sr}]^t [I_{sabc}] \end{cases} \quad (I.15)$$

Avec

$[L_{ss}]$  : Matrice des inductances cycliques et des mutuelles entre phases statoriques,

$[L_{rr}]$ : Matrice des inductances cycliques et des mutuelles entre phases rotorique,

$[M_{sr}]$ : Matrice des inductances mutuelles entre les phases statoriques et rotorique.

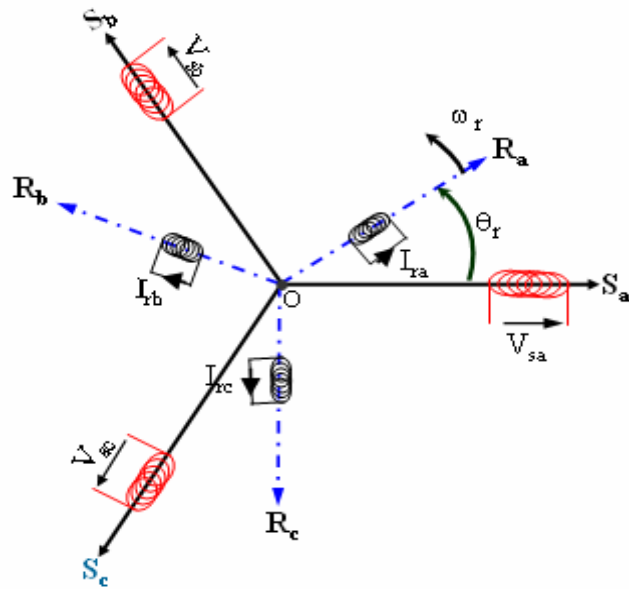


Fig.I.15.Représentation schématique du MAS.

Les équations de la machine asynchrone dans le système biphasé (d, q) lié au champ tournant, sont obtenues en utilisant la transformée de Park.

$$\begin{cases} V_{sd} = R_a I_{sd} + \frac{d\Phi_{sd}}{dt} - \omega_s \Phi_{sq} \\ V_{sq} = R_a I_{sq} + \frac{d\Phi_{sq}}{dt} + \omega_s \Phi_{sd} \\ 0 = R_r I_{rd} + \frac{d\Phi_{rd}}{dt} - (\omega_s - \omega_m) \Phi_{rq} \\ 0 = R_r I_{rq} + \frac{d\Phi_{rq}}{dt} + (\omega_s - \omega_m) \Phi_{rd} \end{cases} \quad (I.16)$$

$V_{sd}, V_{sq}$  : Tension statoriques direct et quadratique.

$I_{sd}, I_{sq}$  : Tension statoriques direct et quadratique.

$\Phi_{rd}, \Phi_{rq}$  : Flux rotorique direct et quadratique

$\omega_s, \omega_m$  : Vitesse statorique et mécanique respectivement

Il existe plusieurs façons pour choisir les variables d'état de la MAS dans les repères de Park. En général, le choix est fixé par l'utilisateur suivant ses besoins dans l'étude et la conception de sa commande. Dans ce qui suit, on choisi les courants statoriques, les flux rotoriques et la vitesse mécanique comme variables d'état. Dans ce cas, le modèle du moteur asynchrone mis sous forme variable d'état est donné par.

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dI_{sd}}{dt} = \frac{1}{\sigma L_s} \left[ - \left( R_a + \frac{M^2 R_r}{L_r^2} \right) I_{sd} + (\omega_s \sigma L_s) I_{sq} + \left( \frac{M R_r}{L_r^2} \right) \Phi_{rd} + \left( \frac{M}{L_r} \omega_m \right) \Phi_{rq} + V_{sd} \right] \\ \frac{dI_{sq}}{dt} = \frac{1}{\sigma L_s} \left[ - (\omega_s \sigma L_s) I_{sd} - \left( R_a + \frac{M^2 R_r}{L_r^2} \right) I_{sq} + \left( \frac{M}{L_r} \omega_m \right) \Phi_{rd} + \left( \frac{M R_r}{L_r} \right) \Phi_{rq} + V_{sq} \right] \\ \frac{d\Phi_{rd}}{dt} = \left( \frac{M \cdot R_r}{L_r} \right) I_{sd} - \left( \frac{R_r}{L_r} \right) \Phi_{rd} + (\omega_s - \omega_m) \Phi_{rq} \\ \frac{d\Phi_{rq}}{dt} = \left( \frac{M \cdot R_r}{L_r} \right) I_{sq} - \left( \frac{R_r}{L_r} \right) \Phi_{rd} + (\omega_s - \omega_m) \Phi_{rq} \end{array} \right. \quad (I.17)$$

L'expression du couple en fonction des courants statoriques et les flux rotoriques est donnée par:[23]

$$C_{em} = P \frac{M}{L_r} (\Phi_{rd} I_{sq} - \Phi_{rq} I_{sd}) \quad (I.18)$$

L'équation mécanique devient

$$\frac{d\omega_m}{dt} = \frac{1}{J} \left[ P \frac{M}{L_r} (I_{sq} \Phi_{rd} - I_{sd} \Phi_{rq}) - f \omega_m - C_{res} \right] \quad (I.19)$$

## I. 6. MODELE MATHEMATIQUE DE LA GENERATRICE SYNCHRONNE A AIMANT PERMANENT (GSAP).

La génératrice synchrone à aimant permanent est modéliser en considérant les mêmes hypothèses de la machine asynchrone. L'expression des tensions des phases du stator de la machine est donnée par la relation suivante [26]:

- o Expression des tensions et flux statoriques.

$$\left\{ \begin{array}{l} [V_{abc}] = [R_a] [I_{abc}] + \frac{d}{dt} [\Phi_{abc}] \\ [\Phi_{abc}] = [L_{rr}] [I_{abc}] + [\Phi_{eabc}] \end{array} \right. \quad (I.20)$$

L'application des transformations de Park fait aboutir aux équations des tensions du stator et des flux :

$$\left\{ \begin{array}{l} V_d = R_a I_d + \frac{d\Phi_d}{dt} - \omega_s \Phi_q \\ V_q = R_a I_q + \frac{d\Phi_{sq}}{dt} + \omega_s \Phi_d \\ \Phi_d = L_d \cdot I_d + \Phi_e \\ \Phi_q = L_q \cdot I_q \end{array} \right. \quad (I.21)$$

$L_d, L_q$ , respectivement les inductances directe et en quadratique du stator

$V_d, V_q$ : Tension statoriques direct et quadratique.

$I_d, I_q$ : Tension statoriques direct et quadratique.

$\Phi_e$ , le flux d'aimant permanent par pôle.

Le couple électromagnétique sera exprimé par:

$$C_{em} = P((L_d - L_q)I_d + \Phi_e)I_q \tag{I.22}$$

En combinant les expressions (I.21) et (I.22), on aboutit à la représentation sous la forme d'équations d'état suivante:

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} I_d \\ I_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{R_a}{L_d} & \frac{\omega L_q}{L_d} \\ \frac{\omega L_q}{L_d} & -\frac{R_a}{L_d} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_d \\ I_q \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \frac{V_d}{L_d} \\ \frac{V_q - \omega \Phi_e}{L_q} \end{bmatrix} \tag{I.23}$$

## I.7. MODELISATION DU CONVERTISSEUR DC-AC

### I.7.1. MODELISATION L'ONDULEUR DE TENSION. [27] [28]

L'association d'un transistor  $T_i$  et d'une diode  $D_i$  donne un composant bidirectionnel  $K_i$ . Comme les commandes des deux transistors du même bras sont complémentaires, nous pouvons remplacer chaque bras de l'onduleur par un interrupteur à deux positions comme l'indique la figure (I.16):

Soit  $F_i$  l'état de l'interrupteur  $K_i$ , il est donné par:

$$F_i = \begin{cases} 0 & \text{si } T_i \text{ est fermé et } T_i' \text{ est ouvert} \\ 1 & \text{si } T_i \text{ est ouvert et } T_i' \text{ est fermé} \end{cases}$$

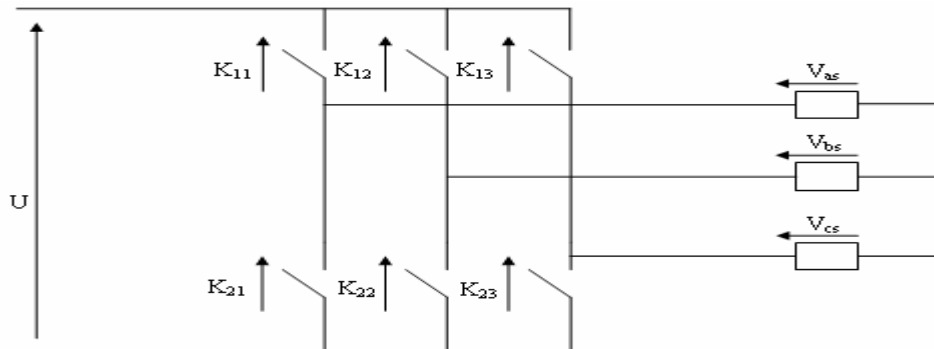


Fig I.16. Représentation des composants bidirectionnels.

Les tensions composées à la sortie de l'onduleur sont données par:

$$\begin{bmatrix} V_{ab} \\ V_{bc} \\ V_{ca} \end{bmatrix} = E \cdot \begin{bmatrix} F_1 & -F_2 \\ F_2 & -F_3 \\ F_3 & -F_1 \end{bmatrix} \quad (I.24)$$

Par conséquent, les tensions simples et le courant  $I_s$  à l'entrée de l'onduleur s'expriment en fonction des fonctions logiques comme suit:

$$\begin{bmatrix} V_{sa} \\ V_{sb} \\ V_{sc} \end{bmatrix} = E \begin{bmatrix} 2F_1 & -F_2 & -F_3 \\ -F_1 & 2F_2 & -F_3 \\ -F_1 & -F_2 & 2F_3 \end{bmatrix} \quad (I.25)$$

$$I_s = F_1 \cdot I_{sa} + F_2 \cdot I_{sb} + F_3 \cdot I_{sc} \quad (I.26)$$

### I.7.2. MODULATION DE LARGEUR D'IMPULSION M.L.I.

La MLI permet de former chaque alternance de la tension de sortie de plusieurs créneaux. Pour obtenir cela, on adopte certaine technique de commande des interrupteurs de l'onduleur. La stratégie triangulo-sinusoïdale est l'une des techniques les plus simples. Elle consiste à comparer les trois tensions de référence  $(V_a^*, V_b^*, V_c^*)$  à un signal (porteuse) triangulaire d'amplitude fixe et de pulsation nettement supérieur à celle des tensions de référence. (F=10Khz)

La stratégie triangulo- sinusoïdale est caractérisée par deux paramètres qui sont l'indice de modulation  $m$  qui représente le rapport de la fréquence de la porteuse à la fréquence de référence et  $r$  le coefficient de réglage en tension qui représente le rapport de l'amplitude de l'onde de référence à la valeur de crête de la porteuse.

Les instants de commutation sont obtenus par comparaison de trois tensions de référence avec le signal triangulaire.

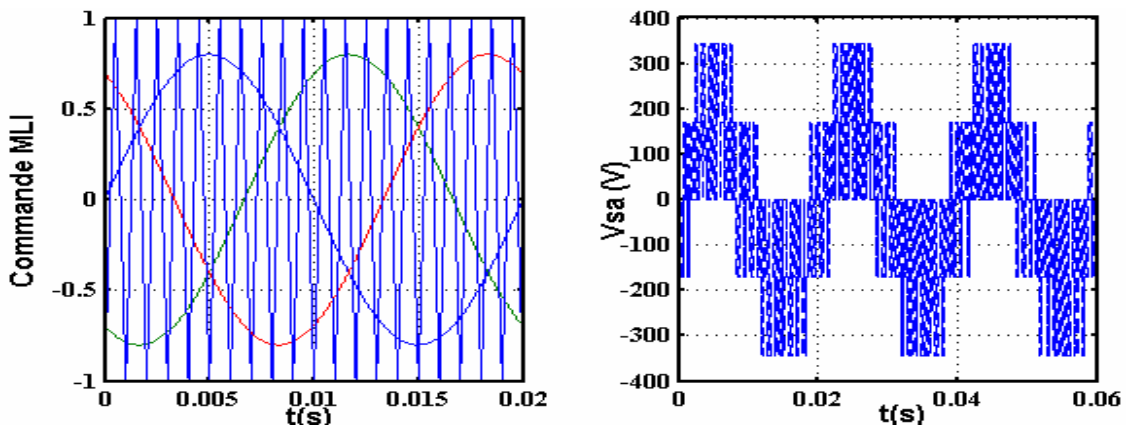


Fig. I.17. Principe de la stratégie triangulo-sinusoïdale.

## I.8. CONVERTISSEUR CONTINU - CONTINU (HACHEUR)

### I.8.1. HACHEUR DEVOLTEUR

Ce nom est lié au fait que la tension moyenne de sortie est inférieure à celle de l'entrée. Il comporte un interrupteur à amorçage commandé (transistor, bipolaire, transistor MOS ou IGBT...) et en série avec la source figure I.19.b et une diode de roue libre, [29]. Le cycle de fonctionnement, de période de hachage  $T$ , comporte deux étapes. Lors de la première, on rend le MOSFET passant et la diode polarisée en inverse, est bloquée. Cette phase dure de  $0$  à  $DT$ , avec

$D$ : est appelé rapport cyclique, et compris entre  $0$  et  $1$

Lors de la seconde, on bloque le MOSFET. La diode devient passante. Cette phase dure de  $DT$  à  $T$ .

On en déduit facilement la tension et l'intensité dans la charge par les équations suivantes:

$$\begin{cases} V_{ch} = DE \\ I_{ch} = (1/D)I \end{cases} \quad (I.27)$$

Avec  $D = \frac{t_f}{T}$ ,  $0 < t < t_f$ .

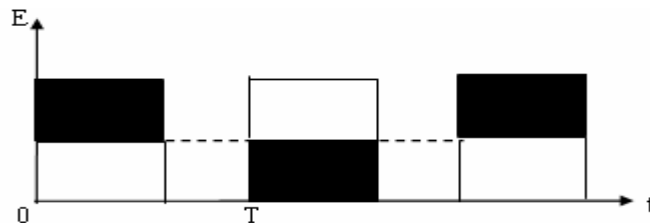


Fig.I.18.Tension de sortie.

### I.8.2. HACHEUR SURVOLTEUR

Dans ce hacheur, la tension moyenne de sortie est supérieure à la tension d'entrée.

Cette structure demande un interrupteur commandé et en parallèle avec la source, voir fig.I.19.a

Le montage le plus simple consiste à mettre périodiquement en court-circuit la résistance  $R$  pendant une durée  $t_f = DT$  bien déterminée ; cette mise en court-circuit est assurée par un hacheur branché en parallèle avec la résistance.

$$\text{De } 0 \text{ à } t_f \quad V_{ch} = 0, i_{ch} = 0$$

$$\text{De } t_f \text{ à } T \quad V_{ch} = R.i_{ch} = R.I_{ch}$$

$$\begin{cases} V_{ch} = E \left( \frac{1}{1-D} \right) \\ I_{ch} = (1-D)I \end{cases} \quad (I.28)$$

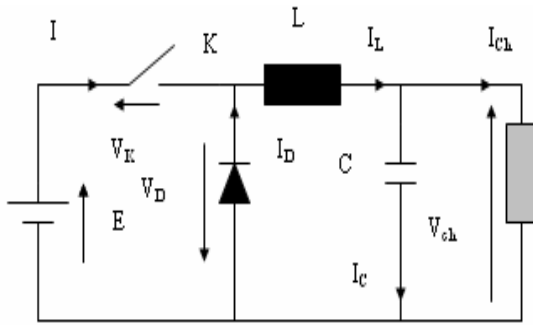


Fig.I.19.a. Hacheur survolteur.

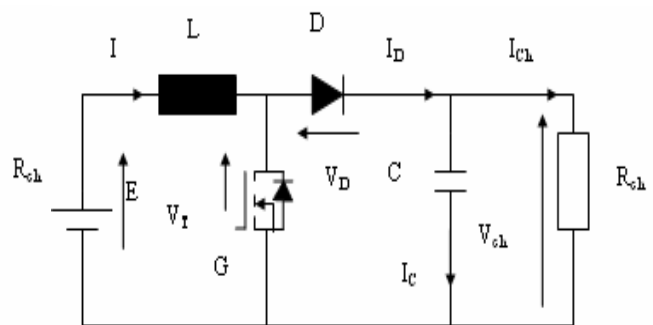


Fig.I.19.b Hacheur dévolteur.

### I.9. MODELISATION DU REDRESSEUR.

Dans le cadre de cette étude, on utilise un redresseur à diodes [29]. Les diodes sont supposées idéales et, par conséquent, leur conduction correspond à un court-circuit et leur blocage correspond à un circuit ouvert. Dans ces conditions, les deux diodes qui conduisent à chaque séquence, correspondent à la phase ayant la tension la plus positive pour la diode du demi pont supérieur et à la phase ayant la tension la plus négative pour la diode du demi pont inférieur. La tension et le courant redressés sont reliés aux tensions et courants de phases.

Nous utilisons le pont triphasé à diodes alimenté par un système de tensions sinusoïdales triphasées. Deux diodes d'un même bras ne peuvent pas conduire simultanément.

Lorsque  $D_1$  conduit l'une des deux diodes  $D_2$  et  $D_3$  conduit également; il en vient que  $D_1$  conduit lorsque  $V_1$  est supérieur à  $V_2$  et  $V_3$ .

Pendant chaque séquence de conduction, la tension  $U_d$  à la sortie de redresseur est :

$$U_d = \max (V_j) - \min (V_j); j=1, 2, 3.$$

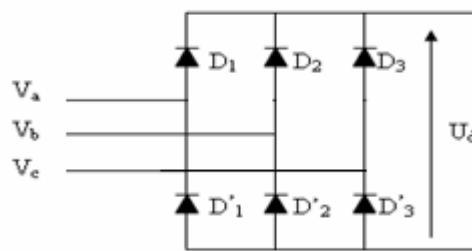


Fig.I.20. Redresseur à diodes.



### I.10. PRINCIPE DE LA COMMANDE VECTORIELLE À FLUX ROTORIQUE ORIENTÉ. [31-33]

La commande par orientation de flux de la MAS consiste à placer le repère (d, q) tel que l'axe d coïncide avec le flux à orienter ; ce qui revient à imposer les composantes  $\Phi_{rq} = 0$  et  $\Phi_{rd} = \Phi_r$  et disposer d'une commande du couple type orthogonale telle que le cas de la machine à courant continu. [31], [32].

Le couple se réduira alors à:

$$C_{em}^* = P \cdot \frac{M}{L_r} \cdot (\Phi_{rd}^* \cdot I_{sq}^*) \quad (I.29)$$

A partir du système d'équation (I.17), on obtient les équations des tensions statoriques

$$\begin{cases} V_{sd}^* = \left( R_a + \frac{R_r M^2}{L_r^2} \right) I_{sd} + (L_s \sigma) \frac{dI_{sd}^*}{dt} - (\omega_s L_s \sigma) I_{sq} - \left( \frac{R_r \cdot M}{L_r^2} \right) \Phi_{rd} \\ V_{sq}^* = R_a \cdot I_{sq}^* + (L_s \sigma) \frac{dI_{sq}^*}{dt} + (\omega_s L_s \sigma) I_{sd}^* + \left( \omega_s \frac{M}{L_r} \right) \Phi_{rd} \end{cases} \quad (I.30)$$

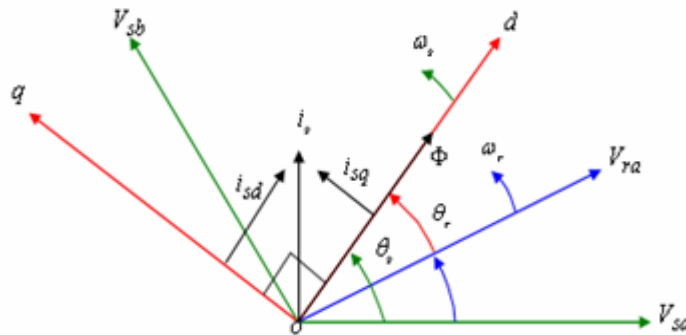


Fig.I.21. Principe de la commande vectorielle.

#### I.10.1. ESTIMATION DE $\Phi_{rd}$ , $\omega_r$ , $\theta_s$ .

Seules les grandeurs statoriques sont accessibles, les grandeurs rotoriques, elles, ne le sont pas. Il faut donc pouvoir les estimer à partir des grandeurs statoriques.

Donc à partir du système d'équation (I.16) et en utilisant la notation de Laplace On obtient:

$$\tilde{\Phi}_{rd} = \frac{M_{sr}}{1 + \left( \frac{L_r}{R_r} \right) s} \cdot I_{sd} \quad (I.31)$$

De la même façon on obtient:

$$\left\{ \begin{array}{l} \omega_r = \frac{M_{sr}}{\tilde{\Phi}_{rd}} \cdot \frac{R_r}{L_r} \cdot I_{sq} \\ \tilde{\theta}_r = \int \omega_r \cdot dt + \theta_{r0} \quad , \quad \theta_s = \theta_r + \theta \end{array} \right. \quad (I.32)$$

### I.10.2. DECOUPLAGE ET COMPENSATION

On définit deux nouvelles variable de commande  $V_{sd1}$  et  $V_{sq1}$  et on reconstitue les tension  $V_{sd}$  et  $V_{sq}$  à partir des ces tensions  $V_{sd1}$  et  $V_{sq1}$ .

$$\left\{ \begin{array}{l} e_d = (\omega_s \sigma L_s) I_{sq} + \left( \frac{M}{L_r^2} R_r \right) \Phi_r \\ e_q = -(\omega_s \sigma L_s) I_{sd} - \left( \omega_r \frac{M}{L_r} \right) \Phi_r \\ V_{sd1} = (\sigma L_s) \frac{dI_{sd}}{dt} + \left( R_s + R_r \frac{M^2}{L_r^2} \right) I_{sd} \\ V_{sq1} = -(\sigma L_s) \frac{dI_{sq}}{dt} + \left( R_s + R_r \frac{M^2}{L_r^2} \right) I_{sq} \end{array} \right. \quad (I.33)$$

### I.10.3 CALCUL DES RÉGULATEURS [28-37]

#### I.10.3.1. REGLAGE DE LA BOUCLE DE VITESSE

Le schéma bloc de la régulation de la vitesse est représenté par la figure I.22.

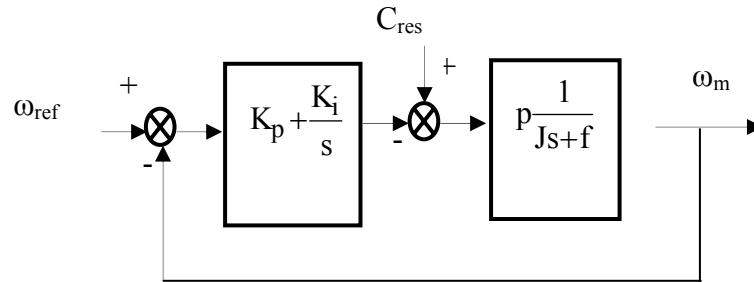


Fig I.22. Schéma-bloc de régulation de vitesse

La fonction de transfert en boucle fermée avec un couple résistant nul s'écrit:

$$\frac{\omega_{ref}(s)}{\omega(s)} = \frac{K_p s + K_i}{J s^2 + (K_p + f) s + K_i} \quad (I.34)$$

Cette fonction de transfert possède une dynamique de 2<sup>ème</sup> ordre, dont la forme canonique est

$$\frac{1}{\frac{1}{\omega_n^2} s^2 + \frac{2\xi}{\omega_n} s + 1} \quad (I.35)$$

Par comparaison et avec un coefficient d'amortissement  $\xi = 1$  et une pulsation  $\omega_n$  donnée, on obtient:

$$\begin{cases} K_i = J\omega_n^2 \\ K_p = \frac{2\zeta\omega_n - f}{p} \end{cases} \quad (I.36)$$

### I.10.3.2. REGULATEUR DE FLUX.

Il prend en entrée le flux de référence et le flux estimé. Il convient de régler le flux en agissant sur la composante du courant statorique  $I_{sd}^*$ .

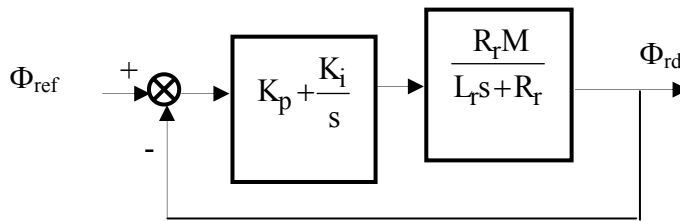


Fig.I.23.Schéma du réglage de flux par un régulateur P.I.

La fonction de transfert en boucle fermée avec un couple résistant nul s'écrit:

$$\frac{\Phi_{rd}}{\Phi_r^*} = \frac{(K_p s + K_i) R_r \cdot M}{L_r s^2 + (K_p + R_r) s + K_i} \quad (I.37)$$

Avec la même procédure vue précédemment, on trouve les éléments du régulateur de flux:

$$\begin{cases} K_i = \frac{L_r \omega_n^2}{R_r M} \\ K_p = 2L_r \omega_n - R_r M \end{cases} \quad (I.38)$$

### I.10.3.3. REGULATEUR P.I DE COURANT $I_{sd}$ .

Le schéma bloc de la régulation de la composante inverse du courant statorique est représenté par la figure (I.3.11).



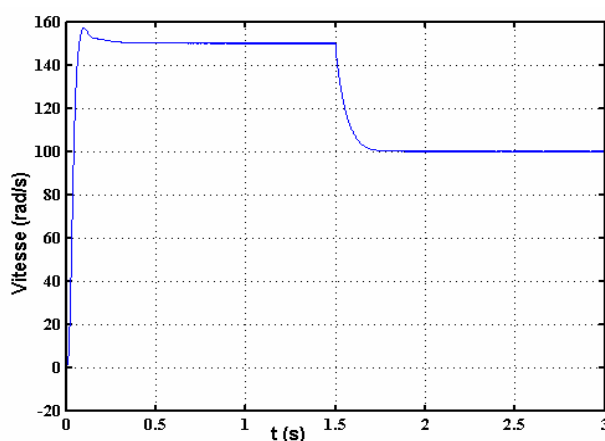
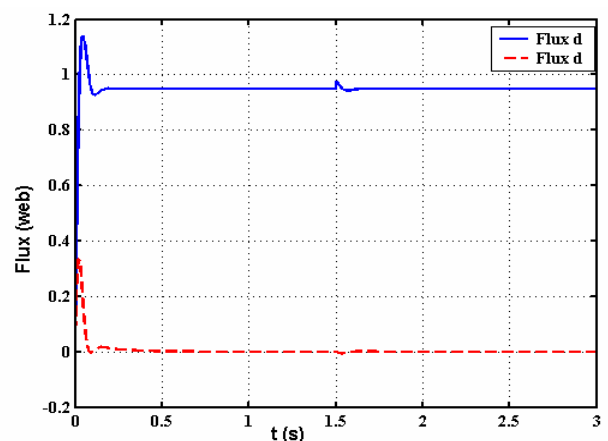
Toutes les simulations présentées dans ce chapitre sont réalisées sur une MAS associée à un onduleur de tension, dont les paramètres sont mentionnés dans l'annexe A. Les six courbes suivantes détaillent séparément l'évolution des courants, du couple, du flux et de la vitesse obtenus sous **MATLAB**

On applique un échelon pour la vitesse de référence (150 rad/s) avec un flux nominal de référence (0.96 Wb) ainsi qu'un couple de charge de 10 N.m. A l'instant  $t = 1.5$  s, on effectue un changement de consigne de vitesse (de 150 vers 100 rad/s)

La figure (I.26) montre que le régulateur PI donne des résultats satisfaisants et ce, par rapport à la grandeur de perturbation et par rapport à la grandeur de consigne, sauf qu'il présente un dépassement dû aux changements brutaux de ces grandeurs. En effet, le régulateur PI se trouve devant un écart de réglage très important. La réaction de sa partie proportionnelle, dont le but est de réduire cet écart, risque de provoquer un grand dépassement. Ce dernier peut être amorti, soit en diminuant la rapidité du réglage et nous perdons la robustesse vis-à-vis de la perturbation, soit en introduisant un filtre (correcteur) pour la grandeur de consigne afin de modérer l'impact de sa variation brusque.

Nous pouvons constater que le flux rotorique suit sa référence suivant l'axe (d) avec une composante quadrature nulle.

Pour l'allure du couple électromagnétique, c'est l'image du courant quadratique, mais le courant direct reste constant quelque soit la variation de consigne de vitesse (principe de commande vectorielle) et le courant statorique devient sinusoïdale après un bref régime transitoire.

Fig. I.26.a.  $\omega(t)$ Fig. I.26.b.  $\Phi_{rd}(t)$ ,  $\Phi_{rq}(t)$

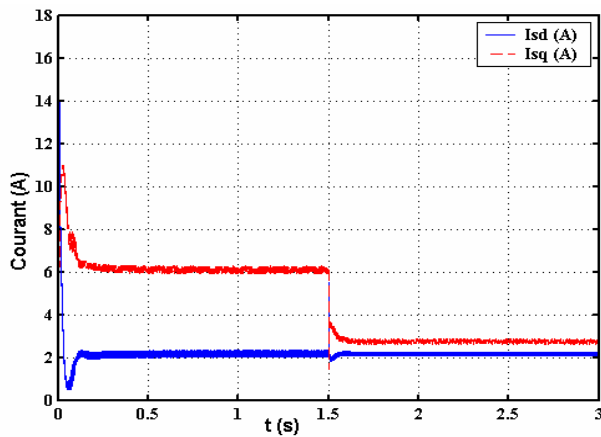
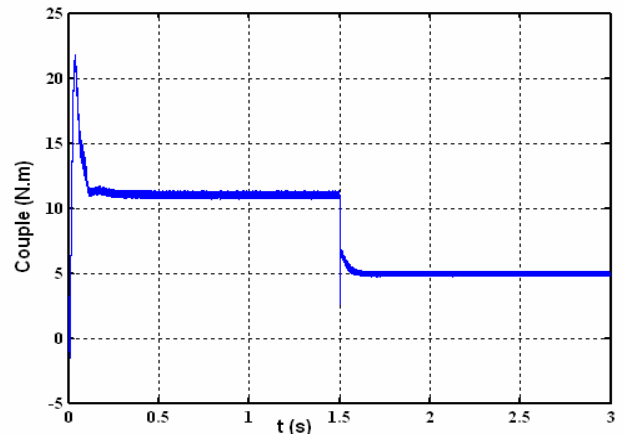
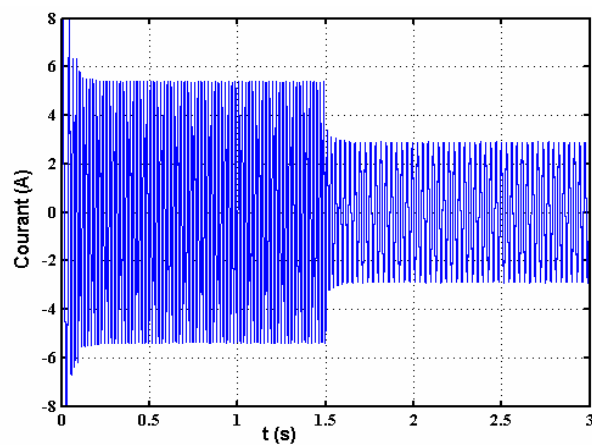
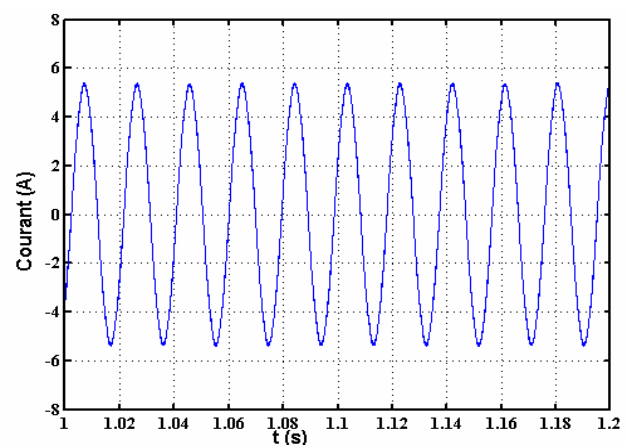
Fig. I.26.c.  $i_{sd}(t)$ ,  $i_{sq}(t)$ Fig. I.26.d.  $C_e(t)$ Fig. I.26.e.  $i_{sa}(t)$ Fig. I.11.f.  $i_{sa}(t)$  (zoom)

Fig.I.26 Résultat de simulation du réglage de vitesse par la commande vectorielle

## I.12. CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons présenté une modélisation mathématique de chaque élément constituant le système global de pompage basé sur deux sources différentes.

Ce système est constitué d'un générateur photovoltaïque et d'un générateur éolien, d'un onduleur de tension, d'un moteur asynchrone, d'une pompe centrifuge et de deux convertisseurs statiques DC-DC et AC-DC.

Pour les deux générateurs, nous avons présenté un modèle mathématique qui considère l'influence des différents paramètres physiques ou climatiques. Nous avons décrit brièvement le modèle des convertisseurs statiques (onduleur + hacheur) tout en considérant que leurs composants sont parfaits et que la commutation de leurs bras se fait d'une manière instantanée.

Nous avons ensuite présenté un modèle dynamique d'un moteur asynchrone et d'une génératrice synchrone à aimant permanent. Vu la simplicité de la formulation qu'offre la modélisation dans le repère de Park, cette dernière a été retenue pour simuler le comportement de la machine dans les chapitres suivants.

Toutes les données et les paramètres du système de pompage hybride, utilisés pour la simulation, sont mentionnés dans l'annexe (A).

## ***CHAPITRE II***

# **OPTIMISATION DU SYSTEME HYBRIDE DE POMPAGE PAR METHODE DIRECT**



## II.1. INTRODUCTION

Dans ce chapitre nous avons fait le traitement numérique du modèle mathématique global de l'association de tous les éléments de la chaîne (générateur photovoltaïque, aérogénérateur, convertisseurs de l'électronique de puissance (au nombre de quatre) et groupe motopompe). Ce qui va nous permettre de déduire les points de fonctionnement optimums donnant des vitesses maximales pour différents paramètres climatiques, et ce, soit pour la partie générateur photovoltaïque, soit pour la partie du système éolien.

La technique d'optimisation utilisée, soit la méthode de perturbation et observation, est améliorée par la méthode d'incrémentation d'inductance pour éviter la divergence. Cette technique consiste en la maximisation de puissance électrique et ce, pour le générateur photovoltaïque ou éolien et pour la quantité d'eau pompée pour des paramètres climatiques données (éclairage, température et vitesse du vent).

## II.2. COUPLAGE DIRECT DU GROUPE MOTOPOMPE-GENERATEUR PHOTOVOLTAÏQUE.

Le système de pompage à couplage direct, comme montré sur la figure (II.1), est un système simple, fiable et moins coûteux parce qu'il n'inclut pas de régulateurs de tension. Ses avantages ont mené à son utilisation très répandue à travers le monde. Le système a été beaucoup étudié. Appelbaum et Bany (1979) [37], [38] ont analysé le comportement dynamique de ce système. Roger (1979) et Anis (1985), [39]. [40] ont rapportés que pour une charge composée d'un moteur DC et une pompe volumétrique alimentée en liaison directe, le travail se fera dans la zone I pour chaque valeur de l'énergie reçue, comme montré sur la figure (II.1).

Or le générateur n'impose ni le courant ni la tension de fonctionnement, c'est la charge elle-même qui fixe le point de fonctionnement. Pour garder la quantité d'énergie débitée par le générateur à la valeur maximale, il faut forcer le système à fonctionner au maximum de la caractéristique P-V du générateur. Cette condition se traduit mathématiquement par le fait que le terme  $(dP/dI_{pv})$  ou  $(dP/dV_{pv})$  doit être le plus faible possible.

Comme dans cette étude, le moteur asynchrone est alimenté par un générateur PV. Ce type de moteur, lui aussi, est caractérisé par des courbes couple-courant. Le couple de charge est déterminé par la pompe centrifuge et doit être égal au couple moteur à l'état d'équilibre.

Autrement dit, le point de fonctionnement du système sera obtenu par l'intersection de la caractéristique du générateur  $I_{pv}=f(V_{pv})$  et celle du groupe moteur-pompe.

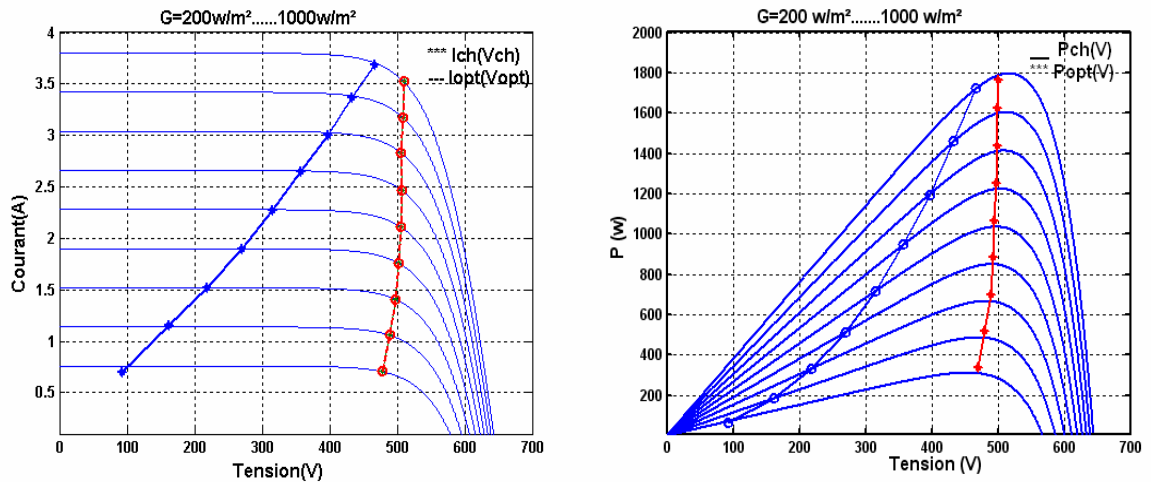


Fig.II.1. Tensions et puissances de charge pour le couplage direct.

Afin d'obtenir les différentes caractéristiques régissant le fonctionnement du système en couplage direct, la résolution des équations non linéaires illustrant le générateur photovoltaïque, le moteur et la pompe, ainsi que les différents convertisseurs de l'électronique de puissance, se fait par la méthode de Newton- Raphson en plus de la méthode de Rung- Kutta d'ordre quatre sous logiciel Matlab.

Malgré les avantages du couplage direct, tels que la simplicité, le coût faible et la possibilité de bonnes performances, il reste néanmoins que ce type de couplage n'est possible que dans des conditions spécifiques (température, éclairage, type et paramètres de la charge). Alors, il faut faire appel à des techniques plus sophistiquées dans la majorité des applications.

### II.2.1. TECHNIQUES DE POURSUITE DU POINT DE PUISSANCE MAXIMALE

Des résultats précédents, on peut voir que les points de fonctionnement du système, situés à l'intersection des caractéristiques I-V du générateur et la courbe de charge de l'ensemble moteur-pompe, se déplace selon la valeur de l'ensoleillement. Pour des fortes valeurs de l'ensoleillement, les caractéristiques se coupent dans la zone où la puissance débitée par le générateur est optimale (zone 3). Par contre, pour les faibles valeurs de l'ensoleillement le point de fonctionnement s'éloigne de cette zone; ce qui entraîne des performances du système assez médiocre et donc le générateur est sous-utilisé.

Une question se pose, est-il possible de forcer le système à fonctionner dans la zone 3 ; plus précisément, peut on forcer le générateur à débiter sa puissance maximale quelques soient les conditions climatiques ?

Cela est possible à condition que le générateur soit en permanence fermé sur son impédance optimale.

Évidemment, la solution apparente est d'intercaler un convertisseur CC/CC. Dans ce cas, le convertisseur alimente le moteur par une tension et un courant différent de ceux du circuit d'entrée. Certainement, la puissance continue possède un maximum dépendant des conditions climatiques; pour convertir l'énergie disponible avec le meilleur rendement, il est donc indispensable de travailler avec un point de fonctionnement optimal, qui correspond à la puissance maximale fournie par le générateur. Cela est possible en adaptant en permanence le générateur à sa charge grâce à un convertisseur qui joue le rôle d'une impédance adaptée.

Cette procédure est dite technique de poursuite du point de puissance maximal ou **MPPT**. [37]

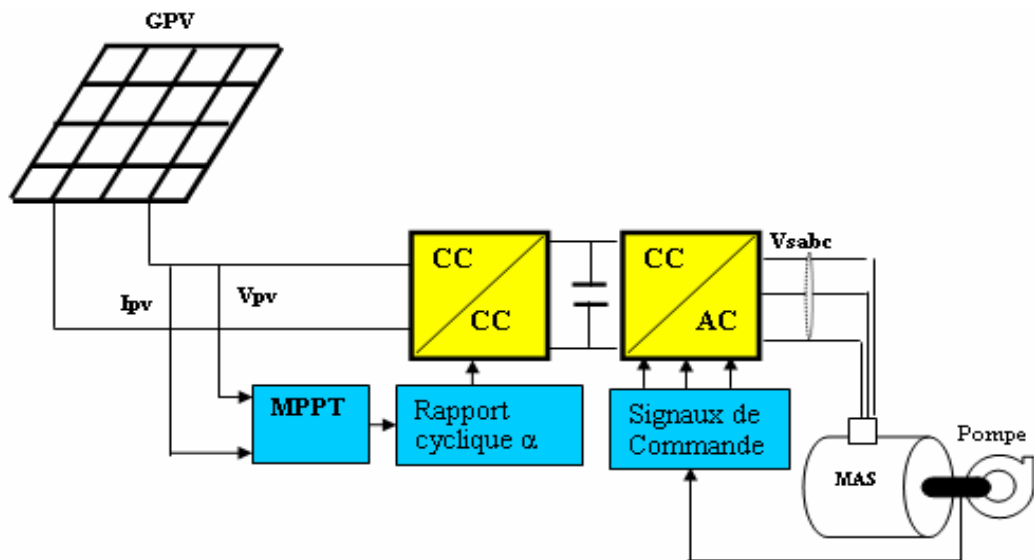


Fig.II.2. Schéma synoptique du couplage photovoltaïque avec MPPT.

## II.2.2. RECHERCHE DU POINT DE PUISSANCE MAXIMALE

Le point de puissance maximale est habituellement contrôlé par deux variables de commande, la tension ou la puissance, qui sont à chaque fois mesurées et employées à nouveau dans une boucle pour déterminer si le module solaire est au point de puissance maximale [40], [41], [42].

Parmi les méthodes proposées pour la recherche de ce point, la méthode dite «Méthode de

Rétroaction de Tension» où la tension donnant le MPP est habituellement variable en se basant sur un rapport fixe de la tension de circuit ouvert [41], [42]. Ceci enlève, dans la plupart du temps, la dépendance de ce point de la température et de l'éclairement. Mais la précision de l'ajustement de la tension de fonctionnement dépend du choix de ce rapport. Bien que cette méthode soit extrêmement simple, Alors il est difficile de choisir la valeur optimale du rapport. Le rendement de cette technique d'environ 73% [41]

Il y a une méthode semblable de poursuite du point de puissance maximale et ce, en calculant le courant correspond à ce point grâce à un rapport fixe entre ce dernier et le courant de court circuit. Ces deux méthodes ne donnent pas toujours des résultats exacts et ils peuvent même donner des points situés loin du point maximal [45].

Pour cette raison, deux autres méthodes sont utilisées dans les applications photovoltaïques et sont détaillées dans ce qui suit.

### II.2.3. METHODE DE PERTURBATION ET D'OBSERVATION (P&O) [44] [45]

La méthode de perturbation et d'observation est une approche largement répandue dans la recherche du MPPT parce qu'elle est simple et exige seulement des mesures de tension et du courant du panneau photovoltaïque  $V_{pv}$  et  $I_{pv}$  respectivement. Elle peut déduire le point de puissance maximale même lors des variations de l'éclairement et la température.

Comme son nom l'indique, la méthode P&O fonctionne avec la perturbation de la tension  $V_{pv}$  et l'observation de l'impact de ce changement sur la puissance de sortie du générateur PV.

La figure (II.3) représente l'algorithme de la méthode P&O. À chaque cycle,  $V_{pv}$  et  $I_{pv}$  sont mesurés afin de calculer  $P_{pv}(k)$ . Cette valeur de  $P_{pv}(k)$  est comparée à la valeur  $P_{pv}(k-1)$  calculée au cycle précédent. Si la puissance de sortie a augmentée,  $V_{pv}$  est ajustée dans la même direction que dans le cycle précédent. Si la puissance de sortie a diminué,  $V_{pv}$  est ajustée dans la direction opposée que dans le cycle précédent.  $V_{pv}$  est ainsi perturbée à chaque cycle de MPPT.

Quand le point de puissance maximale est atteint,  $V_{pv}$  oscille autour de la valeur optimale  $V_{pv-mp}$ . Ceci cause une perte de puissance qui augmente avec le pas d'incrément de la perturbation. Si ce pas d'incrément est large, l'algorithme du MPPT répond rapidement aux changements soudains des conditions de fonctionnement.

Le rendement de cette technique est d'environ 85%

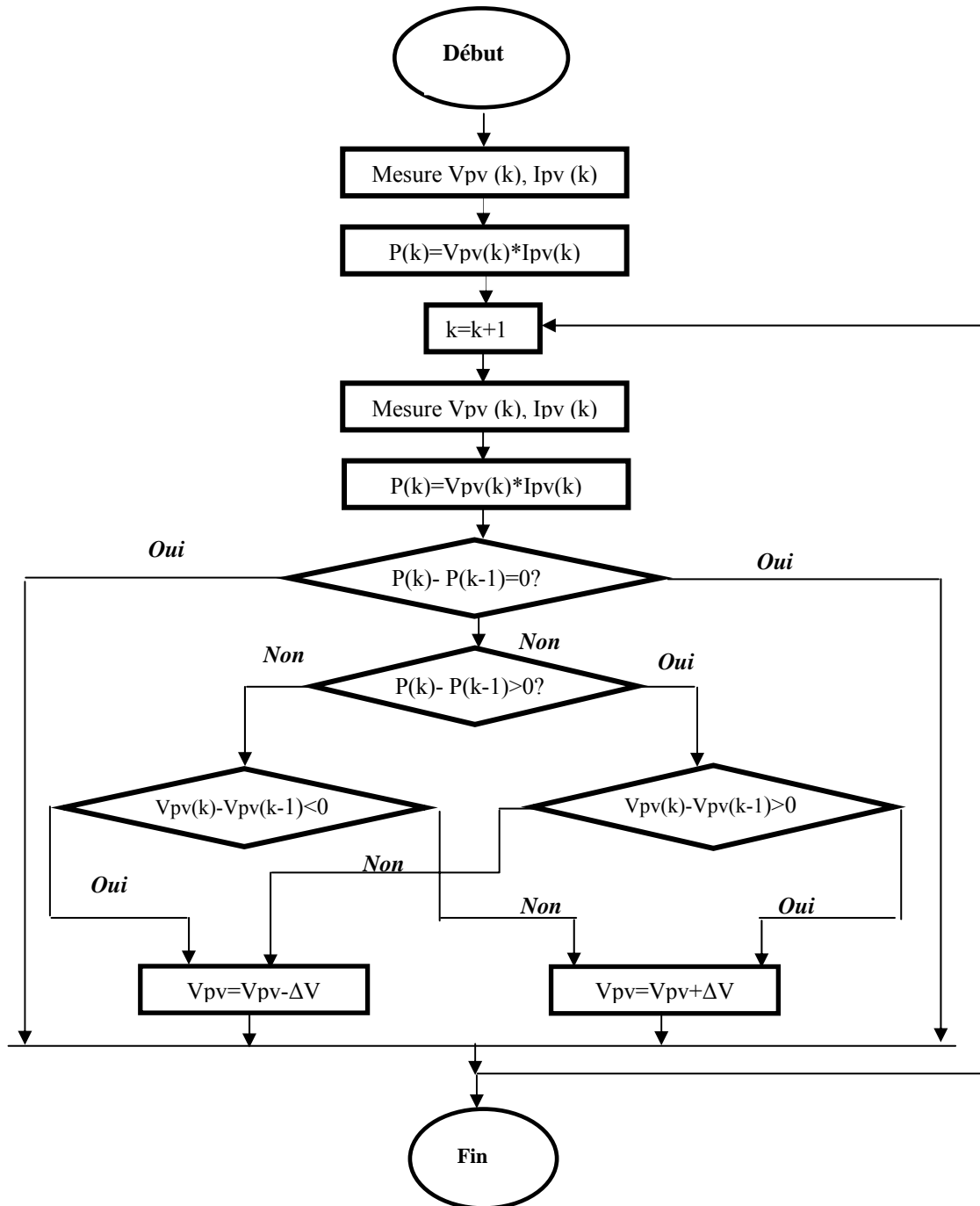


Fig.II.3. Organigramme de la méthode de perturbation et d'observation (P&O)

L'inconvénient de la technique de P&O réside dans le cas de changement rapide des conditions atmosphériques, tel qu'un nuage mobile; cette méthode peut déplacer le point de fonctionnement dans la direction fautive comme représenté sur la figure (II.4).

Ainsi, l'algorithme de P&O continuera à déplacer le point de fonctionnement du convertisseur plus loin du point réel de puissance maximale, et il y aura plus de puissance perdue. Cet ajustement incorrect continuera jusqu'à ce que le changement de l'éclairement ralentisse ou se

stabilise. Un autre inconvénient de cette méthode est l'oscillation autour du point de puissance maximale dans les conditions de fonctionnement normale [45].

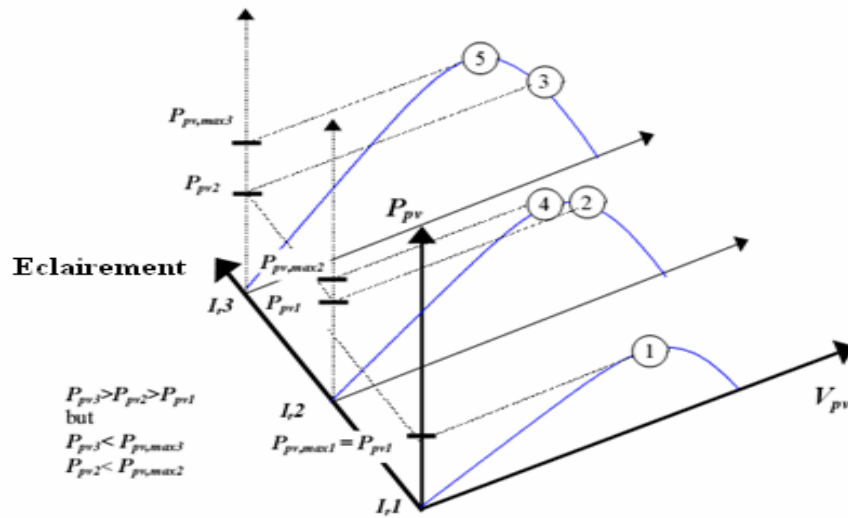


Fig.II.4. Divergence de la méthode P&O [42]

La première solution à ce problème est d'augmenter la vitesse d'exécution en employant un micro- contrôleur plus rapide.

La deuxième solution est de vérifier n'importe quel changement rapide d'irradiation en vérifiant la valeur de  $dI_{pv} / dt$  et en neutralisant l'ajustement de tension si le changement de  $dI_{pv} / dt$  dépasse une certaine limite.

### III.2.4. METHODE D'INCREMENTATION DE LA CONDUCTANCE (INC) [51], [55]

La méthode d'incrémentation de la conductance a été proposée pour éviter les inconvénients de la méthode P&O de recherche du MPPT. Elle est basée sur la relation

$$\frac{\partial P_{pv}}{\partial V_{pv}} = I_{pv} + V_{pv} \cdot \frac{\partial I_{pv}}{\partial V_{pv}} = 0 \tag{II.1}$$

Cette relation est égale à zéro au point de puissance maximale.

Ceci mène à l'ensemble d'équations suivantes:

$$\frac{\partial I_{pv}}{\partial V_{pv}} = - \frac{I_{pv}}{V_{pv}} \quad \text{au MPP} \tag{II.2}$$

$$\frac{\partial I_{pv}}{\partial V_{pv}} > - \frac{I_{pv}}{V_{pv}} \quad \text{à gauche du MPP} \tag{II.3}$$

$$\frac{\partial I_{pv}}{\partial V_{pv}} < -\frac{I_{pv}}{V_{pv}} \quad \text{à droite du MPP} \quad (II.4)$$

Les équations ci-dessus peuvent être employées dans un algorithme de commande pour le point de fonctionnement du convertisseur et ce, en mesurant l'accroissement de la conductance  $dI_{pv}/dV_{pv}$  et la conductance instantanée  $I_{pv}/V_{pv}$  du convertisseur respectivement.

L'organigramme de l'algorithme de commande est montré sur la figure (II.5).

Il peut être plus difficile de mettre en application cette méthode que les méthodes précédentes parce qu'elle implique des divisions dans lesquelles le dénominateur peut être égal à zéro. Alors il faut ajouter un pas (assez petit  $\cong 0.01$ ) au dénominateur pour éviter cet inconvénient

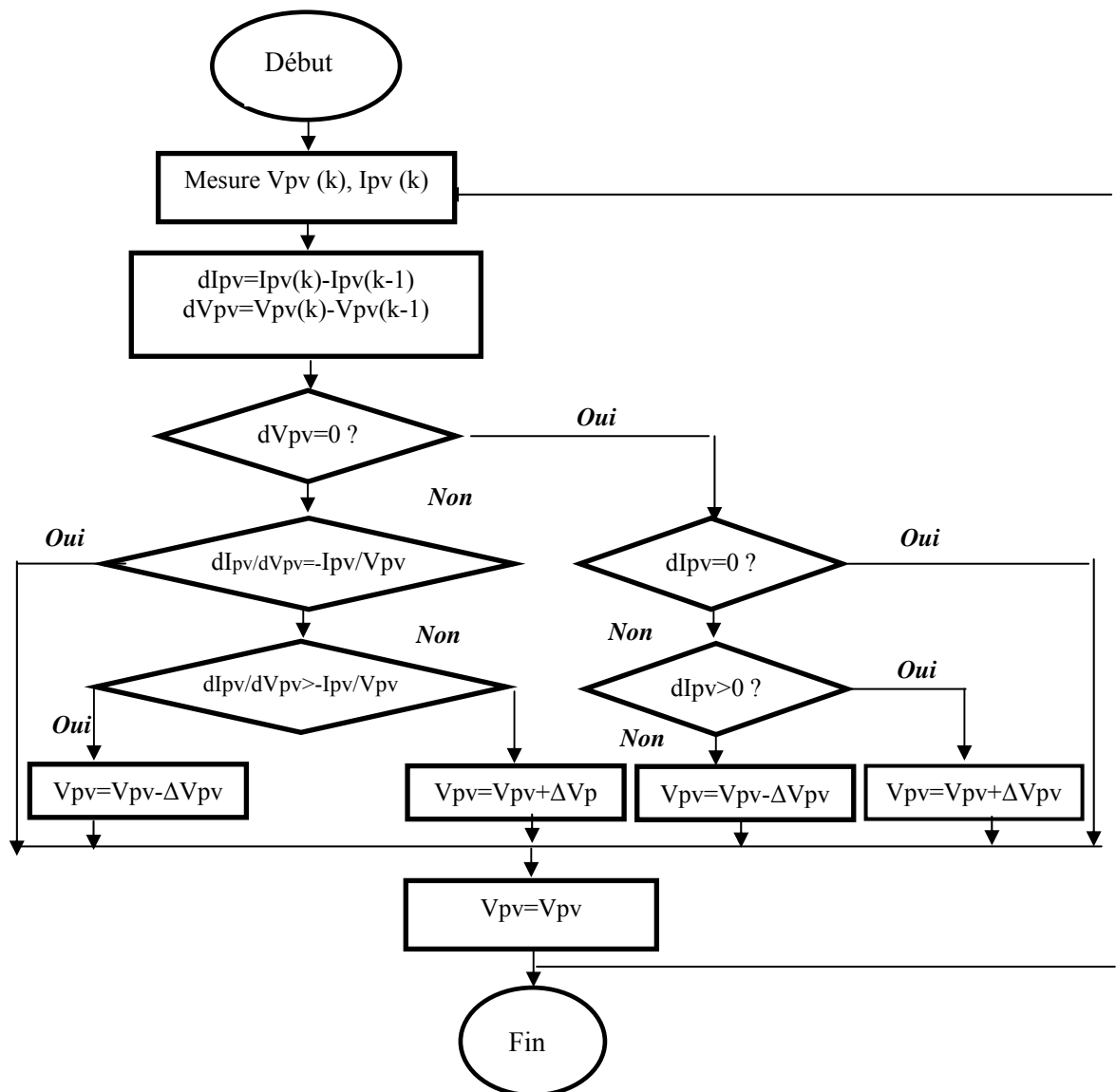


Fig.II.5. Algorithme de la méthode d'incrément de conductance.

**II.2.5. SYNTHÈSE DE FONCTIONNEMENT DU SYSTÈME. [47-51]**

L'algorithme de recherche du point de fonctionnement à la puissance maximale se fera de la façon suivante:

- ◆ Déterminer, pour un éclairement et une température donnée, la caractéristique I(V) du générateur et le point de puissance maximale ( $V_{MP}$ ,  $I_{MP}$ ,  $P_{MP}$ ).
- ◆ Déterminer la vitesse optimale de référence de la machine en fonction des caractéristiques du générateur photovoltaïque, qui sont elle-même fonction de l'éclairement et de la température et ce, à travers de la procédure suivante:

On a:

$$\begin{cases} P_p = k_p \cdot \omega^3 \\ P_{méc} = P_p / \eta_p \end{cases} \quad (II.5)$$

$\eta_p$ , le rendement de la pompe

$P_p$  la puissance du moteur.

La puissance de moteur lui aussi peut être déterminée en fonction du rendement comme suit:

$$P_m = \eta_m \cdot P_c \quad (II.6)$$

$\eta_m$ , rendement du moteur

$P_c$ , puissance à la sortie du convertisseur.

La vitesse optimale en fonction des valeurs maximales du courant et de la tension du générateur photovoltaïque est:

$$\omega_{opt} = \sqrt[3]{\left( \frac{\eta_h \eta_c \cdot \eta_m \cdot \eta_p \cdot I_{mp} \cdot V_{mp}}{K_p} \right)} \quad (II.7)$$

Avec

$\eta_c = 0.91$ ,  $\eta_h = 0.95$   $\eta_m = 0.91$  et  $\eta_p = 0.64$  (respectivement le rendement de l'onduleur, celui du moteur et celui de la pompe). [53]

Cette vitesse sera la référence de la boucle de régulation de vitesse, comme montré dans le chapitre I, figure I.25.



## II.2.6. RESULTATS DE SIMULATION EN REGIME DYNAMIQUE

Les résultats de simulation illustrés par la fig.II.6 concernent le groupe motopompe (MAS + pompe) alimenté par un GPV fonctionnant en régime dynamique, c.à.d. lorsqu'il y a une variation brusque de l'éclairement.

A partir de la caractéristiques ci-dessous et en vérifiant le principe de la commande à flux rotorique orienté de la machine asynchrone, y compris l'estimation du flux de rotor et le traqueur de point maximum de puissance, des simulations numériques ont été présentées.

Des résultats de ces simulations, on note que la valeur de flux rotorique direct est  $\Phi_{rd} = 0.96$  Wb et que le flux rotorique en quadrature  $\Phi_{rq} \approx 0.1$  Wb.

Les figures (II.6.a – 12.f) sont semblables aux résultats obtenus au chapitre I.

Toutes les grandeurs (vitesse, tension et courant du GPV) se stabilisent après un temps de réponse  $\Delta t = 0,3$  s, après chaque niveau d'éclairement appliqué. On constate aussi qu'il y a une oscillation pour les différents grandeurs à cause de la technique de MPPT parce ce dernier oscille aussi autour de point de puissance maximale surtout pour les faibles éclairagements. Aussi le choix du pas d'incrémentement (dans ce cas  $\Delta V_p = 0.1$ ) pour améliorer la forme de tension d'alimentation consiste en la minimisation de ce pas, plus les commutations au niveau de l'onduleur de tension et du hacheur et par la loi de commande qui impose les temps de commutation. Ceci augmente le temps de réponse du système.

Si nous appliquons trois niveaux d'éclairement ( $G = 1000$  W/m<sup>2</sup>,  $G = 300$  W/m<sup>2</sup> et  $G=500$ W/m<sup>2</sup> successivement) chaque 1.5 s, tout en gardant une température constante égale à 25°C, les résultats de simulation des figures II.6.a -12 f, montrent qu'il existe un gain entre le mode du couplage direct et le couplage optimisé selon les trois niveaux d'éclairement appliqués.

Au premier palier d'éclairagements  $G=1000$ W/m<sup>2</sup>, (figure 6.a) où la valeur de la puissance maximale du GPV est de 1797 W correspondant à une tension optimale de 517 V et un courant optimal de 3.45 A, ainsi qu'à une vitesse de 144 rd/s, (figure 6.c). Ensuite le courant en quadrature varie autour d'une valeur de référence de 5.5 A (figure 6.e). On en déduit donc un gain de 1.9 % pour la vitesse, 11.6 % pour la tension, 3.89 % pour le courant et ce, entre les deux modes de couplages.

Pour une diminution d'éclairement de 300 W/m<sup>2</sup>, il y a une diminution de puissance électrique maximale jusqu'à 472 W, correspondant à une tension optimale de 464 V et un courant optimal de 1.15 A. De même la vitesse et le courant en quadrature ont diminué

respectivement d'environ 92.7 rd/s et 2.5A, ce qui correspond à des pourcentages de 54%, 54%, et 27% respectivement pour la vitesse, la tension et la puissance.

Une autre augmentation brusque d'éclairement de 500 W/ m<sup>2</sup>, qui donne une puissance électrique maximale est de 832 W, correspondrait à une tension optimale de 486 V et un courant optimal de 2.45A respectivement. De même, la vitesse et le courant en quadrature auront des valeurs d'environ 114.5 rd/s et de 3.3 A respectivement. ). On en déduit donc un gain de 19.42% pour la tension, 40% pour la puissance et 15.28% pour la vitesse.

On remarque que le rapport cyclique du hacheur, ajusté par la technique de l'incrémement d'inductance, oscille autour d'une valeur moyenne qui est légèrement inférieure au rapport cyclique conventionnel, surtout pour les faibles éclairagements. On fait la même remarque pour la puissance délivrée par le GPV, (figure II.6.a et figure II.6.h) De plus, on constate des pics au niveau de ce dernier (rapport cyclique) pour les variations brusques d'éclairement qui influent directement sur les différentes grandeurs du moteur. Enfin, le courant délivré par le GPV, pour le mode optimisé, est inférieur à celui pour le mode direct; c'est le principe du convertisseur DC-DC survolteur.

L'inconvénient de cette méthode est l'oscillation autour de point de puissance maximum, surtout pour les faibles éclairagements où la zone de variation de ce dernier est large, ce qui influe sur le temps de réponse.

La comparaison des résultats obtenus par simulation avec ceux obtenus par Mimouni [38] (Fig.II.6.2) confortent ceux qu'on a obtenu, surtout pour les courbes  $I_{pv}(t)$ ,  $V_{pv}(t)$  où il est montré que le régime permanent est obtenu après un temps de réponse 0.2 s.

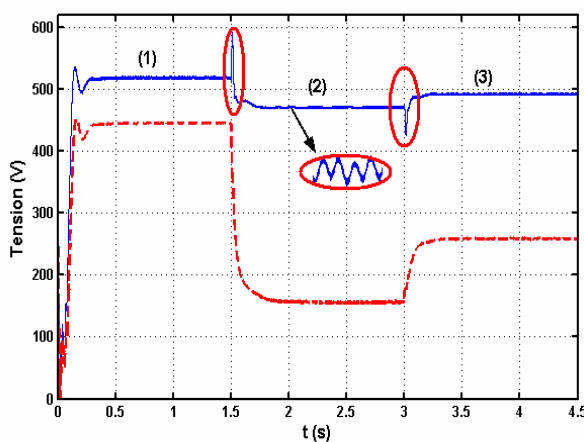


Fig. II.6.1.a. Tension  $V_{pv}(t)$

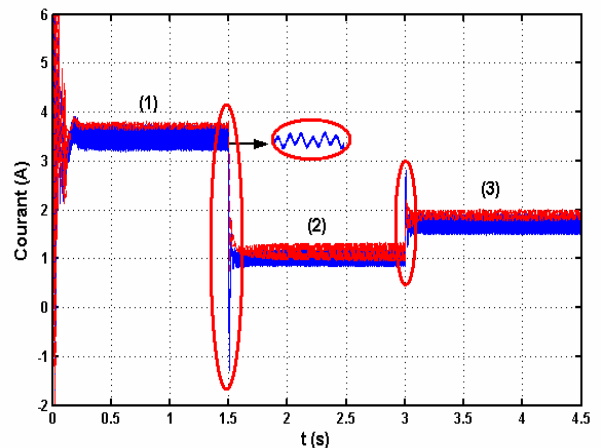


Fig. II.6.1.b. Courant  $I_{pv}(t)$

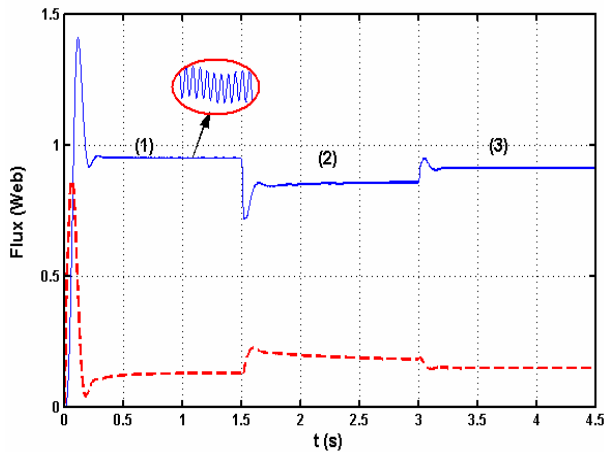


Fig. II.6.1.c. Flux  $\Phi_{rd}(t)$ ,  $\Phi_{rq}(t)$

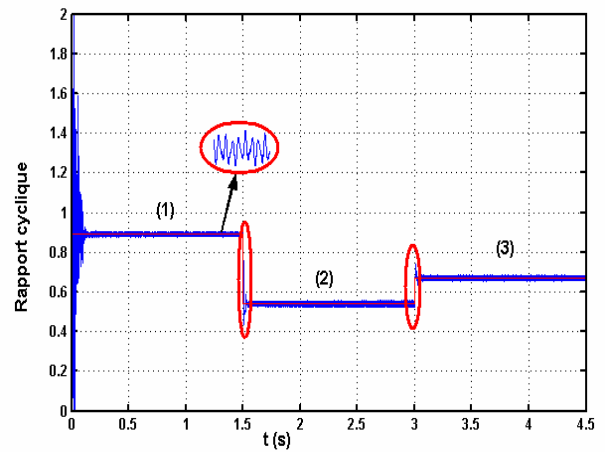


Fig. II.6.1. Rapport cyclique  $D(t)$

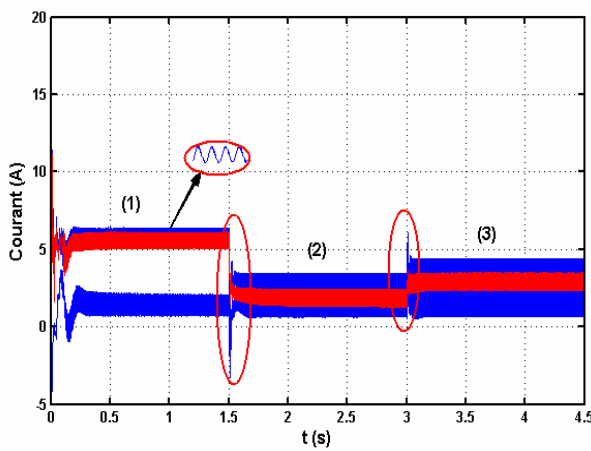


Fig. II.6.1.e. Courants  $I_{sd}(t)$ ,  $I_{sq}(t)$

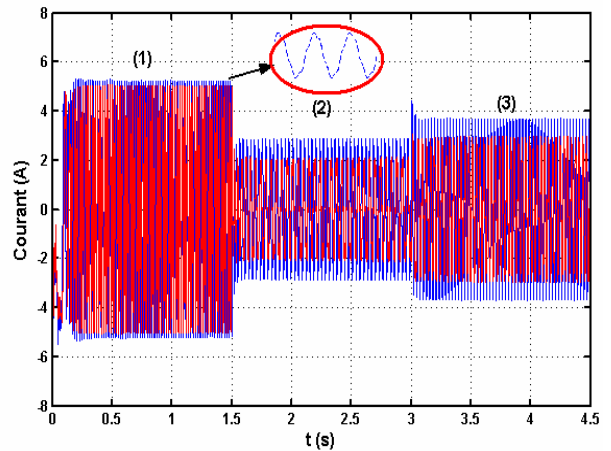


Fig. II.6.1.f. Courant statorique  $i_{sa}(t)$

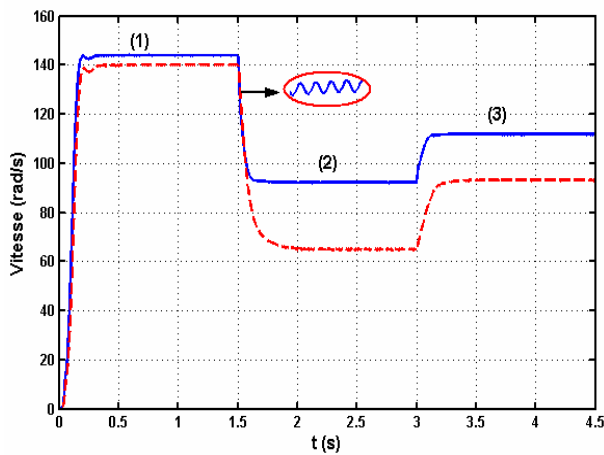


Fig. II.6.1.g. Vitesse  $\omega(t)$

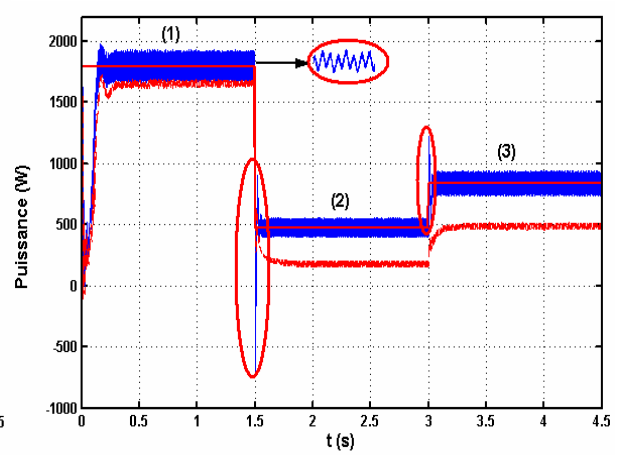


Fig. II.6.1.h. Puissance  $P_{pv}(t)$

Fig.II.6.1.Résultats de simulation des différentes grandeurs du système de pompage photovoltaïque par la méthode d'incrémentation de conductance ( $T=25^{\circ}\text{C}$ ).

-- Avant optimisation ; \_\_\_ Après optimisation

(1)  $G = 1000 \text{ W/m}^2$  , (2)  $G = 300 \text{ W/m}^2$  , (3)  $G = 500 \text{ W/m}^2$

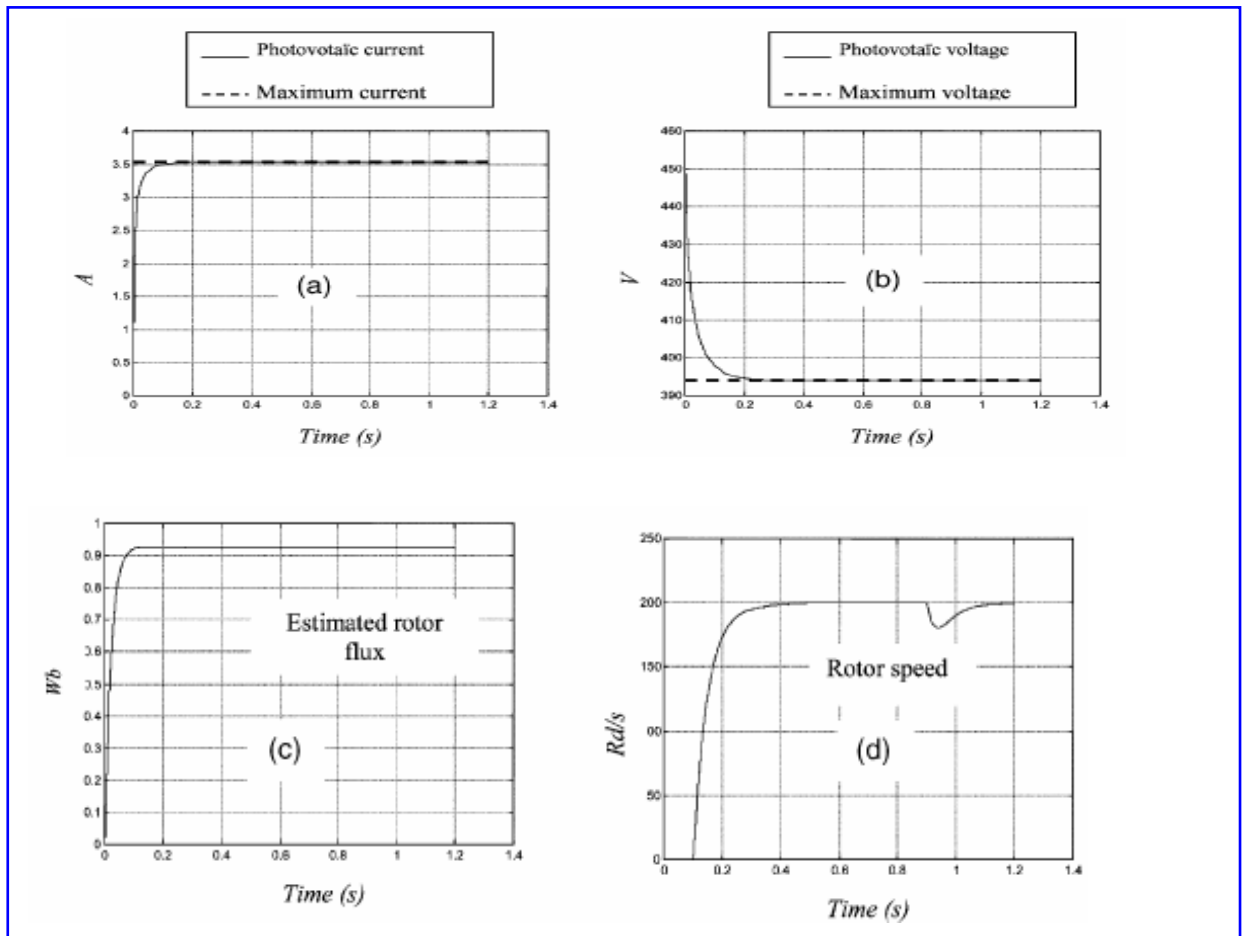


Fig.II.6.2. Résultats de simulation du système de pompage pour une plage de variation de vitesse [0 ; 200 rad/s] et un éclairement  $G=800\text{w/m}^2$  [38]

### II.2.7. RESULTATS DE SIMULATION EN REGIME PERMANENT

Les figures II.7 représentent les différentes grandeurs du système de pompage photovoltaïque pour une plage de l'éclairement entre  $200\text{ W/m}^2$  et  $1000\text{ W/m}^2$  avec une température constante  $T=25^\circ\text{C}$  en régime permanent.

A partir de la caractéristiques de gain du hacheur en fonction de l'éclairement  $D(G)$  (fig7.d), on peut noter principalement que le convertisseur statique DC-DC est de type survolteur étant donné que la gamme de variation du gain qui s'étale de 0.459 à 0.9. D'autre part, les caractéristiques (I-V) et (P-V) illustrent la position des points de fonctionnements du groupe motopompe par rapport aux points de puissances maximales du GPV (Fig.7.a-b). On remarque un rapprochement satisfaisant de la caractéristique de charge optimisée avec celle pour la valeur maximale de puissance et ce, pour un intervalle de tension [480 - 520] V. On remarque aussi une nette amélioration du rendement global du système avec le même ordre de grandeur que celui du

générateur photovoltaïque, environ de 10%. Ainsi, on obtient une augmentation de la vitesse d'entraînement (Fig.6.c).

La technique du MPPT donne, pour les puissances, des valeurs les plus élevées possibles. Ainsi, le système fonctionne d'une façon presque idéale et la puissance globale du générateur photovoltaïque est bien exploitée.

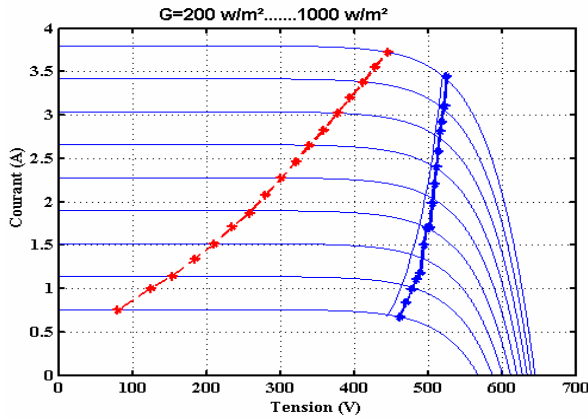


Fig.II.7.a. Point de fonctionnement

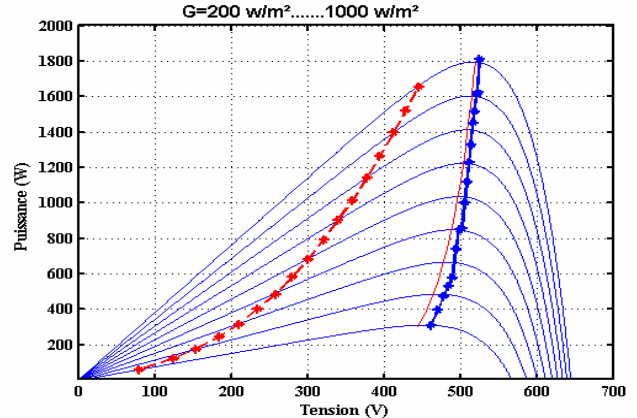


Fig.II.7.b. P (V), P<sub>ch</sub> (V<sub>ch</sub>) .

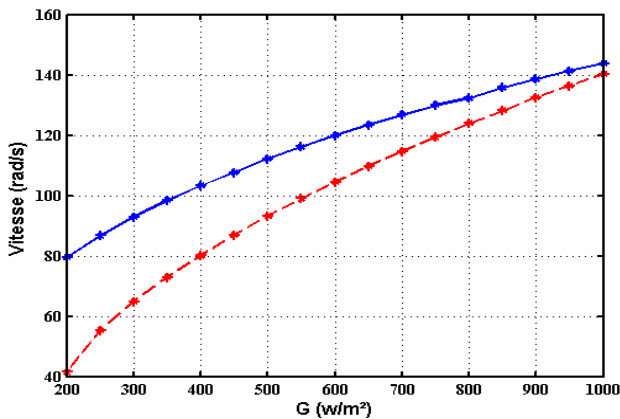


Fig.II.7.c. W (G)

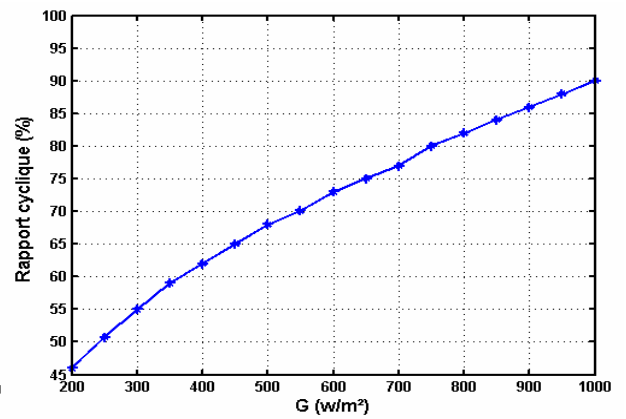


Fig.II.7.d. Rapport cyclique (%).

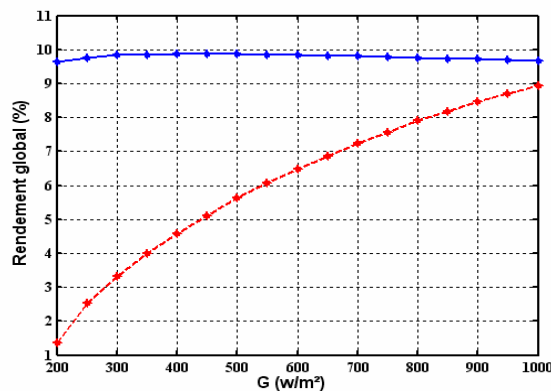


Fig.7.e. Rendement global (%).

Fig.II.7. Résultats de simulation des différentes grandeurs du système de pompage photovoltaïque (T = 25 °C). - - - Avant optimisation — Après optimisation

### II.3. COUPLAGE DIRECT DU GROUPE MOTOPOMPE AVEC LE GENERATEUR EOLIEN.

La chaîne de conversion éolienne (figure II.8) est composée d'une turbine éolienne entraînant une génératrice synchrone à aimant permanent, associée à un redresseur à diode débitant sur un convertisseur DC-DC, associé à un onduleur alimentant un groupe motopompe.

La turbine éolienne a une caractéristique qui lui est propre et qui dépend des paramètres de construction tels que définis dans le chapitre I.

La courbe de puissance en forme de cloche, typique des éoliennes, nécessite une adaptation de la charge mécanique afin d'assurer un bon prélèvement énergétique. Alors, on parle ainsi de maximisation de la puissance de l'aérogénérateur. C'est la même procédure que nous avons étudiée pour le générateur photovoltaïque.

La structure de la commande du moteur asynchrone alimenté par un aérogénérateur via un redresseur en cascade avec un hacheur et un onduleur de tension à MLI entraînent une pompe centrifuge est schématisée par la figure (II.8)

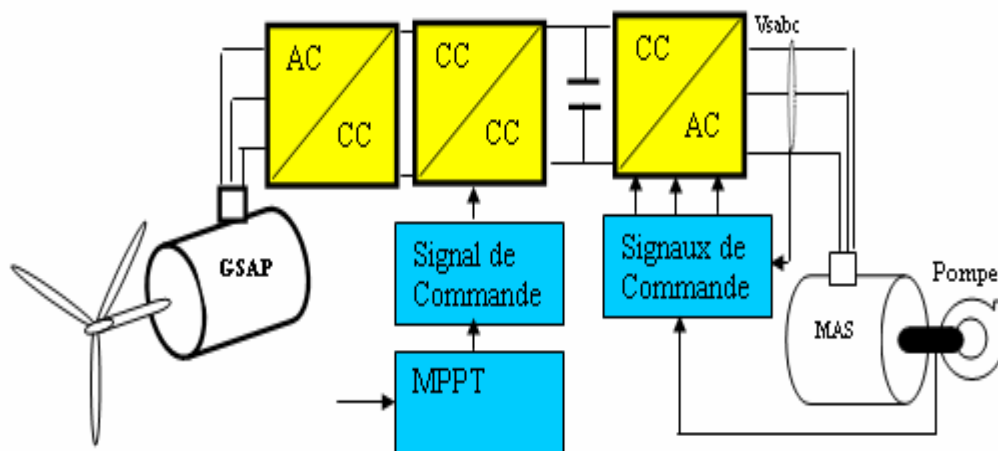


Fig. II.8. Schéma global de système de conversion d'énergie éolienne.

#### II.3.1. ARCHITECTURES DE PUISSANCE ET GESTION D'ÉNERGIE. [59-60]

L'ensemble des sommets de ces caractéristiques, qui sont les points optimaux recherchés, définit une courbe dite de puissance optimale de forme cubique, définie par l'équation (I.7). Idéalement, cette courbe doit être suivie à tout moment lors du fonctionnement de système éolien.

Pour s'approcher de ce but, une commande spécifique doit être utilisée. Pour cela, l'approche possible est la suivante :

En l'absence de toute connaissance des caractéristiques de voilure, des règles de comportement à tenir afin de converger vers le point optimal, sont relativement simples à établir. Ces règles dépendent des variations de la puissance  $P$  et de la vitesse.

Par exemple, si je mesure une augmentation de puissance ( $P > 0$ ) suite à un incrément positif de vitesse, je dois continuer à accélérer la voilure ( $\omega > 0$ ). On se situe alors sur la partie gauche de la cloche. Ainsi, le changement de puissance résultant de la variation de la vitesse de rotation est, soit dans le sens positif, soit dans le sens négatif.

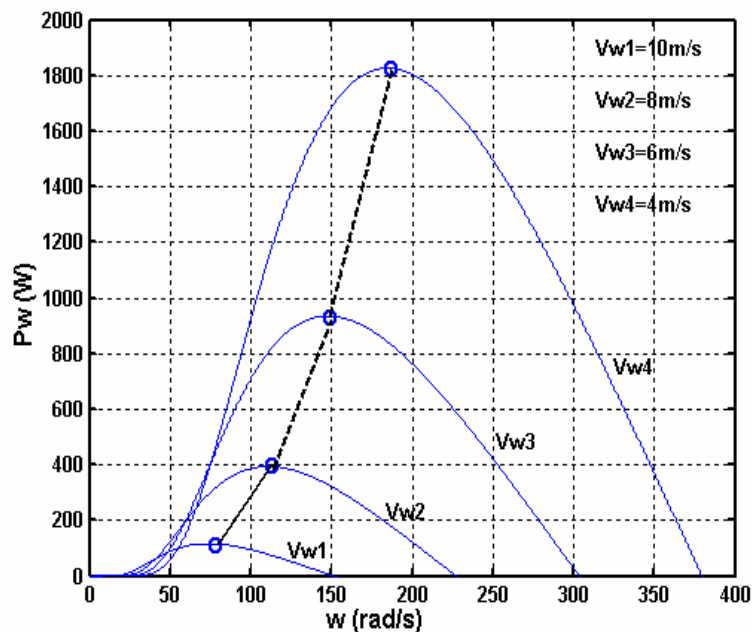


Fig.II.9. Caractéristiques de voilure dans le plan puissance–vitesse.

La valeur de  $P$  peut aussi être petite ou au contraire grande. A partir de ce jugement, la valeur de la consigne de vitesse est augmentée, ou diminuée, dans le sens qui permet d'augmenter la puissance.

Dans le cas d'un changement de la vitesse du vent, la recherche du point de puissance maximale s'effectue de la manière présentée sur la figure II.10: on constate que le même type de règles s'appliquent. [61-62].

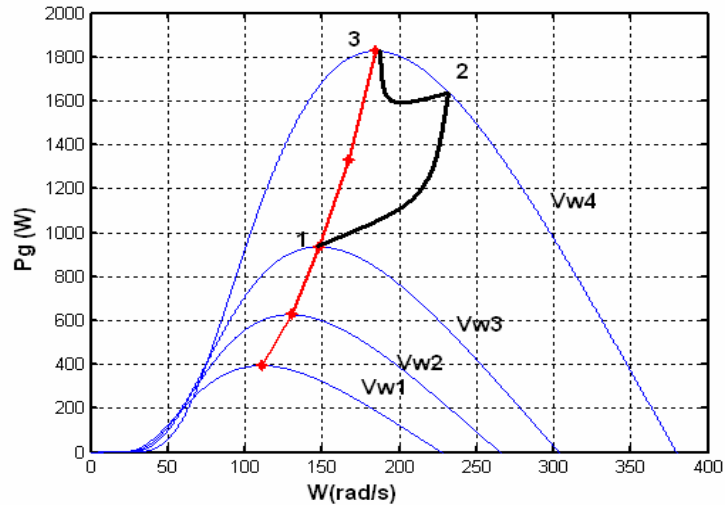


Fig.II.10. Principe de fonctionnement du MPPT à vitesse variable du vent

**II.3.2. SYNTHÈSE D'ALGORITHME DE RECHERCHE DU POINT DE PUISSANCE**

**MAXIMALE PROPOSÉE.**

Le coefficient de puissance ( $C_p$ ) dépend de la vitesse du vent et la vitesse de rotation de la turbine. La modélisation peut se faire avec une approximation et la majorité du modèle c'est un polynôme à cinq degrés. Dans notre travail on utilise la spécification de la fonction exponentielle, plus un retard qui détermine la zone de démarrage, comme montré par l'équation (2.10)

$$C_p = \frac{1}{2} \left( \frac{1}{\lambda} - \chi \right) \exp\left( \frac{-\delta}{\lambda} \right) \tag{2.8}$$

Avec

$\chi$  : Coefficient correspondant à la zone de démarrage

$\delta$  : Facteur d'atténuation correspondant au point de puissance maximale.

La puissance maximale du générateur éolien, défini auparavant (chapitre I), est obtenue lorsque la variation de la puissance par rapport à la vitesse ( $dP/d\omega_g$ ) sera égale à zéro.

On obtient:

$$\begin{cases} \omega_{opt} = \frac{V}{R} \left( \frac{1}{\delta} + \chi \right) \\ K_{opt} = \frac{1}{\delta} \cdot \exp. \left[ -\delta \cdot \left( \frac{1}{\delta} + \chi \right) \right] \\ P_{opt} = K_{opt} \cdot \Omega_{opt} \end{cases} \tag{2.9}$$



La vitesse optimale en fonction de la puissance optimale du générateur éolien est:

$$\omega_{\text{opt}} = \sqrt[3]{\left( \frac{\eta_h \eta_c \eta_m \eta_p \cdot P_{\text{opt}}}{K_p} \right)} \quad (\text{II.10})$$

### II.3.3. RESULTATS DE SIMULATION EN REGIME DYNAMIQUE.

Les figures (II.11) représentent les différentes courbes obtenues par la commande à la puissance maximale du générateur éolien transmise au générateur synchrone à aimant permanent. Ce dernier transmet cette puissance, via un redresseur unidirectionnel, vers un hacheur survolteur qui joue le rôle d'un adaptateur entre la génératrice éolienne d'un côté, et l'ensemble (onduleur plus groupe motopompe) de l'autre côté, figures (11.c et d), toujours en vérifiant le principe de la commande à flux rotorique orienté de la machine asynchrone.

Les courbes suivantes montrent l'évolution de la tension de sortie du hacheur (fig.II.11.a-b) et la puissance optimale (fig.II.11.a). On constate des ondulations à cause de la fréquence de hachage des deux convertisseurs de puissance et du redresseur.

Si nous appliquons trois niveaux de vitesse de vent ( $V_w = 10$  m/s,  $V_w = 6$  m/s et  $V_w = 8$  m/s successivement) chaque 1.5 s, les résultats de simulation illustrés par les figures II.11 montrent qu'il existe un gain entre le mode du couplage direct et le couplage optimisé et ce, pour les trois niveaux de vitesse du vent appliqués. Ainsi, on constate que l'optimisation est meilleure pour les vitesses élevées du vent.

Pour le premier palier de la vitesse ( $V_w = 10$  m/s), on a un gain très intéressant au niveau des différentes grandeurs telles que la puissance de générateur éolien (d'environ 525 W), la tension (avec une augmentation de 58 V), la vitesse d'entraînement (14.3 rd/s), mais la vitesse de l'aérogénérateur va diminuer jusqu'à 80.5 rad/s ; ce qui correspond au point de puissance maximale. On déduit la même remarque pour le troisième palier, mais avec un gain inférieur par rapport au premier palier, pour une puissance du générateur éolien d'environ 248 W, et une diminution de la tension de 38 V, mais la vitesse de l'aérogénérateur va diminuer jusqu'à 85.5rad/s, ce qui correspond au point de puissance maximale.

Lorsque la vitesse diminue (à  $V_w = 6$  m/s), on constate que l'optimisation n'a presque aucun effet (la puissance du générateur éolien chute d'environ 70 W, la tension de 170 V, la vitesse de l'aérogénérateur diminue de 4.7 rad/s et la vitesse d'entraînement de 5 rad/s).

On constate que la puissance délivrée par le générateur éolien oscille autour du point de puissance maximale pour les trois vitesses du vent ; ainsi le rapport cyclique oscille autour de la valeur 0.65.

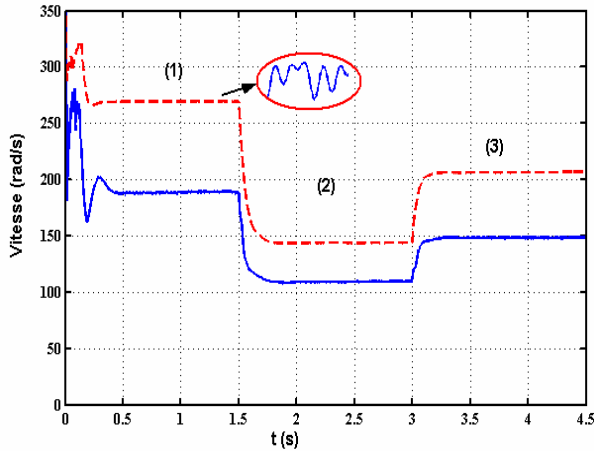


Fig. II.11.a.  $w_g(t)$

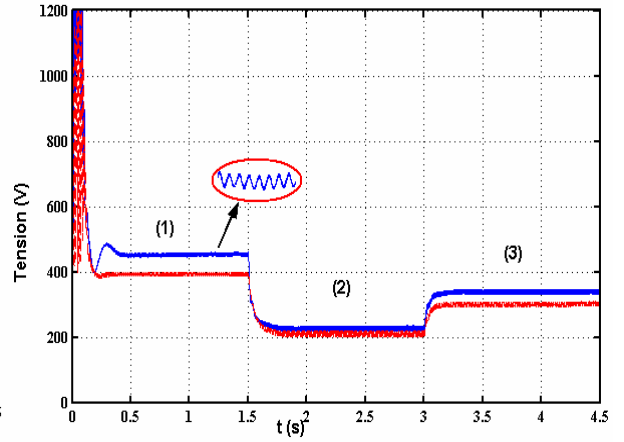


Fig. II.11.b.  $V_s(t)$

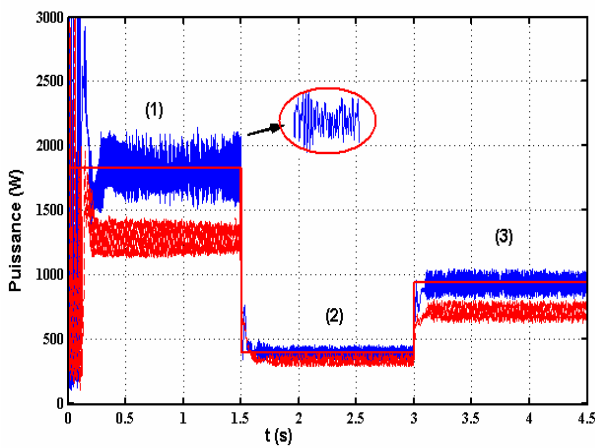


Fig. II.11.c.  $P_g(t)$

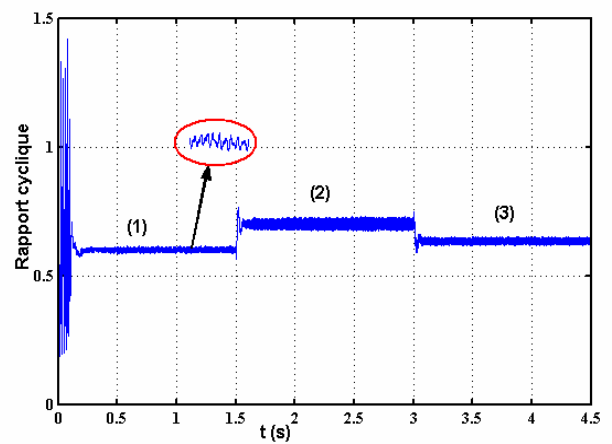


Fig. II.11.d. Rapport cyclique  $D(t)$

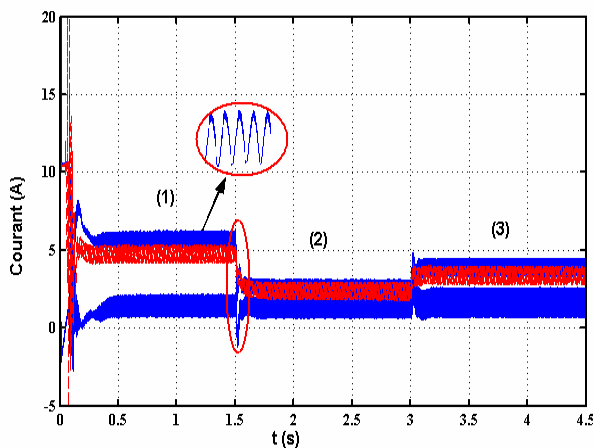


Fig. II.11.e.  $i_{sd}(t), i_{sq}(t)$

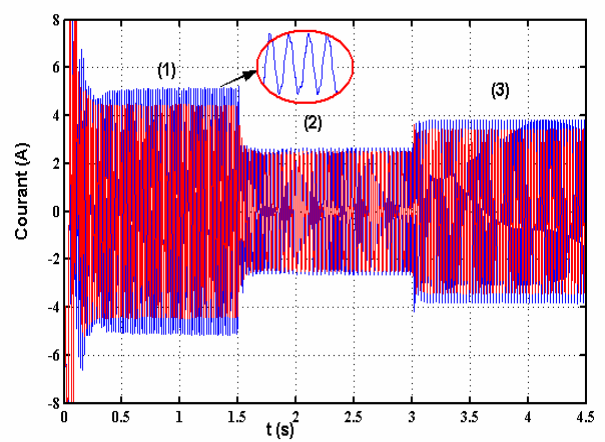


Fig. II.11.f.  $i_{sa}(t)$

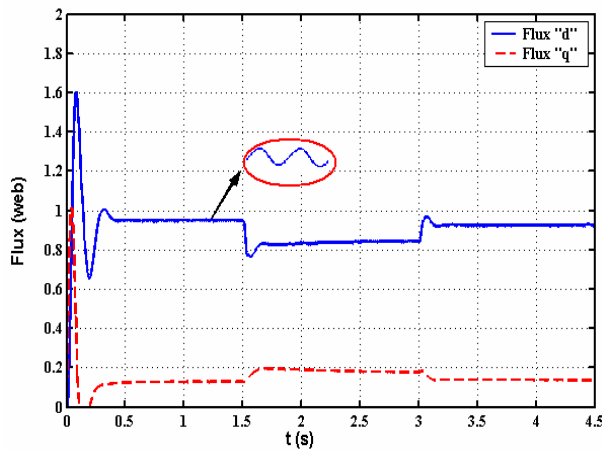


Fig. II.11.g. —  $\Phi_{rd}(t)$  , ---  $\Phi_{rq}(t)$

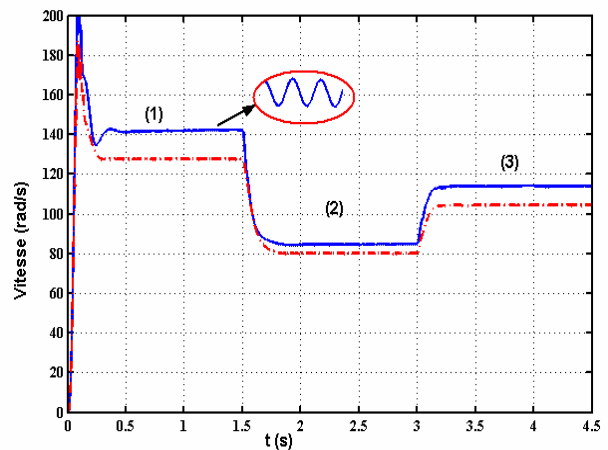


Fig. II.11.h.  $\omega(t)$

Fig.II.11. Résultats de simulation des différentes grandeurs du système de pompage éolien

(-- - Avant optimisation — Après optimisation)

(1)  $V_{\omega} = 10$  m/s; (2)  $V_{\omega} = 6$  m/s; (3)  $V_{\omega} = 8$  m/s

### II.3.4. RESULTATS DE SIMULATION EN REGIME PERMANENT.

Le fonctionnement du système (figure II.12), pour une plage de vitesse de vent entre 6 m/s et 10 m/s, est amélioré par l'utilisation de la technique MPPT étudiée au paragraphe II.3.2 où le MAS est alimenté par des tensions ayant des valeurs proches de leurs valeurs nominales (les caractéristiques  $P_g(\omega_g)$  et  $T_g(\omega_g)$  illustrent la position des points de fonctionnements de charge aux points de puissances maximales de l'aérogénérateur (Fig.12.a-b). On remarque un rapprochement satisfaisant de la caractéristique de charge optimisée. L'effet de la technique par rapport au couplage direct est remarquable pour les valeurs élevées de la vitesse du vent.

La technique du MPPT donne des valeurs, les plus élevées possibles, pour les puissances, Ainsi, le système fonctionne d'une façon presque idéale et la puissance globale de l'aérogénérateur est bien exploitée.

Le convertisseur DC-DC qui joue le rôle d'adaptateur entre l'aérogénérateur et la charge est de type survolteur.

Le rendement global du système complet (générateur et motopompe) est faible ; il est du même ordre de grandeur que celui de l'aérogénérateur, d'environ 30%.

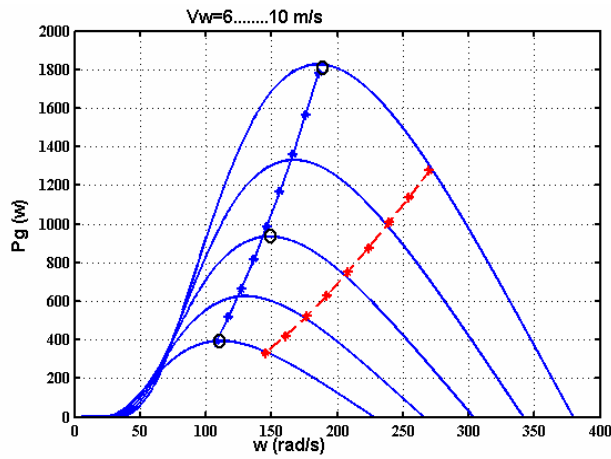
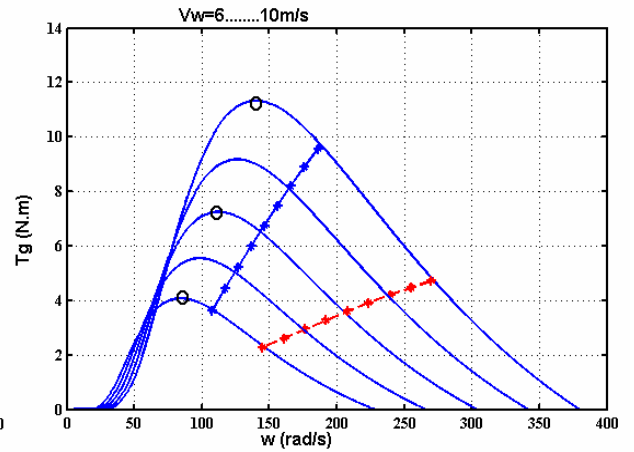


Fig. II.12.a. Point de fonctionnement



FigII.12.b.  $T_g(V_w)$ .

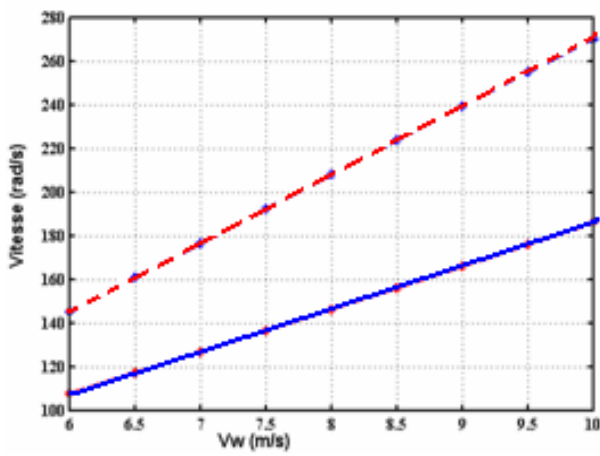


Fig. II.12.c.  $W_g(V_w)$

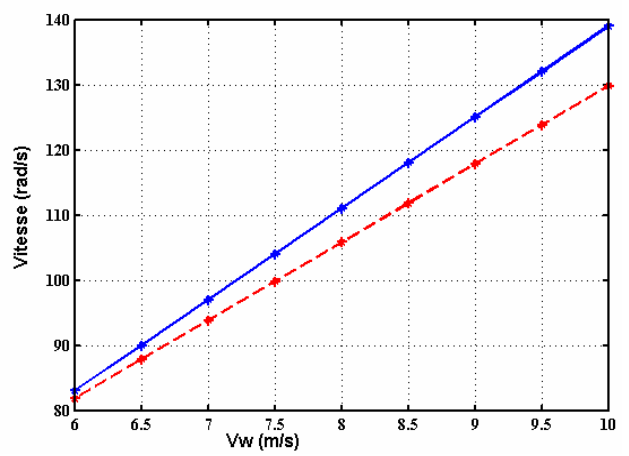


Fig. II.12.d.  $W_m(V_w)$ .

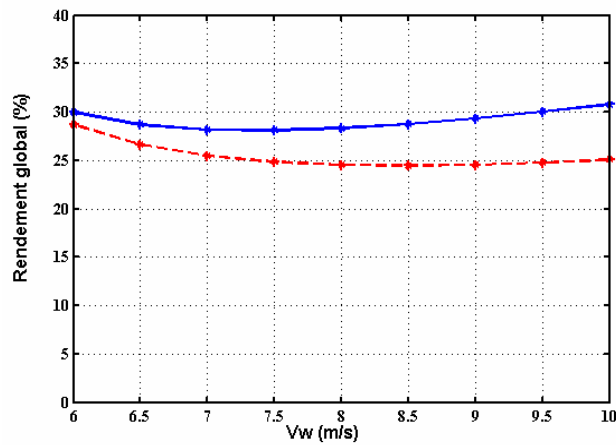


Fig12.e. Rendement global (%).

Fig.II.12. Résultats de simulation des différentes grandeurs du système de pompage éolien.

-- - Avant optimisation    \_\_\_ Après optimisation

## II.4. COUPLAGE DU GROUPE MOTOPOMPE AVEC LES DEUX GENERATEURS (PHOTOVOLTAIQUE, EOLIENNE).

Dans cette partie nous avons combiné les deux générateurs photovoltaïque et éolien afin d'estimer la puissance dans le cas de complémentarité des deux sources.

Nous avons appliqué deux combinaisons qui durent chacune 1.5 s :

Pour le premier palier, le GPV délivre 26.44% de la puissance nominale pour un éclairement  $G = 300 \text{ W/m}^2$ , tandis que le générateur éolien délivre le reste (51.94 %) pour une vitesse de vent  $V_w = 8 \text{ m/s}$ .

Dans le deuxième palier, l'éclairement augmente ( $G = 500 \text{ W/m}^2$ ) alors que la vitesse du vent diminue ( $V_w = 6 \text{ m/s}$ ).

On constate l'efficacité des deux techniques d'optimisation sur l'oscillation de la puissance autour de la valeur maximale de la puissance de référence délivrée par les deux générateurs, (1450 W pour le premier palier et 1250 W pour le second palier) en passant par un régime transitoire dû aux techniques d'optimisation et à la nature des différents modèles des composants de la chaîne de conversion choisis.

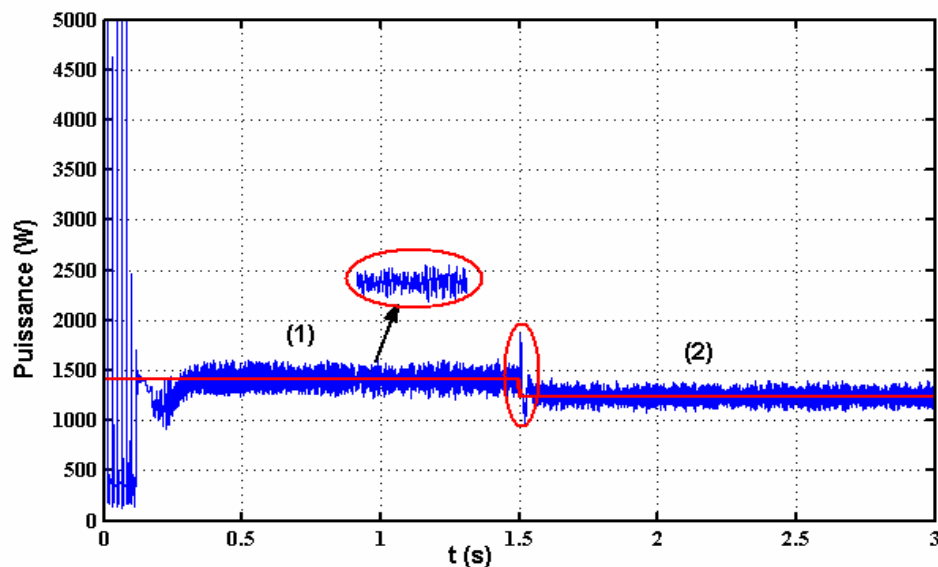


Fig.II.13. Résultats de simulation des différentes grandeurs du système de pompage hybride.

(1)  $G = 300 \text{ W/m}^2$ ,  $V_w = 8 \text{ m/s}$ , (2)  $G = 500 \text{ W/m}^2$ ,  $V_w = 6 \text{ m/s}$  (après optimisation)

## **II.5. CONCLUSION.**

Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques méthodes de tracking de la puissance maximale et nous avons retenu l'algorithme d'incrémentation de conductance INC-MPPT qui se caractérise par un rendement supérieur relativement à ceux des algorithmes "P&O". Ainsi nous avons proposé une technique analytique de tracking au niveau de la partie éolienne.

Cette optimisation a été effectuée en ajustant judicieusement le gain du convertisseur DC-DC placé en amont de l'onduleur. Ceci a permis d'adapter l'impédance d'entrée « vue coté GPV ou éolien ». Les résultats obtenus par l'algorithme d'optimisation proposé peuvent être implantés pour l'adaptation en temps réel. Cet algorithme ne tient pas compte de la variation des paramètres influençant le modèle du système de pompage, tels que la température, la vitesse du vent et les paramètres du moteur. Ce qui limite sa robustesse.

Il existe d'autres techniques modernes, insensibles et robustes, basées sur l'intelligence artificielle qui permettent une optimisation en temps réel du système de pompage. Le chapitre suivant leur sera consacré. On y présentera ces techniques et leurs applications pour l'optimisation de ce même système de pompage.

## ***CHAPITRE III***

# **OPTIMISATION DU SYSTEME HYBRIDE DE POMPAGE PAR LA LOGIQUE FLOUE**

### **III.1. INTRODUCTION**

Commander ou optimiser un processus par des méthodes classiques exige la connaissance des différents paramètres qui peuvent influencer sur celui-ci et, agir en conséquence afin de contraindre le système à atteindre l'objectif fixé. Seulement cette connaissance est souvent entachée d'erreurs et d'imprécisions qui accompagnent toute modélisation du processus. De plus, le couplage existant entre les variables du système rend la commande d'optimisation plus difficile. Il est possible de résoudre ce problème en utilisant des méthodes dites robustes telle que la logique floue. [63]

La logique floue suscite actuellement un intérêt général auprès des chercheurs et des industriels, et plus généralement auprès de tous ceux qui éprouvent le besoin de formaliser des méthodes empiriques, des généraliser des modes de raisonnements naturels, d'automatiser la prise de décision dans leur domaine, de construire des systèmes artificiels effectuant des tâches habituellement prises en charge par les humaines. En effet, la logique floue a été introduite pour approcher le raisonnement humain à l'aide d'une représentation adéquate des connaissances. Son intérêt réside dans la capacité de l'homme à décider et agir de façon pertinente malgré le flou des connaissances disponibles [64], [65]

Le but de ce chapitre est de présenter en bref un rappel sur les ensembles flous et un aperçu général sur la logique floue ainsi que son application pour l'optimisation d'un système de pompage alimentée par une source hybride (photovoltaïque, éolienne)

Nous introduisons d'abord quelques notions de la logique floue; nous nous limiterons aux propriétés essentielles, puis nous appliquerons cette technique d'optimisation pour maximiser le rendement du système de pompage.

### **III.2. LOGIQUE FLOUE, PRINCIPES ET DEFINITIONS.**

La logique floue repose sur la théorie des ensembles flous développée par Zadeh [65]. A côté d'un formalisme mathématique fort développé, nous préférons aborder la présentation de manière intuitive.

Les notions de rapport cyclique moyenne ou de courant faible sont relativement difficiles à spécifier de manière précise. On peut fixer des seuils et considérer que l'on attribue tel ou tel qualificatif en fonction de la valeur de la variable par rapport à ces seuils. Ceci ne peut exprimer qu'un avis très tranché du qualificatif "Rapport cyclique" par exemple.



On peut définir le degré d'appartenance de la variable  $D$  à l'ensemble "faible" comme le "degré de vérité" de la proposition "le rapport cyclique est faible" [66].

En logique booléenne, le degré d'appartenance ( $\mu$ ) ne peut prendre que deux valeurs (0 ou 1).

Le rapport cyclique peut être :

- faible :  $\mu_{\text{faible}}(D) = 1$  ,  $\mu_{\text{moyenne}}(D) = 0$  ,  $\mu_{\text{élevée}}(D) = 0$
- moyenne :  $\mu_{\text{faible}}(D) = 0$  ,  $\mu_{\text{moyenne}}(D) = 1$  ,  $\mu_{\text{élevée}}(D) = 0$
- élevée :  $\mu_{\text{faible}}(D) = 0$  ,  $\mu_{\text{moyenne}}(D) = 0$  ,  $\mu_{\text{élevée}}(D) = 1$

Elle ne peut pas prendre deux qualificatifs à la fois.

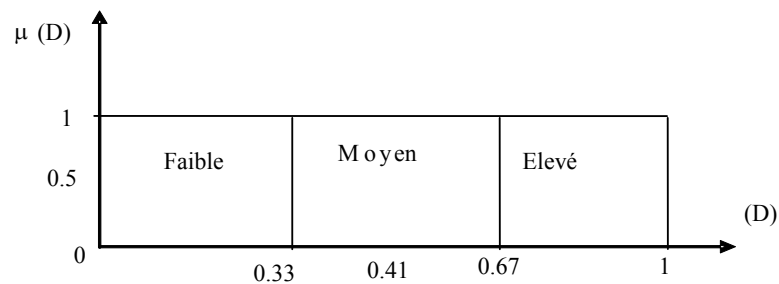


Fig.III.1. Exemple d'ensembles considérés en logique booléenne

En logique floue, le degré d'appartenance devient une fonction qui peut prendre une valeur réelle comprise entre 0 et 1 inclus.

$\mu_{\text{moyenne}}(D)$ , par exemple, permet de quantifier le fait que le rapport cyclique puisse être considérée comme moyenne. Dans ce cas, le rapport cyclique peut être considérée, à la fois, comme faible avec un degré d'appartenance de 0,2 et comme moyenne avec un degré d'appartenance de 0,8 et comme élevée avec un degré d'appartenance égale à 0 (figure III.2).

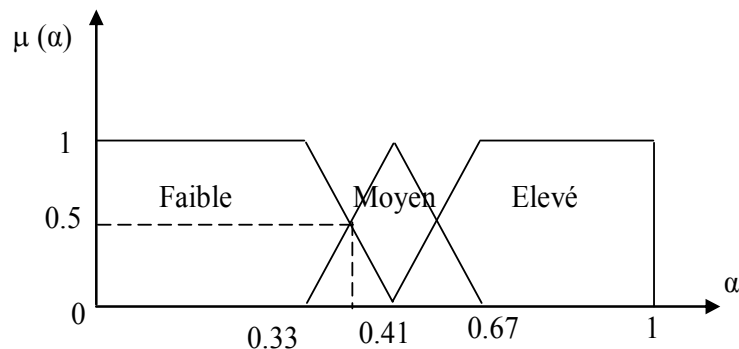


Fig.III.2. Exemple d'ensembles considérés en logique floue.

Pour la variable floue  $x$ , ou appelée aussi variable linguistique, on définit un ensemble flou  $i$  sur un univers de discours  $X$ , par une fonction degré d'appartenance. [65], [64].

$$\begin{aligned} \mu_A : X &\rightarrow [0,1] \\ x &\mapsto \mu_A(x) \end{aligned} \quad (\text{III.1})$$

Dans notre exemple, la variable floue est le rapport cyclique et, l'univers de discours est l'ensemble des réels de l'intervalle [0%, 100%] (figure III.3). On attribue à cette variable trois sous ensembles flous: faible, moyen, et élevé. Chacun est caractérisé par sa fonction  $\mu_{\text{faible}}(D)$ ,  $\mu_{\text{moyenne}}(D)$ ,  $\mu_{\text{élevée}}(D)$ .

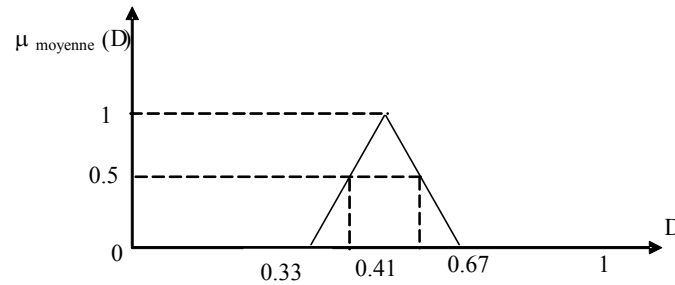


Fig. III.3 Cas de l'ensemble flou "moyenne" de la variable Température

On peut définir la fonction degré d'appartenance  $\mu_{\text{moyenne}}$  sur tout l'univers de discours :

$$\mu_{\text{moyen}} = \begin{cases} \frac{D - 0.33}{17}, & D \in [0.33, 0.5] \\ \frac{-D + 0.67}{17}, & D \in [0.41, 0.67] \\ 0, & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{III.2})$$

### III.3. OPERATEURS ET NORMES

Puisque les fonctions caractéristiques des ensembles flous sont graduelles, l'extension de certains opérateurs définis sur les ensembles de la logique classique aux cas des ensembles flous pose certaines difficultés. Il n'est donc pas possible d'appliquer directement la logique booléenne qui manipule des ensembles à fonctions caractéristiques binaires (0 ou 1). Pour palier à ce problème, quelques définitions sont introduites comme outils nécessaires au traitement des ensembles flous. [55], [56].

Comme dans la théorie des ensembles classiques, on définit l'intersection, l'union des ensembles flous ainsi que le complémentaire d'un ensemble flou. Ces relations sont traduites par les opérateurs "ET", "OU" et "NON". De nouvelles fonctions d'appartenance liées à ces opérateurs sont établies :

Considérons deux variables linguistiques  $x_1, x_2$  représentées par un ensemble de fonction. Soit  $\mu_{1i}(x_1)$  la fonction d'appartenance au  $i^{\text{ème}}$  sous ensemble flou de  $x_1$  et soit  $\mu_{2j}(x_2)$  la  $j^{\text{ème}}$  fonction d'appartenance du sous ensemble flou de  $x_2$ .

Alors les opérateurs flous "OU", "ET", et "ALORS", appliqués aux deux ensembles flous sont définis à l'aide de leurs fonctions d'appartenance [56], de la manière suivante :

- **Opérateur ET:** il est réalisé par plusieurs méthodes ; on se limite à celle du produit des deux degrés d'appartenance  $\mu_{1i}(x_1)$  et  $\mu_{2j}(x_2)$  des deux ensembles flous en question, soit

$$\mu(x_1, x_2) = \frac{1}{2} (\mu_{1i}(x_1) \cdot \mu_{2j}(x_2)) \quad (\text{III.3})$$

- **Opérateur OU:** la réalisation de cet opérateur OU se fait par exemple par la formation de la moyenne arithmétique des deux d'appartenance  $\mu_{1i}(x_1)$  et  $\mu_{2j}(x_2)$  des deux ensembles flous  $i$  et  $j$  de  $x_1$  et  $x_2$  respectivement; c'est-à-dire:

$$\mu(x_1, x_2) = \frac{1}{2} (\mu_{1i}(x_1) + \mu_{2j}(x_2)) \quad (\text{III.4})$$

- **Implication ALORS:** elle permet d'évaluer le degré de vérité des propositions floues, elle est réalisée par plusieurs méthodes telles que le produit des deux fonctions d'appartenance  $\mu_{1i}(x_1)$  et  $\mu_{2j}(x_2)$  des deux sous ensembles flous  $i$  et  $j$  de  $x_1$  et  $x_2$  respectivement, d'où:

$$\mu(x_1, x_2) = \frac{1}{2} (\mu_{1i}(x_1) \cdot \mu_{2j}(x_2)) \quad (\text{III.5})$$

#### III.4. STRUCTURE D'UN REGULATEUR FLOU.

Le réglage par la logique floue traite les problèmes de commande mais avec une philosophie différente. En effet, ce type de régulateurs flous ne traite pas une relation mathématique bien définie, mais utilise des inférences de plusieurs règles floues se basant sur des variables linguistiques. Ces inférences sont alors traitées par des opérateurs de la logique floue [52], [57]. voir Fig.III.4.

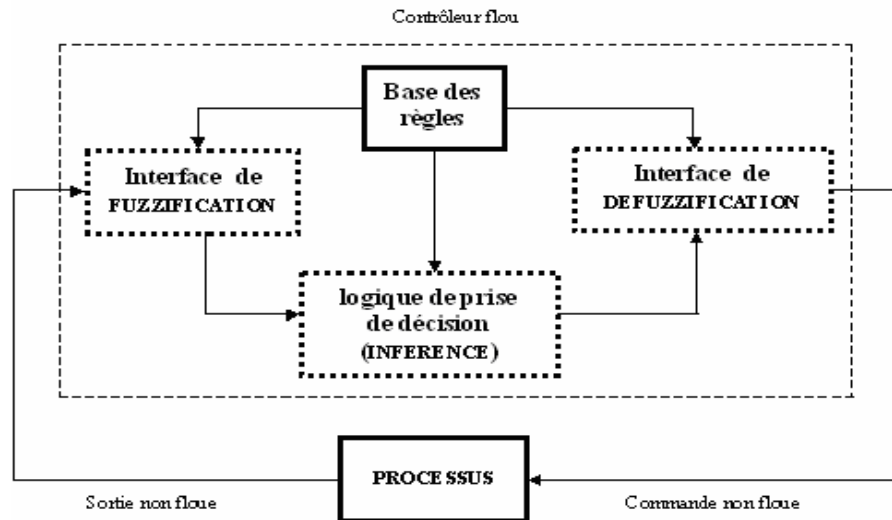


Fig.III.4 Schéma synoptique général d'un contrôleur flou.

### III.4.1. INTERFACE DE FUZZIFICATION

L'interface de FUZZIFICATION inclut les fonctions suivantes [55], [56]:

- Mesure des variables d'entrée.
- Représentation d'une cartographie d'échelle transférant la plage des variables d'entrée aux univers de discours correspondants.
- Transformation des variables d'entrée en variables linguistiques avec la définition des fonctions d'appartenance.

### III.4.2 BASE DES REGLES

Ces règles permettent de déterminer le signal de sortie du contrôleur en fonction des signaux d'entrée; elles sont exprimées sous la forme «SI ALORS», qui peut être, à titre d'exemple, la suivante:

$$R_1 : \text{SI } X_1 \text{ est } A_{11} \text{ et } \dots \text{ et } X_n \text{ est } A_{1n} \quad \text{Alors} \quad Y \text{ est } B_1$$

Ou sous la forme de SUGENO:

$$R_1 : \text{SI } X_1 \text{ est } A_{11} \text{ et } \dots \text{ et } X_n \text{ est } A_{1n} \quad \text{Alors} \quad Y = f_1(X)$$

avec:  $f_1(X)$ , un polynôme.

### III.4.3 LOGIQUE DE PRISE DE DECISION (INFERENCE FLOUE)

La logique de prise de décision est le noyau du contrôleur flou, elle est capable de simuler la prise de décision de l'être humain en se basant sur les concepts flous et les règles d'inférence en

logique floue [55].

Dans les règles floues interviennent les opérateurs "ET" et "OU". L'opérateur "ET" s'applique aux variables à l'intérieur d'une règle, tandis que l'opérateur «OU» lie les différentes règles. Il existe plusieurs possibilités pour interpréter ces deux opérateurs.

Pour le réglage par logique floue, on utilise en général une des méthodes suivantes:

#### **III.4.3.1 MÉTHODE D'INFÉRENCE, MAX-MIN (MÉTHODE DE MAMDANI)**

La méthode d'inférence max-min réalise, au niveau de la condition, l'opérateur "ET" par la formulation du minimum. La conclusion dans chaque règle, introduite par «ALORS», lie le facteur d'appartenance de la prémisse avec la fonction d'appartenance de la variable de sortie, réalisé par la formation du minimum. Enfin l'opérateur "OU", qui lie les différentes règles est réalisé par la formation du maximum [50].

#### **III.4.3.2 METHODE D'INFERENCE MAX PRODUIT (METHODE DE LARSEN)**

La méthode d'inférence max-produit réalise, au niveau de la condition, l'opérateur "ET" par la formulation du produit. La conclusion dans chaque règle, introduite par "ALORS", est réalisée par la formation du produit. L'opérateur "OU", qui lie les différentes règles est réalisé par la formation du maximum [54].

#### **III.4.3.3 METHODE DE SUGENO**

L'opérateur "ET", est réalisé par la formulation du minimum, la conclusion de chaque règle floue a une forme polynomiale. La sortie finale est égale à la moyenne pondérée de la sortie de chaque règle [51].

### **III.5. INTERFACE DE FUZZIFICATION**

L'interface de FUZZIFICATION inclut les fonctions suivantes [57]:

- mesure des variables d'entrée.
- représentation d'une cartographie d'échelle transférant la plage des variables d'entrée aux univers de discours correspondants.
- transformation des variables d'entrée en variables linguistiques avec la définition des fonctions d'appartenance.

### III.6 INTERFACE DE DEFUZZIFICATION

Pour pouvoir définir la loi de commande, le contrôleur flou doit être accompagné d'une procédure de DEFUZZIFICATION jouant le rôle de convertisseur de la commande floue en valeurs physiques nécessaires pour un tel état de processus. Une stratégie de DEFUZZIFICATION est alors nécessaire.

Plusieurs stratégies de DEFUZZIFICATION existent, les plus utilisées sont [56].

- méthode du maximum
- méthode de moyenne des maxima
- méthode de centre de gravité
- méthode des hauteurs pondérées

#### III.6.1 METHODE DU MAXIMUM:

Cette stratégie génère une commande qui représente la valeur maximale de la fonction d'appartenance résultante issue de l'inférence. Cependant, cette méthode présente un certain inconvénient lorsqu'il existe plusieurs valeurs pour lesquelles la fonction d'appartenance résultante est maximale.

#### III.6.2 METHODE DE LA MOYENNE DES MAXIMA:

Cette stratégie génère une commande qui représente la valeur moyenne de toutes les valeurs pour lesquelles la fonction d'appartenance résultante est maximale.

#### III.6.3 METHODE DU CENTRE DE GRAVITE:

Cette méthode est la plus utilisée dans les contrôles flous, elle génère le centre de gravité  $\bar{y}$  de la fonction d'appartenance issue de l'inférence.

L'abscisse du centre de gravité peut être déterminé à l'aide de la relation suivante [53].

$$\bar{y} = \frac{\int y \cdot \mu_{\text{res}}(y) \cdot dy}{\int \mu_{\text{res}}(y) \cdot dy} \quad (\text{III.6})$$

L'intégrale au dénominateur donne la surface, tandis que l'intégrale au numérateur correspond au moment de la surface.

La détermination du centre de gravité nécessite une envergure de calcul assez importante, surtout pour l'exécution en temps réel. De ce fait, cette méthode est la plus coûteuse en temps de calcul.

**III.6.4.METHODE DES HAUTEURS PONDEREES:**

Au fond, cette méthode n'est rien d'autre qu'un cas particulier de la méthode du centre de gravité. Dans ce cas, nous choisissons comme fonctions d'appartenance pour la variable de sortie, des barres (rectangles de largeurs étroites), et nous aboutissons à une simplification notable de la détermination de l'abscisse du centre de gravité.

L'abscisse du centre de gravité se calcule alors à l'aide de la relation suivante [58].

$$\bar{y} = \frac{\sum_{i=1}^M \mu_i \bar{y}_i}{\sum_{i=1}^M \mu_i} \tag{III.7}$$

où M est le nombre de règles,  $\mu_i$  est le degré de confiance ou d'activation de la règle  $R_i$  et  $\bar{y}$  est l'abscisse du centre de gravité de l'ensemble flou de la variable de sortie associée à la règle  $R_i$ .

**III.7 APPLICATION DE LA LOGIQUE FLOUE POUR L'OPTIMISATION DE PUISSANCE DE GENERATEUR PHTOVOLTAIQUE. [69-73]**

Après avoir énoncé et défini les conceptions de base et les termes linguistiques utilisés en logique floue, on s'intéresse dans cette partie une application d'optimisation par logique floue d'un système de pompage photovoltaïque. Cette optimisation consiste en la maximisation de la puissance globale du GPV.

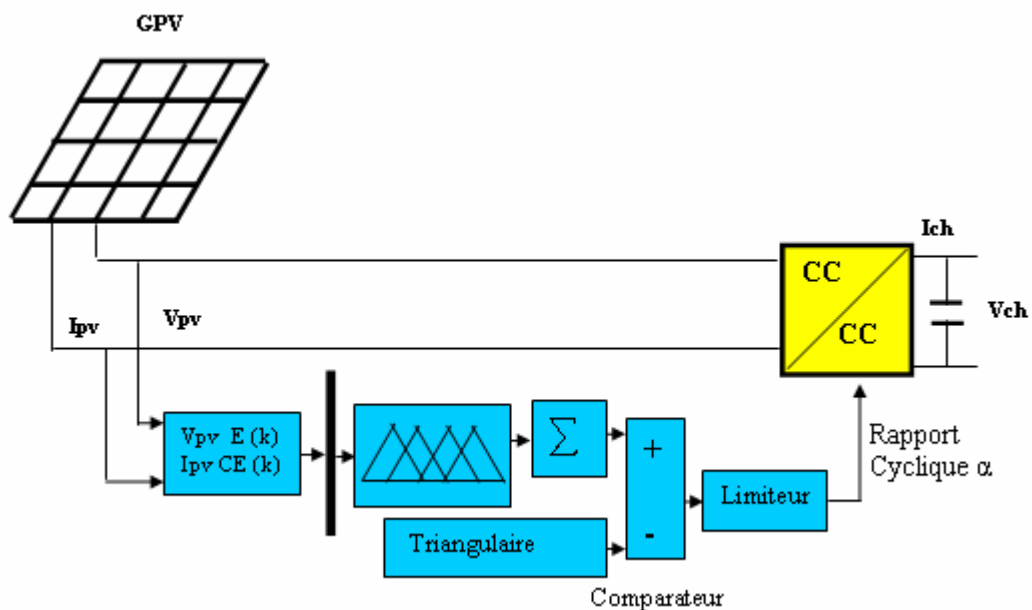


Fig. III.5 Structure globale de l'optimisation par logique floue

### III.7.1 DESCRIPTION DU REGULATEUR FLOU.

Le régulateur flou, proposé pour l'optimisation du système, est représenté par la fig.III.6. Il reçoit comme entrées l'erreur et la variation d'erreur du courant et de la puissance de générateur photovoltaïque  $E(k)$ ,  $CE(k)$  du système ; la sortie sera la variation du hacheur. On en déduit la nouvelle variation du rapport cyclique.

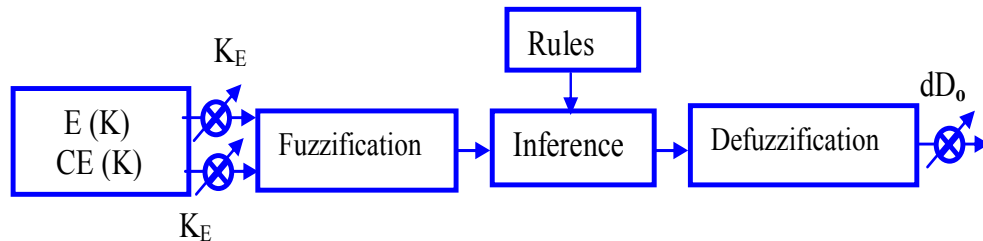


Fig.III.6 Schéma bloc d'une logique floue.

D'après ce schéma, le système est composé:

- d'un bloc de calcul de l'erreur et la variation de l'erreur au cours du temps ( $CE(k)$ )
- des facteurs d'échelle associés à l'erreur, à sa variation et à la variation de la commande ( $dD$ );
- des règles d'inférence floue;
- d'un bloc de DEFUZZIFICATION utilisé pour convertir la variation de la commande en valeur numérique;
- d'un bloc sommateur.

Ces méthodes permettent de formuler un ensemble de décisions en termes linguistiques, utilisant les ensembles flous pour décrire les amplitudes de l'erreur et de sa variation et de la commande appropriée. En combinant ces règles, nous pouvons tracer des tables de décision permettant de donner les valeurs de la sortie du contrôleur correspondant aux situations d'intérêt [59], [60].

Les facteurs d'échelles doivent être choisis sur la base de l'étude du système de telle sorte que, lors des petits phénomènes transitoires, le domaine admissible pour l'erreur et sa variation ne soient pas dépassés.

Dans le cas du réglage par la logique floue, on utilise dans ce cas, des formes trapézoïdales et triangulaires pour les fonctions d'appartenance. Bien qu'ils n'existent pas de règles précises pour



la définition des fonctions d'appartenance, quelques directives générales sont données, afin de conduire à un choix convenable [61]:

En ce qui concerne les variables d'entrée, il faut éviter des lacunes ou un chevauchement insuffisant entre les fonctions d'appartenance de deux ensembles voisins. En effet, cela provoque des zones de non-intervention du régulateur (zones mortes), ce qui conduit le plus souvent à une instabilité du régulateur. De même, on évite un chevauchement trop important surtout, avec  $\mu=1$ , entre deux ensembles voisins.

Pour la variable de sortie, la présence des lacunes entre les fonctions d'appartenance admissibles, même souhaitées, comme il est montré au paragraphe (III.3.5); cela aboutit à une simplification notable de la détermination de l'abscisse du centre de gravité.

### III.7.2 LOI DE COMMANDE

Cette loi est fonction de l'erreur et sa variation ( $D=f(E, CE)$ ). Par conséquent, l'activation de l'ensemble des règles de décisions associées donne la variation de la commande  $dD$  nécessaire, permettant ainsi l'ajustement d'une telle commande  $D$ . Dans les cas simples, cette variation de la commande est obtenue par une simple lecture d'une table de décision définie hors ligne.

La forme de cette loi de commande est donnée par [62-63]:

$$D_{k+1} = D_k + K_{dD} \cdot dD_{k+1} \quad (\text{III.8})$$

Où  $K_{dD}$  est le gain associé à la commande  $D_{k+1}$  est la variation de la commande.

L'erreur  $E$  et la variation de l'erreur  $CE$  sont normalisées comme suit:

$$\begin{cases} X_E = K_E \cdot E \\ X_{CE} = K_{CE} \cdot CE \end{cases} \quad (\text{III.9})$$

Où  $K_E$  et  $K_{CE}$  sont les facteurs d'échelles (normalisation).

Nous faisons varier ces facteurs jusqu'à ce que nous aurons un phénomène transitoire de réglage convenable. En effet, ce sont ces derniers qui fixeront les performances de la commande.

### III.7.3 OPTIMISATION A CINQ CLASSES

Dans ce régulateur, l'intervalle d'intérêt de chaque variable d'entrée et de la variable de sortie est divisé en cinq classes, comme le montre la figure III.7.

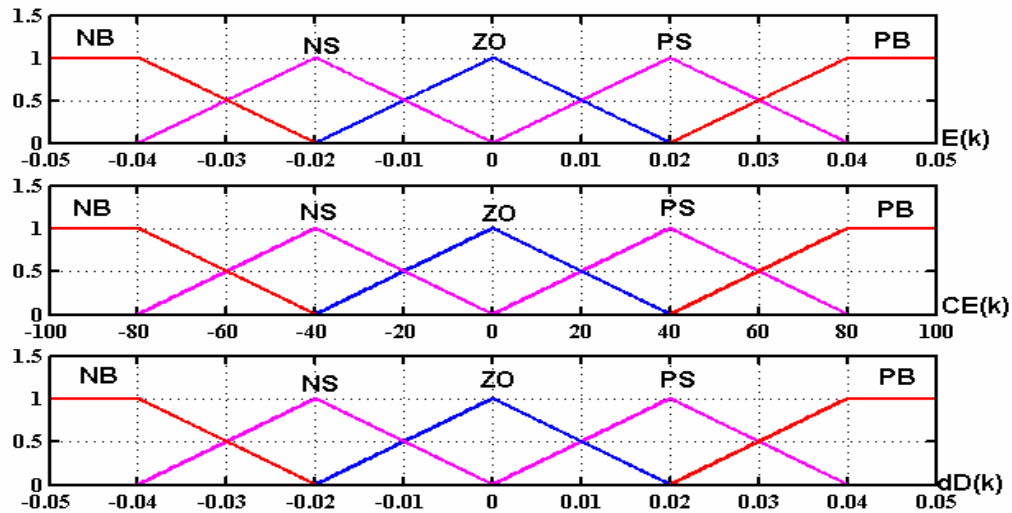


Fig. III.7 Fonction d'appartenance de chacune des variables linguistiques de l'erreur normalisée et de la variation de l'erreur normalisée

Les classes sont notées comme suit:

**NB** pour négatif grand, **NS** pour négatif petit, **ZE** pour environ zéro, **PS** pour positif petit, et **PB** pour positif grand.

Les règles floues permettent de déterminer le signal de sortie du régulateur en fonction des signaux d'entrée. Elles relient le signal de sortie aux signaux d'entrée par des conditions linguistiques prenant en compte l'expérience ou le savoir-faire acquis par un opérateur humain, en traduisant simplement des remarques de bon sens.

Par exemple, il est tout à fait clair que, si l'erreur est fortement négative et sa variation l'est aussi, le signal de commande doit l'être également. Au contraire, si l'erreur est environ nulle et sa variation aussi, il en sera de même de la commande. Maintenant, si l'erreur est environ nulle mais sa variation est fortement négative, ou si l'erreur est fortement négative mais sa variation est environ nulle, le signal de commande devra être fortement négatif [55].

Ces considérations conduisent à adopter une table de décision anti-diagonale, résumant les règles choisies; cette table qui figure dans le tableau (III.1) est appelée matrice de MACVICAR – WHELAN [54].

E(k)	CE(k)	NB	NS	ZE	PS	PB
NB		ZE	ZE	PB	PB	PB
NS		ZE	ZE	PB	PB	PB
ZE		PS	ZE	ZE	ZE	NS
PS		NS	NS	NS	ZE	ZE
PB		NB	NB	NB	ZE	ZE

Table. III.1 Table de règles à cinq classes

Le schéma de la figure (III.7) représente un système qui constitue un générateur photovoltaïque et un convertisseur DC-DC. L'optimisation de la puissance du panneau solaire est faite à l'aide d'un circuit de commande basé sur les données du générateur photovoltaïque et la technique de la logique floue à 5 classes selon les règles de la table (III.1).

Le régulateur de type MAMDANI à cinq classes possède des fonctions d'appartenances qui sont représenté dans la figure (III.6)

Les étapes de calcul des différentes commandes sont les suivantes [64-67] :

1. Echantillonnage de la sortie
2. Calcul de l'erreur notée E (K):

$$E(K) = \frac{P_{pv}(k+1) - P_{pv}(k)}{I_{pv}(k+1) - I_{pv}(k)} \quad (III.10)$$

3. Calcul de la variation de cette erreur notée CE (K):

$$CE(K) = E(K+1) - E(K) \quad (III.11)$$

4. Calcul des valeurs normalisées de E(K) et CE(K) par:

$$\begin{cases} X_E = K_E \cdot E \\ X_{CE} = K_{CE} \cdot CE \end{cases} \quad (III.12)$$

5. Calcul de la variation de la commande  $dD_i$  en suivant les étapes suivantes:

- **FUZZIFICATION:**

Calculer les degrés d'appartenance de E (K) et CE (K) pour les 5 classes à l'aide de leurs

fonctions d'appartenance.

**- INFERENCE FLOUE:**

Calculer, en utilisant la table des règles de la commande (Tab.III.1), les fonctions d'appartenance résultantes de la variable linguistique  $dD_i$  à chacune de ses classes.

**- DEFUZZIFICATION:**

Une réduction notable de l'envergure de calcul s'obtient par l'emploi de la méthode de centre de gravité, où nous définissons des fonctions d'appartenance de forme triangulaire sans chevauchement (figure III.6). Ainsi, selon l'équation III.8, l'abscisse du centre de gravité devient:

$$dD = \frac{\sum_{j=1}^n \mu(D_j) \cdot D_j}{\sum_{j=1}^n \mu(D_j)} \quad (\text{III.13})$$

Avec  $\mu(D_j)$ , le degré d'activation de la  $j^{\text{ième}}$  règle et  $D_j$  l'abscisse du centre de gravité de la  $j^{\text{ième}}$  classe.

6. Calcul de la valeur physique de la commande par: la formule (III.8)

7. Laisser la sortie évoluer jusqu'à la prochaine période d'échantillonnage et puis ré-exécuter toutes les règles.

### III.8 RESULTATS DE SIMULATION EN REGIME DYNAMIQUE

Les résultats de simulation illustrés par la fig.III.8 représente les allures des courants directs, en quadrature et statorique, ainsi que la tension et le courant délivré par le GPV.

A partir des caractéristiques ci-après et en vérifiant le principe de la commande vectorielle à flux rotorique orienté, on note que la valeur de flux rotorique directe est  $\Phi_{rd} = 0.96$  Wb et que le flux rotorique quadratique est  $\Phi_{rq} \approx 0$ Wb. Les figures (III.8.a-f), sont semblables à celles obtenues au chapitre I.

On choisit les deux coefficients,  $K_E$  (l'erreur) et  $K_{CE}$  (la variation d'erreur), pour permettre de changer la sensibilité du régulateur floue sans en changer la structure. Ce sont ces derniers qui fixeront les performances de l'optimisation et la forme des différentes grandeurs, que ce soit au niveau d'ondulation ou du temps de réponse. Dans ce cas, on prend  $K_E = 1000$  et  $K_{CE} = 0.01$ .

Tous les grandeurs (vitesse, tension et courant du GPV), se stabilisent après un temps de réponse  $\Delta t = 0, 3$  s, après chaque niveau d'éclairement appliqué. Ainsi on constate qu'il y a une oscillation pour les différents grandeurs à cause de la technique du MPPT et de la fréquence du hachage, mais on constate qu'il y a une amélioration remarquable, que ce soit au niveau de temps de réponse du système ou de l'amplitude d'ondulation par rapport à la méthode de l'incrémental de la conductance.

Si nous appliquons, chaque 1.5 s, trois niveaux d'éclairement tels que  $G=1000$  W/m<sup>2</sup>,  $G=300$  W/m<sup>2</sup> et  $G=500$  W/m<sup>2</sup> successivement avec une température constante de  $T=25^{\circ}\text{C}$ , selon les résultats de simulation illustrés sur les figures III.8.a-f, on remarque une augmentation remarquable (tension, courant de GPV et vitesse) comparativement avec celles non optimisées pour les deux niveaux d'éclairement appliqués.

Au premier palier d'éclairiments, l'optimisation n'a presque aucun effet sur les différentes grandeurs étudiées. Une diminution brusque d'éclairement à 300W/m<sup>2</sup> ferait chuter la vitesse d'environ 92.93 rad/sec et la valeur du courant de moitié, alors que l'optimisation augmenterait les différentes grandeurs (tension puissance, vitesse), d'environ 67.27%, 63.1%, et 30.37% respectivement. Pour le troisième palier d'éclairement (500W/m<sup>2</sup>), l'optimisation augmenterait les différentes grandeurs (tension puissance, vitesse) mais de façon plus réduite par rapport au deuxième palier, d'environ 47.63%, 42.27%, et 17.1%, respectivement. On remarque que le gain du hacheur, ajusté par régulateur flou, oscille autour d'une valeur moyenne ; il est légèrement inférieure au gain optimal réel, surtout pour les faibles éclairiments (erreur d'environ 0.15). Mais à partir de 700 W/m<sup>2</sup>, l'erreur diminue et devient égale à 0.05 environ. On fait les mêmes remarques pour la puissance délivrée par GPV. Donc l'optimisation est meilleure pour les faibles éclairiments, jusqu'à 800 W/m<sup>2</sup>, elle sera presque non observable pour des éclairiments supérieurs à 925 W/m<sup>2</sup>.

La comparaison des résultats obtenus par simulation avec ceux obtenus par K. Benlarbi [59] (Fig.III.9) confortent ceux qu'on a obtenu, en régime dynamique et permanent. Le travail de Belarbi étant l'optimisation du rendement global du système ( $\eta=K_p\omega^3/G.A$ ) par la maximisation de la puissance de la pompe centrifuge pour une valeur donnée de l'éclairement qui varie lentement. Il prend comme entrées la vitesse et le rendement et la sortie est le rapport cyclique enfin en déduire la vitesse optimal de référence. L'inconvénient de cette méthode est que le rendement ne sera pas bien estimé à cause de l'influence de plusieurs paramètres (électriques et mécaniques du groupe motopompe et des deux convertisseurs statiques...)

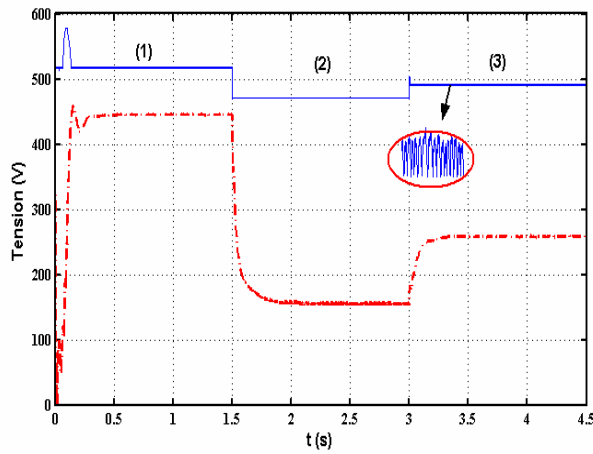


Fig. III.8.a.  $V_{pv}(t)$

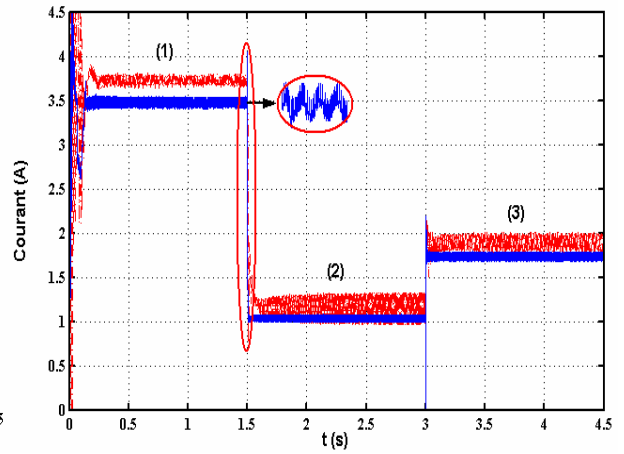


Fig. III.8.b.  $I_{pv}(t)$

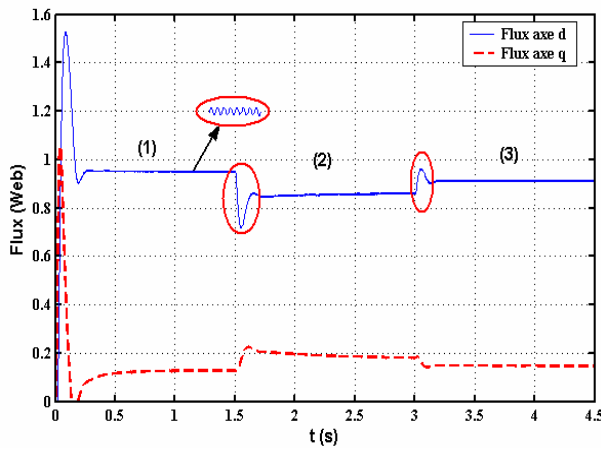


Fig. III.8.c.  $\Phi_{rd}(t)$  ,  $\Phi_{rq}(t)$

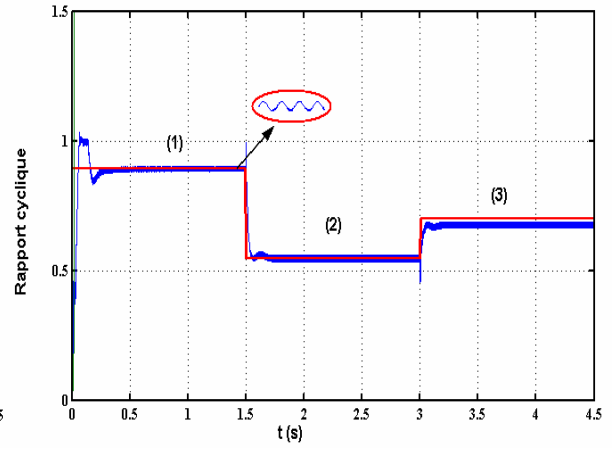


Fig. III.8.d. (t)

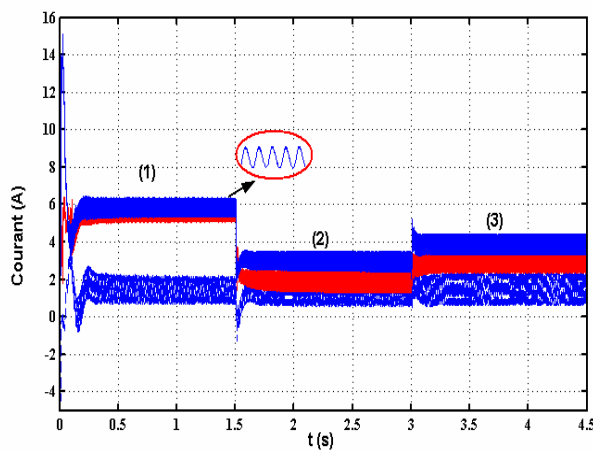


Fig. III.8.e.  $I_{sd}(t)$  ,  $I_{sq}(t)$

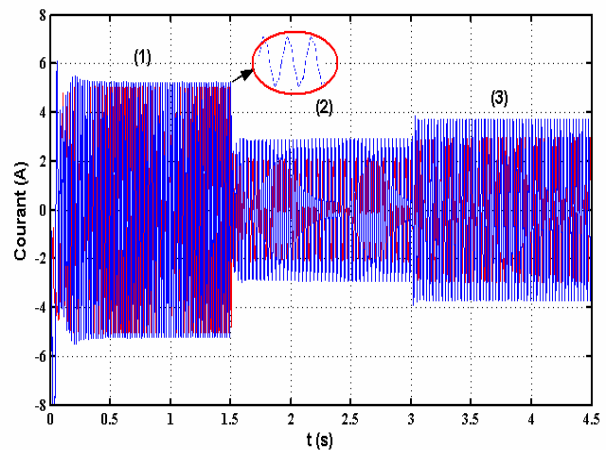


Fig. III.8.f.  $i_{sa}(t)$

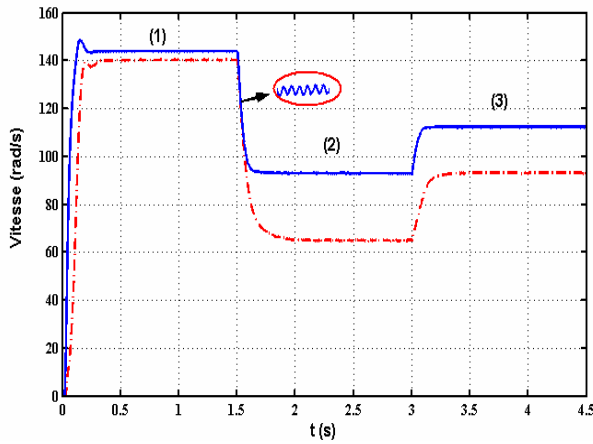


Fig. II.6.g.  $\omega (t)$

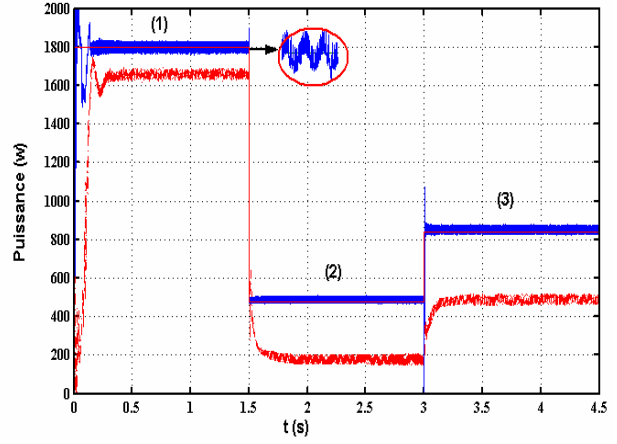


Fig. II.6.h.  $P_{pv}(t)$

Fig.III.8. Résultats de simulation des différentes grandeurs du système de pompage photovoltaïque (T=25°C). --- Avant optimisation \_\_\_ Après optimisation

(1)  $G=1000 \text{ W/m}^2$ , (2)  $G=300 \text{ W/m}^2$ , (3)  $G=500 \text{ W/m}^2$

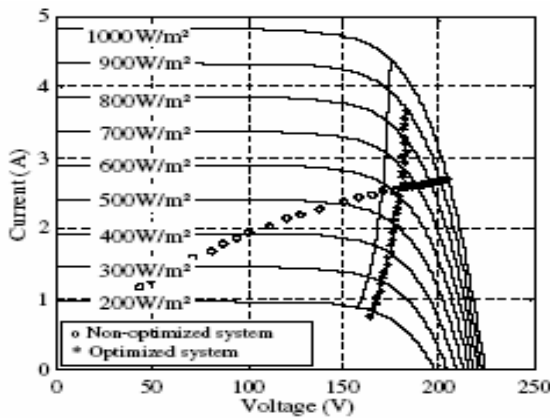


Fig.III.9.a. Point de fonctionnement

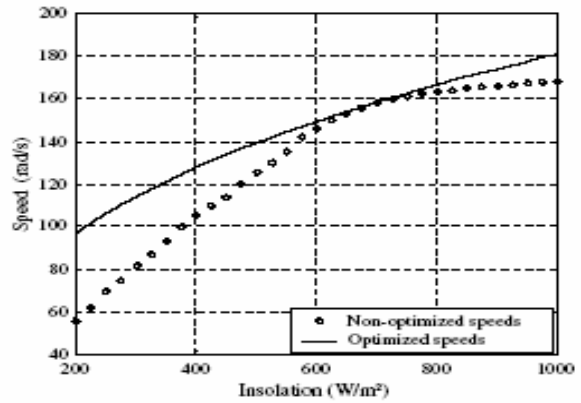


Fig. III.9.b.  $\omega (G)$

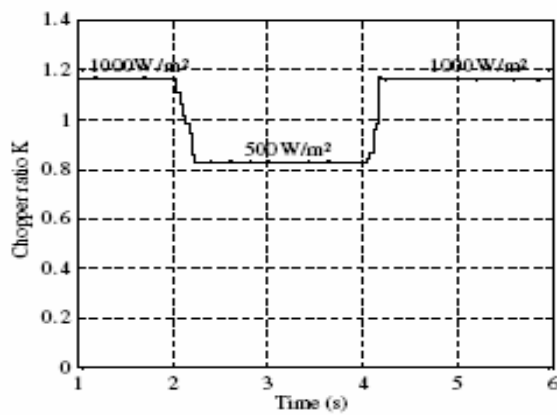


Fig. III.9.c.D (t)

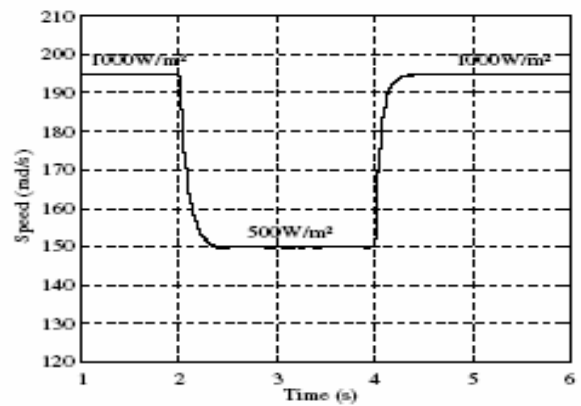


Fig. III.9.d.  $\omega (t)$

Fig.III.9. Résultats de simulation des différentes grandeurs du système de pompage

### III.9. RESULTATS DE SIMULATION EN REGIME PERMANENT.

La figure III.10 représente les différentes grandeurs du système de pompage photovoltaïque en régime permanent pour une plage de l'éclairement entre  $200 \text{ W/m}^2$  et  $1000 \text{ W/m}^2$  et une température constante de  $25^\circ\text{C}$

Le fonctionnement du système est amélioré par l'utilisation de la technique de logique floue, où le MAS est alimenté par des tensions plus proches des valeurs nominales. L'effet de la technique par rapport à l'incrémentation de conductance que nous avons étudié au chapitre II est plus précis, que ce soit en régime dynamique ou permanent.

La tension d'alimentation à couplage direct est différente de la tension optimale mais, de  $850 \text{ W/m}^2$  jusqu'à  $1000 \text{ W/m}^2$ , elle est plus proche de la valeur optimale, avec une valeur d'environ  $510 \text{ V}$ .

A partir de la caractéristique du rapport cyclique du hacheur en fonction de l'éclairement, on note principalement que le convertisseur DC-DC et de type survolteur, étant donné que la gamme de variation entre  $0.46$  et  $0.89$ , pour une plage d'éclairement entre  $200 \text{ W/m}^2$  et  $1000 \text{ W/m}^2$ .

Les puissances obtenues par la technique du MPPT ont des valeurs élevées, ce qui nous permet de dire que le fonctionnement du système est parfait. Ainsi, la puissance globale délivrée par le générateur photovoltaïque est bien exploitée.

Le rendement du générateur est amélioré par rapport au couplage direct ; il est maximum et du même ordre de grandeur que celui du générateur photovoltaïque (environ  $10\%$ ).

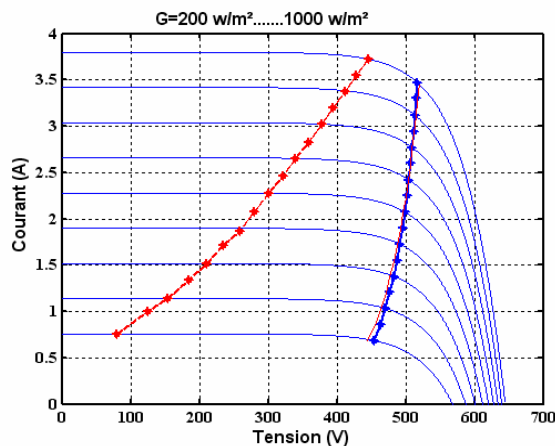


Fig.III.10.a. Point de fonctionnement

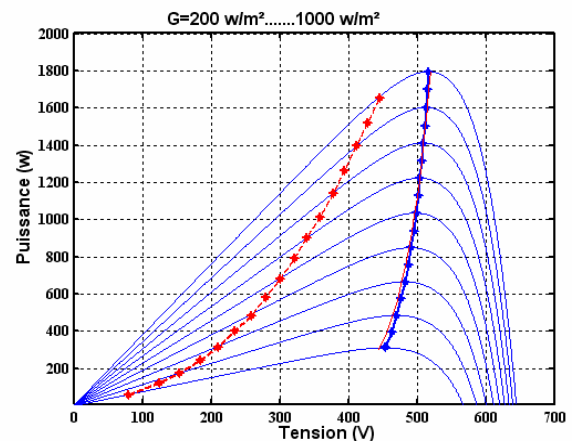


Fig.III.10.b. Rapport cyclique (%).



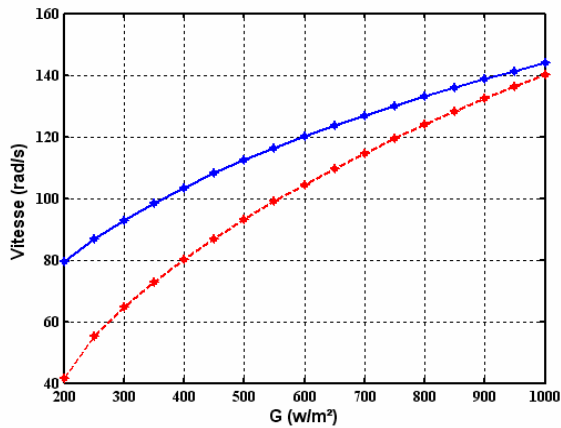


Fig. III.10.c. W (G)

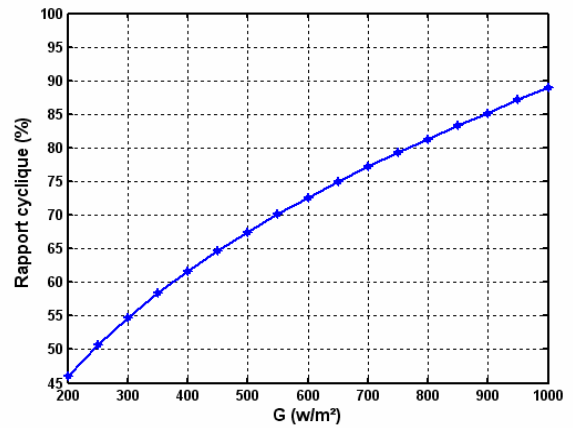


Fig. III.10.d. Rapport cyclique (%).

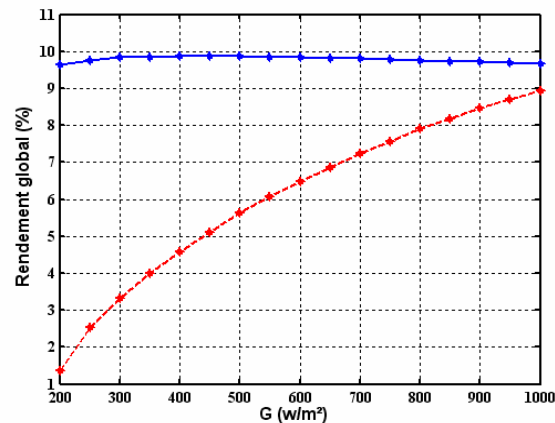


Fig. III.10.e. Rendement global (%)

Fig. III.10. Résultats de simulation des différentes grandeurs du système de pompage photovoltaïque (T=25°C). -- - Avant optimisation \_\_\_ Après optimisation

### III.10. COUPLAGE DU GROUPE MOTOPOMPE AVEC LES GENERATEURS (PHOTOVOLTAÏQUE ET EOLIEN).

Dans cette partie, nous avons traité le cas qui a été étudié dans le chapitre II, paragraphe 4, où la puissance totale délivrée est la somme de celle des deux générateurs. Nous avons testé l'efficacité de la technique de la logique floue, coté photovoltaïque, pour les deux paliers étudiés auparavant. Nous avons constaté qu'avec cette technique d'optimisation, le temps de réponse est court par rapport à celui étudié auparavant (méthode INC) et la puissance totale (délivrée par les deux générateurs) oscille autour du point de puissance optimale. On remarque aussi que lors d'une variation brusque de l'éclairement, il y a amélioration au niveau des ondulations (diminution) (voir Fig. III.11)

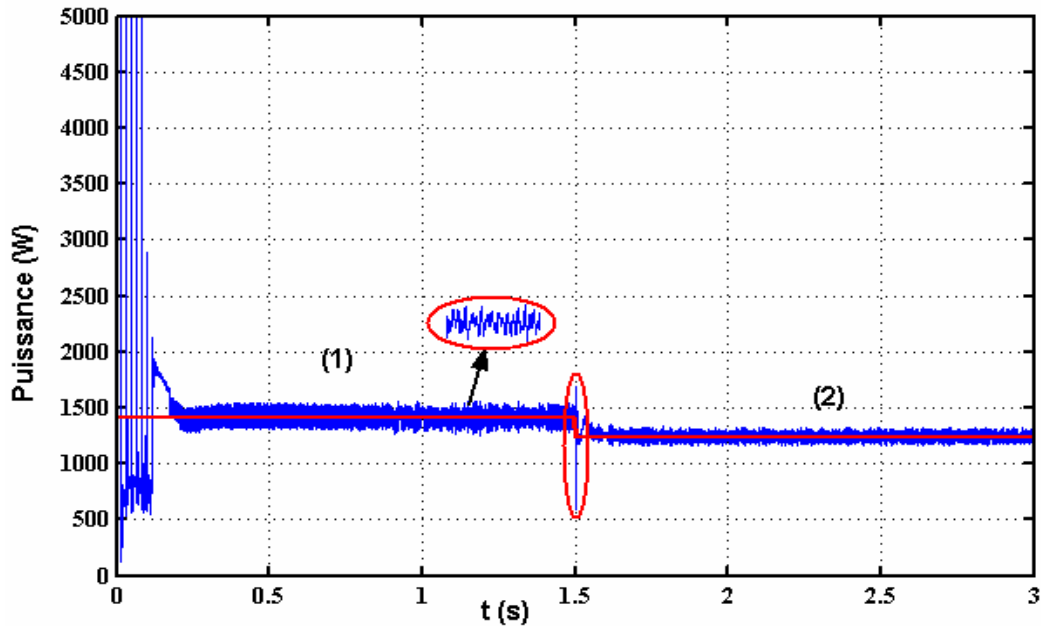


Fig.II.11. Résultats de simulation des différentes grandeurs du système de pompage hybride.  
 (1)  $G = 300 \text{ W/m}^2, V_{\omega}=8\text{m/s}$ , (2)  $G = 500 \text{ W/m}^2, V_{\omega}=6\text{m/s}$  Après optimisation

### III.11. CONCLUSION.

Dans ce chapitre on a introduit brièvement la logique floue. On a présenté une simple loi d'optimisation floue permettant une maximisation de la puissance du générateur photovoltaïque qui est basée sur la variation de puissance de ce dernier par rapport à la variation de courant.

Dans ce travail d'optimisation de la puissance du GPV, nous avons choisi comme variables d'entrées les paramètres du GPV ( $I_{pv}$ ,  $V_{pv}$ ) afin d'éviter l'influence due aux variations des différentes grandeurs du système (grandeurs électriques et mécaniques du groupe motopompe et des deux convertisseurs statiques...).

Les résultats de simulation prouvent que ce système peut s'adapter aux incertitudes et donner une réponse rapide et une bonne performance en régime transitoire, peu sensible aux variations des perturbations externes. Toutefois, il y a un inconvénient qui réside dans le temps de calcul qui est relativement grand.

Dans le chapitre suivant, on présentera une autre technique basée sur l'intelligence artificielle, à savoir, les réseaux de neurones et leur application pour l'optimisation du système de pompage.

## ***CHAPITRE IV***

# **OPTIMISATION DU SYSTEME HYBRIDE DE POMPAGE PAR RESEAUX DE NEURONES**

## **IV.1 INTRODUCTION**

Les réseaux neuroniques ou de neurones sont des modèles mathématiques et informatiques, des assemblages d'unités de calcul appelés neurones formels, et dont l'inspiration originelle était un modèle de la cellule nerveuse humaine. Cet héritage de la neuro-biologie forme une composante importante de la matière, et le souci de maintenir une certaine correspondance avec le système nerveux humaine, a animé et continué à animer une part importante des recherches dans le domines [74]

Centré sur les architecture de Mc. Culloch et W. Pitts(1943) et les règles de Hebb qui fournissent une explication synoptique de mécanisme d'apprentissage , Rosenblatt,Minski et Papert ressortirent au début des années soixante le célèbre perceptron ,qui comprend trois éléments principaux (une cellule d'entrée, autre d'association joue le rôle d'une mémoire , et une dernière de décision ).En 1982, Hopfield détaille dans un article le bon usage des réseaux de neurones formels, en s'appuyant sur l'organisation en couches et la simulation numérique sur ordinateur [75],[76].

C'est dans ce contexte qu'on va utiliser cette technique de l'intelligence artificielle, pour optimiser un système photovoltaïque [79].

Le quatrième chapitre du présent mémoire se compose de deux parties :

- La première consiste en un aperçu sur les réseaux de neurones, leur définition, architecture, ainsi que sur l'opération d'apprentissage qui est l'étape la plus importante dans la construction de réseaux de neurones.
- La deuxième partie traitera l'opération d'optimisation par réseaux de neurones d'un système photovoltaïque lors de changement brusque d'éclairement.

Des résultats de simulation de cette opération d'optimisation seront présentés et discutés à la fin de ce chapitre.

## **IV.2 ELEMENTS DE BASE**

### **IV.2.1 DEFINITION**

Les cellules nerveuses, appelés neurones, sont les éléments de base du système nerveux central .Celui-ci posséderait environ cent milliard .Les neurones possèdent de nombreux ponts communs dans leur organisation générale et leur système biochimique avec les autres cellules.Ils présentent

cependant des caractéristiques qui leur sont propres et se retrouvent au niveau des cinq fonctions spécialisées qui'ils assurent [74-76]

- Recevoir des signaux en provenance de neurones voisins,
- Intégrer ses signaux,
- Engendrer in influx nerveux,
- Le conduire,
- Le transmettre à un autre neurone capable de le recevoir,

Un réseau de neurones est une implémentation artificielle des mécanismes de base observés dans le cerveau, entre neurones, dendrites et synapses. Chaque réseau est constitué par un ensemble d'unités élémentaires interconnectées fonctionnant en parallèle. Chaque élément est capable de réaliser quelques calculs élémentaires selon l'information reçus.

#### IV.2.2 STRUCTURE DES NEURONES

Un neurone es constitué de trois partie : le corps cellulaire, les dendrites et l'axone.

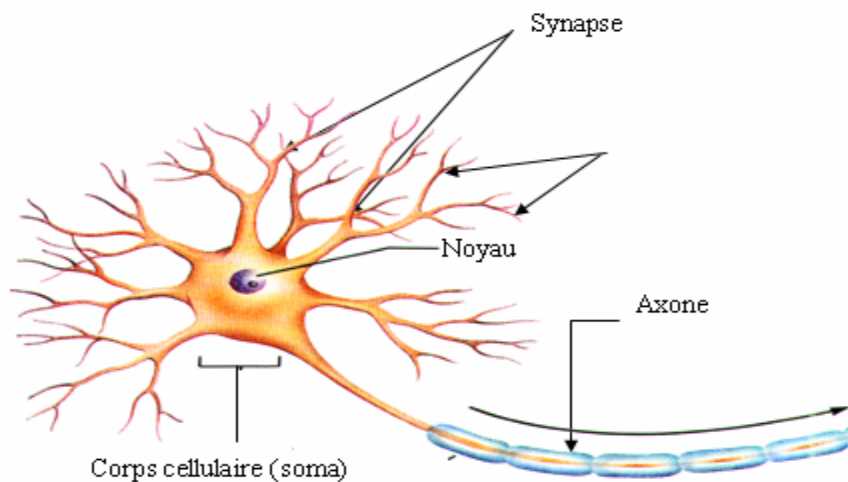


Fig. IV.1. Neurone biologique.

#### IV.3 MODELISATION

La première modélisation d'un neurone date des années quarante .Elle a été présentée par Mac Culloch et Pitts. S'inspirant de leur travaux sur les neurones biologiques ,ils ont proposé le modèle suivant :un neurones formel fait une somme pondérée des potentiels d'action qui lui parviennent (*chacun des potentiels est une valeur numérique qui représente l'état du neurones*

qui l'a émis), puis s'active suivant la valeur de cette sommation pondérée. Si cette somme dépasse un certain seuil, le neurone est activé et transmet une réponse (sous forme de potentiel d'action) dont la valeur est celle de son activation, si le neurone n'est activé pas il ne transmet rien. [77]

La fonction des transferts est un simple effet de seuil. Alors, si une cellule « j » est reliée à « n » autres cellules, le neurone formel donné par la figure (IV.2), effectue une somme pondérée des « n » entrées, augmentée d'une entrée externe désignant le seuil du neurone « j ». Le tout est suivi d'un élément de décision qui représente la fonction d'activation non linéaire qui détermine la sortie du neurone. La fonction de décision peut avoir les formes les plus utilisées données par la figure (V.2)

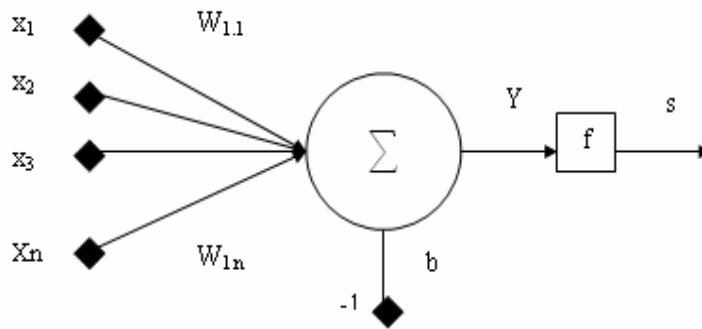


Fig.IV.2. Modèle d'un neurone artificiel.

Les entrées du neurone sont désignées par  $x_i$  ( $i=1 \dots n$ ). Les paramètres  $W_i$  reliant les entrées aux neurones sont appelés poids synaptiques ou tout simplement poids. La sortie du neurone est donnée par :

$$Y = \sum_{j=1}^n W_j \cdot X^T - b \tag{IV.1}$$

Et la sortie de neurones «  $S_j$  » est donnée par :

$$S_j = f(Y) = f\left(\sum_{i=1}^n W_{ij} \cdot x_i - b\right) \tag{IV.2}$$

$b$  : est appelé biais du neurone

$S$ : le nombre de neurones d'une même couche

$i$ : le premier indice (rangée) désigne toujours le numéro de neurone sur la couche.

$j$ : le deuxième indice (colonne) spécifie le numéro de l'entrée

Que l'on peut aussi écrire sous forme matricielle:

$$W = \begin{bmatrix} W_{1,1} & W_{1,2} & \dots & W_{1,n} \\ W_{2,1} & W_{2,2} & \dots & W_{2,n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ W_{s,1} & W_{s,2} & \dots & W_{s,n} \end{bmatrix} \quad (IV.3)$$

X: est de dimension matricielle (n×1), W: dimension (s×n)

Cette sortie correspond à une somme pondérée des poids et des entrées moins le biais *b* du neurone. Le résultat S de la somme pondérée s'appelle le niveau d'activation du neurone. Le biais *b* s'appelle aussi le seuil d'activation du neurone. Lorsque le niveau d'activation atteint ou dépasse le seuil *b*, alors l'argument de *f* devient positif (ou nul). Sinon, il est négatif [79].

### IV.4 FONCTION D'ACTIVATION

La fonction d'activation définit l'état du neurone en fonction de son entrée totale. Elle présente la relation qui lie l'ensemble des potentiels d'activation et décision du neurone. La figure (IV.3) donne quelques fonctions d'activations les plus utilisées [75]:

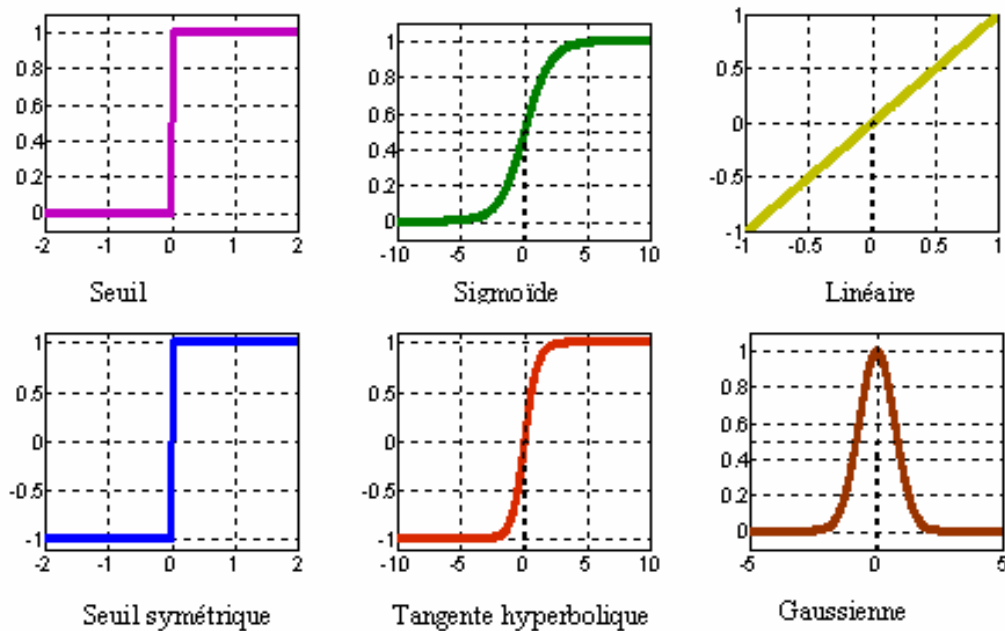


Fig.IV.3.Fonctions d'activations

## **IV.5 STRUCTURE D'INTERCONNEXION**

### **IV.5.1 RESEAU MULTICOUCHE**

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. Habituellement, chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante et 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 et donc définir les concepts de neurone d'entrée, neurone de sortie. Par extension, 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 appelés couches cachées [74,75].

### **IV.5.2 RESEAU CONNEXIONS LOCALES**

Il s'agit d'une structure multicouche, mais qui à l'image de la rétine, conserve une certaine topologie. Chaque neurone entretient des relations avec un nombre réduit et localisé de neurones de la couche avale. Les connexions sont donc moins nombreuses que dans le cas d'un réseau multicouche classique [79].

### **IV.5.3 RESEAU A CONNEXION DYNAMIQUE (RECURRENTES)**

Un réseau de ce type signifie qu'une ou plusieurs sorties de neurones d'une couche aval sont connectées aux entrées des neurones de la couche amont ou de la même couche. Ces connexions récurrentes ramènent l'information en arrière par rapport au sens de propagation défini dans un réseau multicouche

### **IV.5.4 RESEAU À CONNEXION COMPLEXE**

Chaque neurone est connecté à tous les neurones du réseau y compris lui-même ; c'est la structure d'interconnexion la plus générale [79].

### **IV.5.5 RESEAUX DE NEURONES A ARCHITECTURE EVOLUTIVE**

Ces réseaux de neurones changent leurs structures internes pendant l'utilisation (augmentation ou diminution du nombre de neurones) [75].



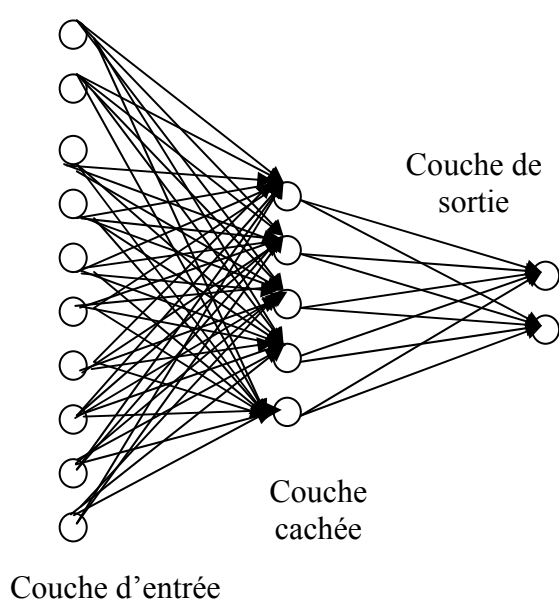


Fig.IV.4a. Réseau multicouche classique

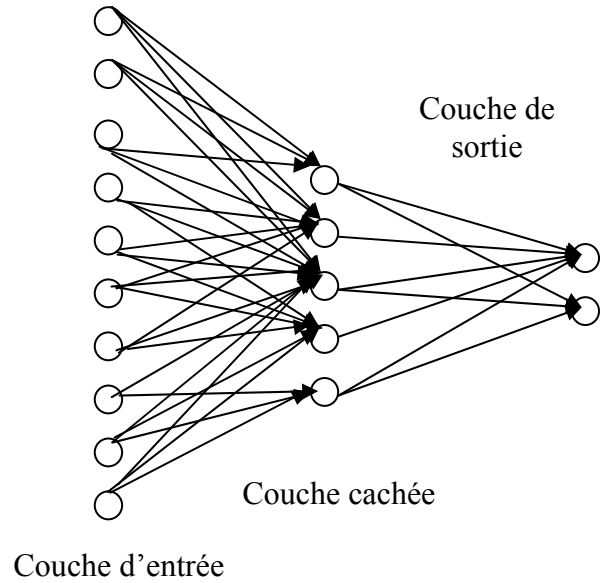


Fig.IV.4b. Réseau multicouche à connexions complexes

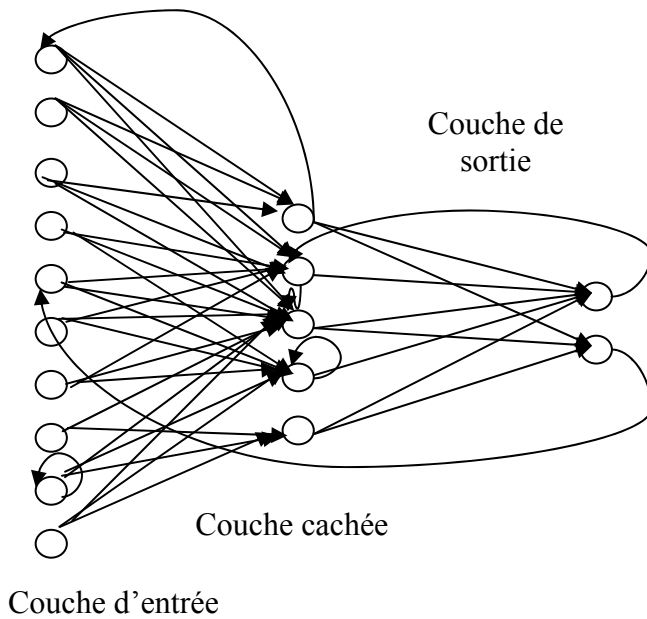


Fig.IV.4c. Architecture d'un réseau récurrent multicouche

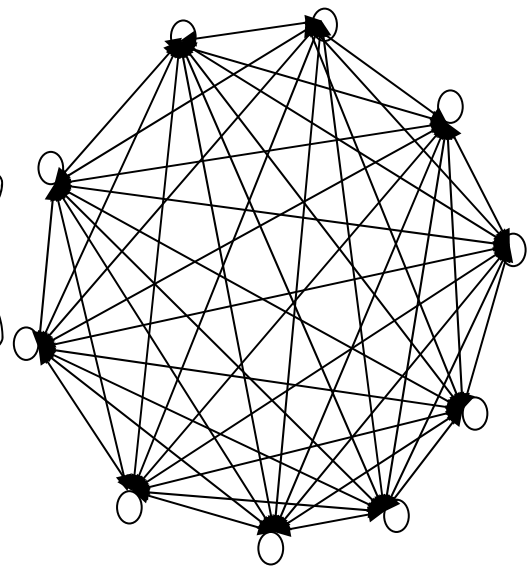


Fig.IV.4d. Réseau à connexions complexes

Fig. IV.4. Les différentes formes de connexions de réseau de neurone

## IV.6. PROCESSUS D'APPRENTISSAGE

La première règle d'apprentissage a été formulée de façon qualitative par HEBB en 1949 grossièrement, il s'agissait de renforcer la connexion reliant deux neurones à chaque fois qu'ils

étaient actifs simultanément. L'autre modèle de règle d'apprentissage est basé sur l'idée de réduire progressivement la différence entre la sortie obtenue et la sortie désirée, c'est la règle du Perceptron, ou la règle de Widrow-Hoff, établie en 1960

- Apprentissage supervisé
- Apprentissage semi- supervisé
- Apprentissage non supervisé

Une fois la structure fixée, il faut par la processus d'apprentissage, par lequel les poids vont être ajustés de manière à satisfaire d'optimisation [76], [77]

Prenons le cas de l'identification d'un processus qui comporte trois entrées et une sortie

L'apprentissage va se faire sur un ensemble de  $(x_1^0, x_2^0, y_s)$ .

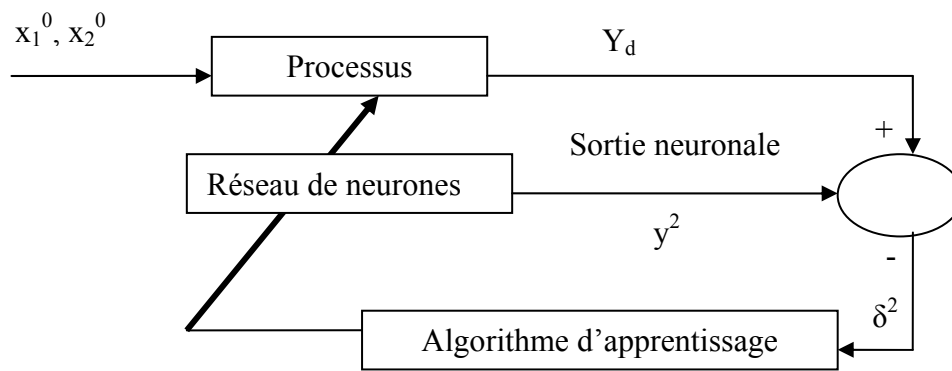


Fig. IV.5. Schéma synoptique du procédé d'apprentissage

Pour chaque triplet, l'erreur globale entre les deux sorties, celle désirée  $y_d$  (sortie du processus) et celle du réseau de neurones, est calculée. Elle est utilisée pour corriger les poids de la couche de sortie puis, par sa rétropropagation, des erreurs intermédiaires correspondant aux couches cachées sont ainsi calculées et permettent l'ajustement des poids  $w_{ij}^m$  de ces couches en utilisant une multitude d'algorithmes d'apprentissage. Cette procédure est répétée jusqu'à ce qu'un critère de performance soit satisfait ou, jusqu'à ce qu'on atteigne un nombre maximal d'itérations fixé au début. Une fois la procédure d'apprentissage est achevée, les coefficients synaptiques prennent des valeurs optimales au regard des configurations mémorisées et les réseaux peuvent être opérationnels [77], sinon on doit changer la structure du réseau ou encore le nombre de neurones par couche.

En phase d'utilisation, les performances du réseau de neurones sont évaluées à l'aide d'un ensemble d'exemples dit ensemble de test.

## IV.7. APPRENTISSAGE D'UN RESEAU DE NEURONES PAR RETROPROPAGATION

Comme on l'a déjà mentionné, l'apprentissage consiste à ajuster les paramètres du réseau de neurones pour que ses sorties soient suffisamment proches des sorties désirées pour un ensemble d'échantillons dit ensemble d'entraînement, et cela pour qu'il soit capable de reconnaître des exemples n'appartenant pas nécessaires pour effectuer cette reconnaissance : [78]

-détermination de la topologie du réseau de neurone.

-définition des règles d'apprentissage.

La première étape consiste à définir un ensemble de paramètres (poids) ajustables, leur répartition sur les couches du réseau de neurones, et la relation entre les entrées et les sorties. Par contre, la deuxième traite l'adaptation de ces paramètres.

La rétropropagation est une technique de calcul des dérivées qui peut être appliquée à n'importe qu'elle structure de fonction dérivables .mathématiquement, cette méthode est basée sur l'algorithme de la descente du gradient. Et utilise les règles de dérivation composée. Dans cette méthode, de même que l'on est capable propager un signal provenant des neurones d'entrées vers la couche de sortie on peut, en suivant le chemin inverse, rétropropagation l'erreur commise en sortie vers la couches cachées, d'où le nom rétropropagation [74] [77] [58]

On présente, dans ce qui suit un exemple d'un algorithme de rétropropagation, basé sur la méthode de gradient.

Soit un perceptron multicouches à deux entrées et une seule sortie composée de deux couches.

L'activité de neurone  $j$  de la couche  $m$  est représentée par l'équation suivante :

$$x_j^m = \sum_{i=0}^{n_{m-1}} w_{ij}^m y_i^{m-1} \quad (\text{IV.4})$$

Où  $n_{m-1}$  est le nombre de neurones de la couche  $m-1$

Et la couche du neurone  $j$  de la couche  $m$  est :

$$y_j^m = f(x_j^m) \quad (\text{IV.5})$$

On dispose d'un ensemble d'apprentissage qui est un ensemble des couples (entrées/sorties) composé de  $n_e$  échantillons. L'objectifs est d'adapter les poids  $w_{ij}^m$  de façon à minimiser l'erreur quadratique globale  $\varepsilon$  sur l'ensemble d'apprentissage, sachant que [79]-[77] :

$$\varepsilon = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{n_e} (y^d(k) - y^2(k))(y^d(k) - y^2(k)) \quad (\text{IV.6})$$

Ou :

$y^d$  : est le vecteur de sortie désiré (sortie du processus)

$y$  : est le vecteur de sortie du réseau de neurones.

$n_e$  : est le nombre d'échantillons de l'ensemble d'apprentissage.

Les poids  $w_{ij}^m$  vont être ajustés par une variation  $\Delta w_{ij}^m$  la direction optimale est donnée par l'opposé du gradient de l'erreur par rapport aux poids, on peut écrire :

$$\begin{aligned} \Delta w_i^2 &= -\vartheta \frac{\partial \varepsilon}{\partial w_i^2} \\ &= -\frac{1}{2} \vartheta \sum_{k=1}^{n_e} \frac{\partial}{\partial w_i^2} ((y^d(k) - y^2(k)))((y^d(k) - y^2(k))) \quad (IV.7) \\ &= \vartheta \sum_k ((y^d(k) - y^2(k))) \frac{\partial y^2(k)}{\partial w_i^2} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial y^2(k)}{\partial w_i^2} &= \frac{\partial}{\partial w_i^2} \left( f^2 \left( \sum_{i=0}^{n_m-1} w_i^2 y_i^1(k) \right) \right) \\ &= f^2(x^2(k)) \frac{\partial}{\partial w_i^2} \left( \sum_{i=0}^{n_m-1} w_i^2 y_i^1(k) \right) \quad (IV.8) \\ &= f^2(x^2(k)) y_i^1(k) \end{aligned}$$

$$\Delta w_i^2 = \vartheta \sum_{k=1}^{n_e} ((y^d(k) - y^2(k))) f^2(x^2(k)) y_i^1(k) \quad (IV.9)$$

$$\begin{aligned} \Delta w_i^2 &= -\vartheta \frac{\partial E}{\partial w_i^2} = -\frac{1}{2} \sum_k \frac{\partial}{\partial w_i^2} ((y^d(k) - y^2(k)))((y^d(k) - y^2(k))) \\ &= \vartheta \sum_k ((y^d(k) - y^2(k))) \frac{\partial y^2(k)}{\partial w_i^2} \quad (IV.10) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial y^2(k)}{\partial w_i^2} &= \frac{\partial}{\partial w_i^2} \left( f^2 \left( \sum_{i=0}^3 w_i^2 y_i^1(k) \right) \right) \\ &= f^{2'}(x^2(k)) \frac{\partial}{\partial w_i^2} \left( \sum_{i=0}^3 w_i^2 y_i^1(k) \right) \quad (IV.11) \end{aligned}$$

$$\Delta w_i^2 = \vartheta \sum_k \frac{\partial}{\partial w_i^2} ((y^d(k) - y^2(k))) f^{2'}(x^2(k)) y_i^1(k) \quad (IV.12)$$

De même pour la couche cachée on obtient

$$\begin{aligned}
 \Delta w_{ij}^1 &= \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}^1} \\
 &= -\frac{1}{2} \eta \sum_{k=1}^{n_e} \frac{\partial}{\partial w_{ij}^1} ((y^d(k) - y^2(k))((y^d(k) - y^2(k)))) \\
 &= \eta \sum_{k=1}^{n_e} ((y^d(k) - y^2(k))) \frac{\partial y^2(k)}{\partial w_{ij}^1} \\
 &= \eta \sum_k (y^d(k) - y^2(k)) \left( \sum_{j=1}^{n_m} \frac{\partial y^2(k)}{\partial x_j^1(k)} \frac{\partial x_j^1(k)}{\partial w_{ij}^1(k)} \right)
 \end{aligned} \tag{IV.13}$$

$$\Delta w_{i,j}^1 = \eta \sum_{k=1}^{n_e} \sum_k ((y^d(k) - y^2(k))) f^{2'}(x^2(k)) w_j^2 f^1(x_j^1(k)) y_i^0(k) \tag{IV.14}$$

On peut introduire l'erreur élémentaire a la couche m par  $\delta_j^m(k)$ , on a alors :

$$\begin{cases} \delta_j^2(k) = ((y^d(k) - y^2(k))) f^{2'}(x^2(k)) \\ \Delta w_{ij}^2 = \eta \sum_k \delta_j^2(k) y_i^1(k) \end{cases} \tag{IV.15}$$

De même

$$\begin{aligned}
 \delta_j^2(k) &= ((y^d(k) - y^2(k))) f^{2'}(x^2(k)) w_j^2 f^1(x_j^1(k)) \\
 &= \delta^2(k) w_j^2 f^1(x_j^1(k))
 \end{aligned} \tag{IV.16}$$

$$\Delta w_{ij}^1 = \eta \sum_k \delta_j^1(k) y_i^0(k) \tag{IV.17}$$

On peut montrer aussi que la relation générale de l'erreur élémentaire et de variation des poids de toute couche m différente de la couche de sortie pour un perceptron multicouche à j sorties est

$$\delta_j^{m-1}(k) = \sum_{j=1}^{n_m} \delta_j^m(k) w_{ij}^m(k) f^{(m-1)'}(x_j^{m-1}(k)) \tag{IV.18}$$

$$\Delta w_{ji}^{m-1} = \eta \sum_k \delta_j^{m-1}(k) y_i^{m-2}(k) \tag{IV.19}$$

Pour la couche de sortie, on a dans ce cas :

$$\Delta w_{i,j}^1 = \eta \sum_{k=1}^{n_e} \sum_k ((y^d(k) - y^2(k))) f^{2'}(x^2(k)) w_j^2 f^1(x_j^1(k)) y_i^0(k) \tag{IV.20}$$

On peut calculer de  $\delta_i^{m-1}(k-1)$ , on utilise  $\delta_i^m(k-1)$ . puis, de proche à proche, par rétropropagation, on calcule une erreur correspondant à chaque neurone pour une couche donnée.

On peut choisir la vitesse avec laquelle se fait la mise à jour des poids lors de l'apprentissage en agissant sur le coefficient qui représente un facteur d'accélération de l'opération d'apprentissage. Le choix d'un facteur d'apprentissage  $\vartheta$  variable permet dans certains cas d'accélérer, la convergence de l'opération d'apprentissage [78][79]

Afin de réduire les problèmes de la convergence rencontrés lors de l'opération d'apprentissage, on a été contraint de tirer l'algorithme d'apprentissage le plus rapide, celui de Levenberg-Marquardt, qui est basé sur les méthodes quasi newton, quand il s'agit d'identifier un processus non linéaire par réseaux de neurones ce qui est le cas pour notre application.

#### IV.7.1 ALGORITHME D'APPRENTISSAGE QUASI-NEWTON

La méthode quasi-newtonienne, est une alternative de la méthode de gradient, elle est basée sur la méthode de Newton qui consiste à calculer les nouveaux poids de la couche  $m$ , en utilisant :

$$w_{ji}^m(n+1) = w_{ji}^m(n) - Z^{-1}(n)G(n) \quad (IV.21)$$

où :

$n$  : est le nombre d'itérations

$Z(n)$  : est la matrice de Hessian, constituée des deuxième dérivées de la fonction objective par rapport aux valeurs courantes des poids.

$G(n)$  : est le gradient de la même fonction

La méthode de newton converge souvent plus rapidement que la méthode du gradient.

Il y'a une classe d'algorithmes qui sont basés sur la méthode de newton mais qui n'exigent pas le calcul des deuxième dérivées. Ceux-ci s'appellent les méthodes quasi Newtonienne. Elles mettent à jour une matrice approximative de la matrice de Hessian à chaque itération de l'algorithme, en fonction du gradient.

#### IV.7.2 ALGORITHME D'APPRENTISSAGE DE LEVENBERG-MARQUARDT

Tout comme les méthodes quasi-newtonienne, l'algorithme d'apprentissage de Levenberg-Marquardt était conçu pour approximer le calcul des deuxième dérivées sans devoir calculer la matrice de Hessian, en utilisant l'approximation suivante : [77]

$$h = J_c^T J_c \quad (IV.22)$$

Et le gradient est calculé par :

$$G = J_c^T \varepsilon \quad (IV.23)$$

Ou  $J_c$  est la matrice Jacobienne, qui sont les premières dérivées de l'erreur par rapport aux poids et  $\varepsilon$  est le vecteur d'erreurs du réseau de neurones par rapport aux poids. Le Jacobien peut être calculé par rétropropagation (méthode de gradient) qui est beaucoup moins complexe que le calcul de la matrice Hessienne.

L'algorithme de Levenberg-Marquardt emploie cette approximation de la matrice Hessienne, pour calculer les nouveaux poids du réseau de neurones de la couche  $m$ , en modifiant l'algorithme de Newton comme suit [77]

$$w_{ji}^m(n+1) = w_{ji}^m(n) - [h(n) + \mu_\mu I]^{-1} G(n) \quad (IV.24)$$

$I$  : est une matrice d'identité.

$\mu_\mu$  : est le vecteur d'apprentissage.

Quand  $\mu_\mu$  tend vers zéro, on retrouve la méthode de Newton, en utilisant l'approximation de la matrice Hessienne, et quand  $\mu_\mu$  est suffisamment grand, on obtient l'algorithme de la descente de gradient avec un pas d'essai relativement faible [78].

Le choix de ce facteur est cependant délicat; on peut aboutir à des effets inverses, des oscillations ou un ralentissement de la convergence. Les performances apportées par ce terme ne sont pas toujours convaincantes. Le mieux est de choisir un facteur d'apprentissage adaptatif  $\mu_\mu$  est augmenté après chaque itération qui provoque une réduction de l'erreur, et diminué seulement quand un pas d'essai augmente l'erreur ce qui fait que l'erreur est réduite à chaque itération de l'algorithme. L'algorithme de Levenberg - Marquardt paraît être la méthode la plus rapide quand il est utilisé pour l'apprentissage des réseaux de taille modérée de type feed-forward comprenant plusieurs couches de poids [79].

## **IV.8. OPTIMISATION DE PUISSANCE DE SYSTEME PHOTOVOLTAÏQUE PAR RESEAU DE NEURONES [75-78].**

L'opération d'optimisation par réseau de neurones de système de pompage photovoltaïque n'est établie qu'après des procédures de conception et de calcul pénible et répétitives, pour trouver la configuration d'un réseau de neurones qui définit précédemment. Cela est dû au nombre

important des paramètres variables à déterminer tels que les poids synaptique du réseau, le nombre de couches, le nombre de neurones dans chaque couche, et au choix des fonctions de transfert ou d'activation des neurones, ainsi que la longueur de l'ensemble des échantillons utilisé pour l'apprentissage ....etc.

On rappelle que l'optimisation du système de pompage photovoltaïque consiste en la maximisation de la puissance de GPV ce qui revient de maximiser la vitesse d'entraînement pour chaque éclairage, et cela par un ajustement judicieux du gain du hacheur.

La structure du réseau de neurones utilisé pour modéliser le comportement du système de pompage en utilisant un ensemble d'échantillons obtenus par simulation

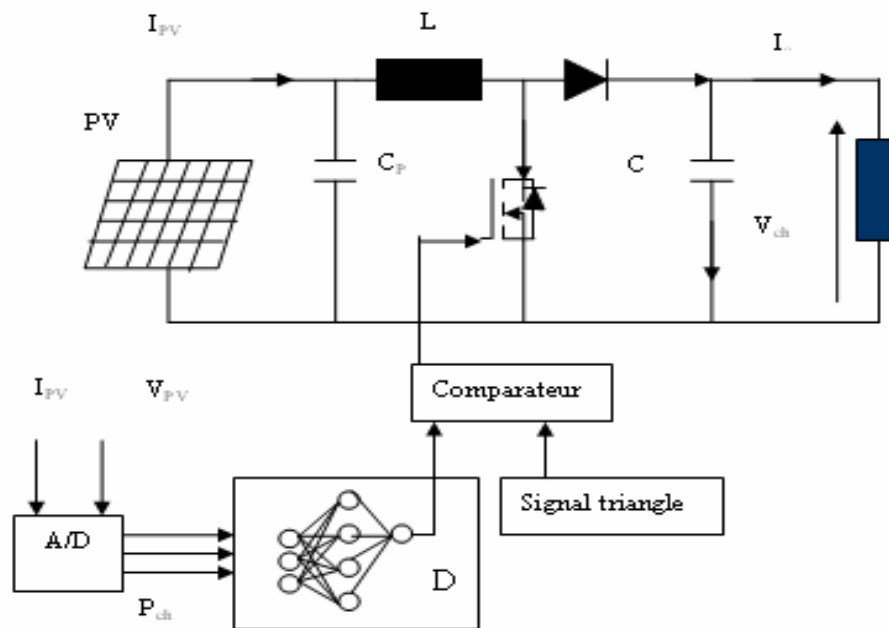


Fig. IV.6. Structure globale de l'optimisation par réseau de neurone

La première chose dans l'implémentation de réseau de neurones est le comptage des variables d'entrée et de sortie du problème. On a trois variables comme entrées ( $V_{oc}$ ,  $I_{cc}$ ,  $P_{max}$ ) en fonction de la l'éclairage ( $G$ ) et la température ( $T$ ) et une variable en sortie qui est le rapport cyclique.

Dans notre travail, on a construit un réseau de neurones multicouches avec

- une couche d'entrée à trois neurones,
- une couche cachée à vingt neurones
- une couche de sortie à un neurone.

Pour la fonction de transfert de la couche d'entrée et de celle de sortie ainsi que la couche cachée, on a utilisé la fonction sigmoïde.



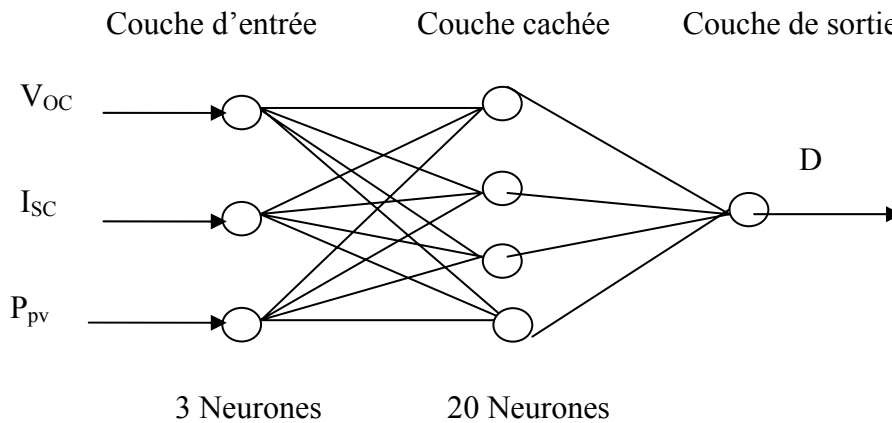


Fig.IV.7. Modèle du neurone choisi

Une fois la structure du réseau fixée, l'opération de l'optimisation du système photovoltaïque sera réalisée en deux étapes:

- L'étape d'apprentissage du réseau de neurone, durant laquelle les poids et les paramètres du réseau vont être ajustés de manière à minimiser la somme des erreurs quadratiques entre les rapports cycliques de sortie du réseau et celles de l'ensemble d'échantillons. L'erreur quadratique globale est calculée et utilisée pour corriger les poids de la couche de sortie. Puis, par rétro propagation de cette erreur, des erreurs intermédiaires correspondant à la couche cachée sont ainsi calculées et vont permettre l'ajustement des poids en question, en utilisant l'algorithme de Levenberg-Marquardt

L'ensemble des échantillons utilisés pour l'apprentissage du réseau de neurones est constitué des différents éclairagements, variant entre  $200 \text{ W/m}^2$  et  $1000 \text{ W/m}^2$ , avec un pas de 0.001.

- L'étape d'optimisation consiste à simuler (figure (IV.8) avec finesse le comportement du réseau de neurones conçu dans la première étape dans le plan (G, T) puis D.

## IV.9 RESULTATS DE SIMULATION

### IV.9.1 RESULTATS DE SIMULATION EN REGIME DYNAMIQUE

A partir des résultats illustrés par les figures ci-après, il est à remarquer que les différentes grandeurs optimales (vitesse, tension, courant et puissance du GPV), obtenues par réseau de neurones, sont très proches de celles obtenues par optimisation conventionnelle du système. Il y a une très légère diminution des différentes grandeurs (figure (IV.8.a-g), qui pourra s'expliquer par l'optimisation numérique.

On constate aussi qu'il y a une amélioration au niveau de l'ondulation pour les différentes grandeurs, mais avec des pics correspondant au niveau du régime transitoire lorsqu'il y a variation brusque de l'éclairage.

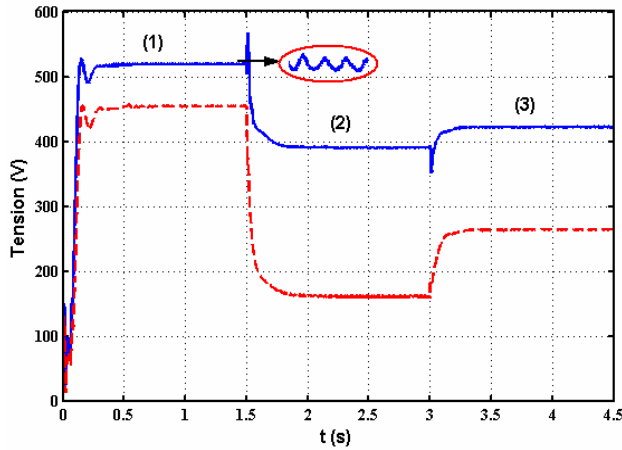


Fig. IV.8.a. Tension  $V_{pv}$  (t)

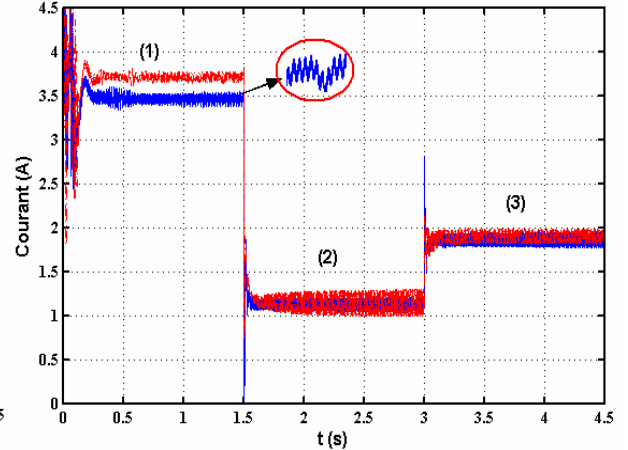


Fig. IV.8.b. Courant  $I_{pv}$  (t)

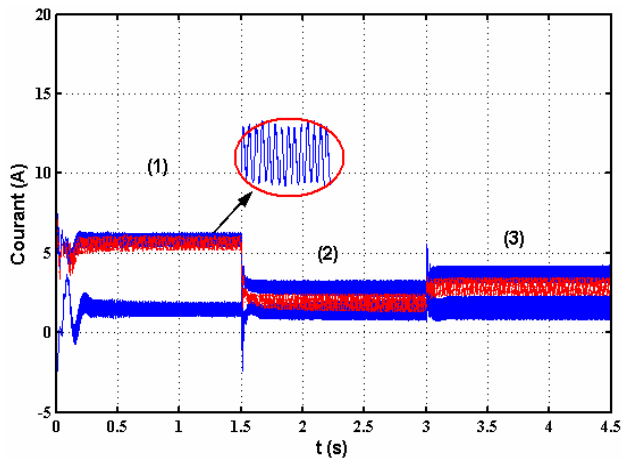


Fig. IV.8.c.  $i_{sd}$  (t) ;  $i_{sq}$  (t)

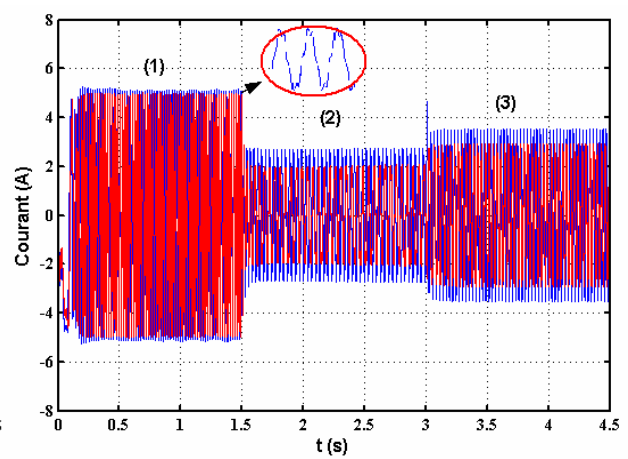


Fig. IV.8.d.  $i_{sa}$  (t)

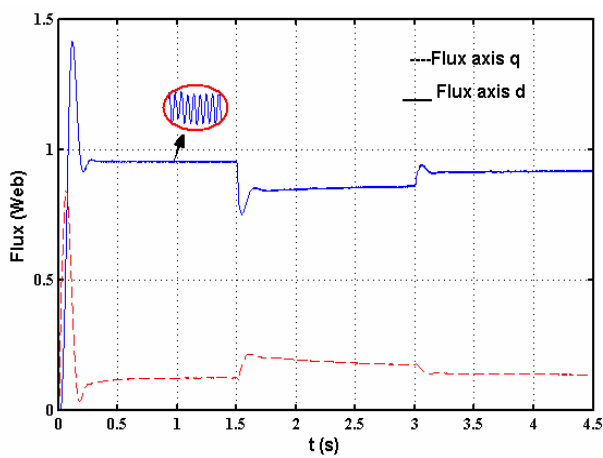


Fig. IV.8.e. Flux  $\Phi_{rd}$  (t) ,  $\Phi_{rq}$  (t)

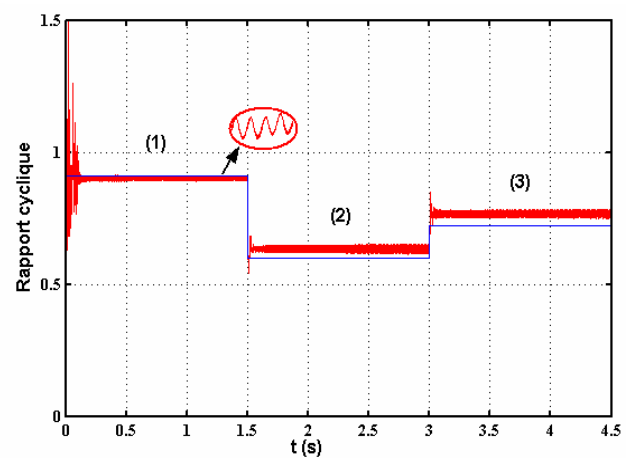


Fig. IV.8.f. Rapport cyclique  $d$  (t)

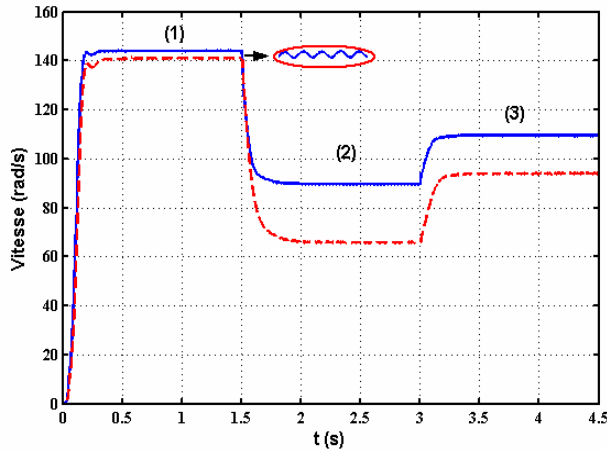
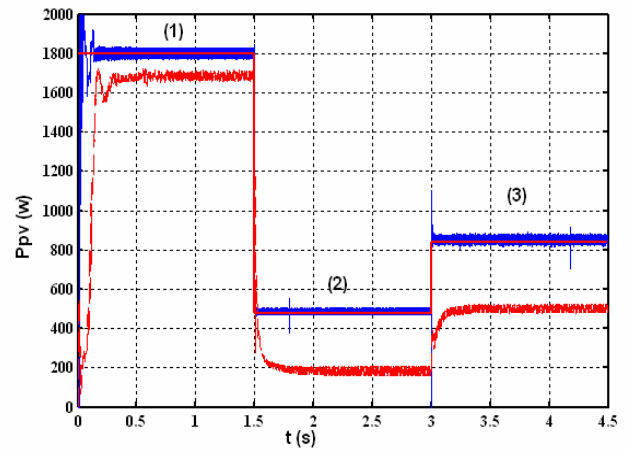
Fig. IV.8.g. Vitesse  $\omega(t)$ Fig. IV.8.h. Puissance  $P_{pv}(t)$ 

Fig. IV.8. Résultats de simulation des différentes grandeurs du système de pompage photovoltaïque ( $T=25^{\circ}\text{C}$ ). ---- Avant optimisation \_\_\_ Après optimisation

(1)  $G=1000 \text{ W/m}^2$ , (2)  $G=300 \text{ W/m}^2$ , (3)  $G=500 \text{ W/m}^2$

#### IV.9.2 RESULTATS DE SIMULATION EN REGIME PERMANENT

Le fonctionnement du système, pour une plage de l'éclairement entre  $100 \text{ W/m}^2$  et  $1000 \text{ W/m}^2$ , est amélioré par l'utilisation de la méthode de RNA, étudiée auparavant, où le MAS est alimenté par des tensions ayant des valeurs proches de leurs valeurs nominales (les caractéristiques  $I_{pv}-V_{pv}$  et  $P_{pv}-V_{pv}$  illustrent la position des points de fonctionnement de charge aux points de puissances maximales du GPV (Fig.9.a-b).

On remarque un rapprochement satisfaisant de la caractéristique de charge optimisée.

L'effet de cette technique (RNA) est remarquable par rapport au couplage direct et ce, pour l'intervalle ( $500 \text{ W/m}^2$  à  $1000 \text{ W/m}^2$ ) de l'éclairement.

Le rendement du générateur est amélioré par rapport au couplage direct ; il est maximum et du même ordre de grandeur que celui du générateur photovoltaïque (environ 10%). Ainsi, la puissance globale délivrée par le générateur photovoltaïque est bien exploitée.

Le rapport cyclique varie dans une gamme de 0.52 à 0.92, pour une plage d'éclairement entre  $200 \text{ W/m}^2$  et  $1000 \text{ W/m}^2$ , avec une erreur de 4.5 % par rapport à l'optimisation conventionnelle (manuelle) qui peut être due à l'algorithme d'apprentissage.

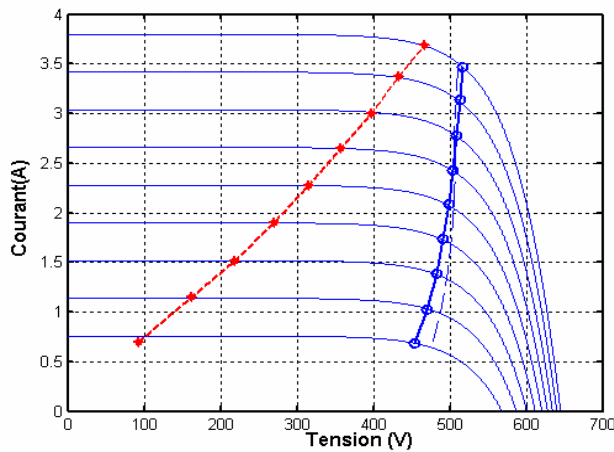


Fig.IV.9.a. Point de fonctionnement I(V)

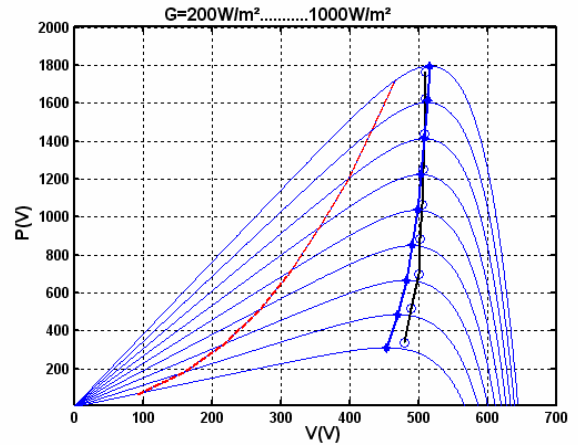


Fig.IV.9.b. Puissance P(V).

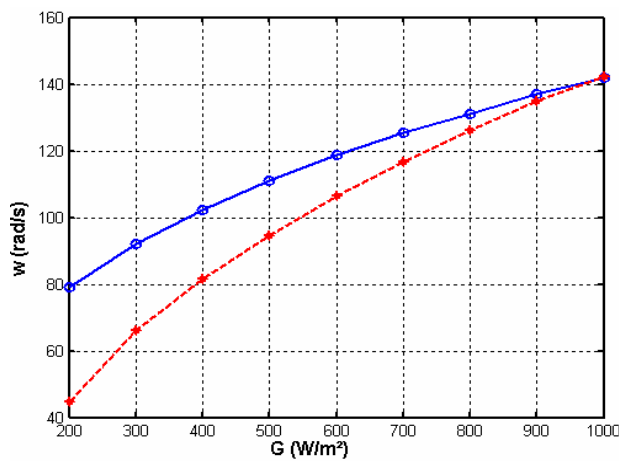


Fig. IV.9.c. Vitesse W (G)

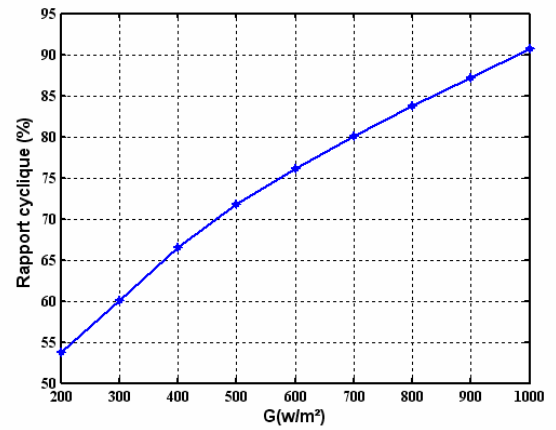


Fig. IV.9.d. Rapport cyclique (%).

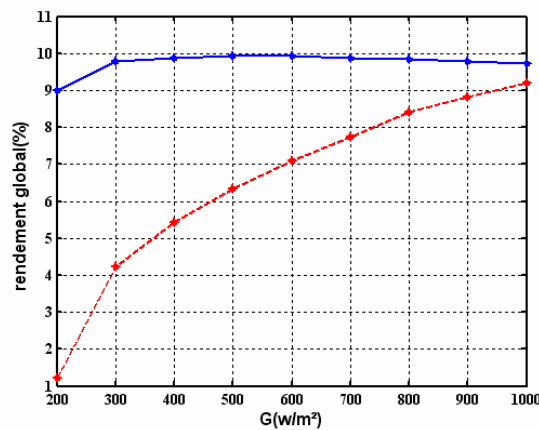


Fig. IV.9.e. Rendement global (%)

Fig.IV.9. Résultats de simulation des différentes grandeurs du système de pompage photovoltaïque (T=25°C). --- Avant optimisation \_\_\_ Après optimisation

### III.10. COUPLAGE DU GROUPE MOTOPOMPE AVEC LES GENERATEURS (PHOTOVOLTAÏQUE ET EOLIEN).

Dans cette partie, nous avons traité le cas qui a été étudié dans le chapitre II, paragraphe 4, où la puissance totale délivrée est la somme de celle des deux générateurs. Nous avons testé l'efficacité de la technique de la logique floue, coté photovoltaïque, pour les deux paliers étudiés auparavant. Nous avons constaté qu'avec cette technique d'optimisation (RNA), le temps de réponse est court par rapport à celui étudié auparavant (méthode INC) et la puissance totale (délivrée par les deux générateurs) oscille autour du point de puissance optimale. On remarque aussi que lors d'une variation brusque de l'éclairement, il y a amélioration au niveau des ondulations (diminution) (voir Fig.IV.10)

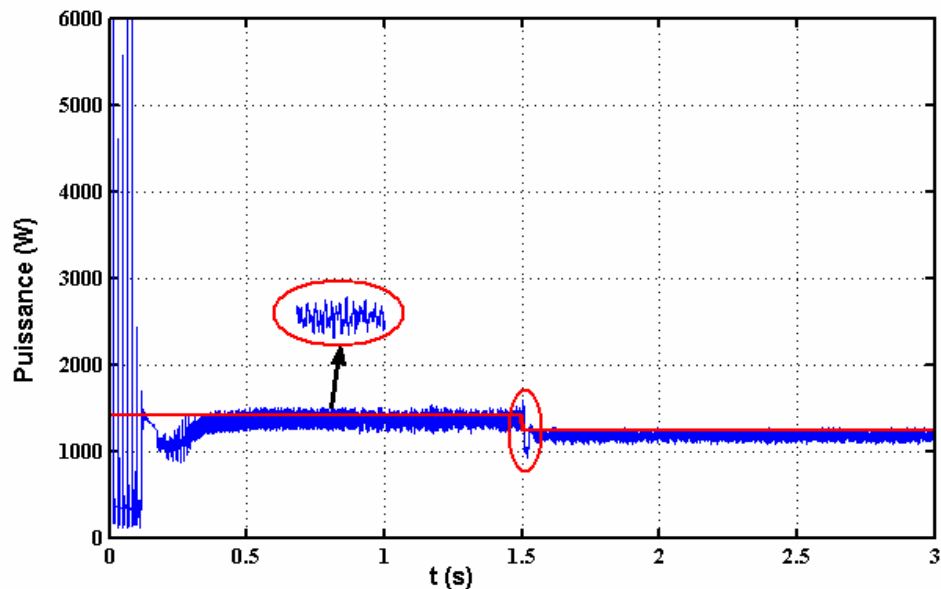


Fig.IV.10. Résultats de simulation des différentes grandeurs du système de pompage hybride.

(1)  $G = 300 \text{ W/m}^2, V_w = 8 \text{ m/s}$ , (2)  $G = 500 \text{ W/m}^2, V_w = 6 \text{ m/s}$ , après optimisation

### IV.11 CONCLUSION

Dans ce chapitre, on a abordé l'optimisation par réseau de neurone d'un système de pompage photovoltaïque, on se basant sur un algorithme de rétropropagation de Levenberg – Marquard qui a prouvé son efficacité quand à l'accélération de la convergence de l'opération d'apprentissage du réseau de neurones.

L'optimisation par réseau neuronal a abouti approximativement aux mêmes résultats obtenus par la méthode conventionnelle.

L'un des problèmes des réseaux de neurones est la difficulté de la convergence vers le minimum global de l'erreur quadratique. Cela peut mener à une performance marginale pendant l'opération d'apprentissage. Une amélioration des performances et de la robustesse de l'approche neuronale peut être apportée par une combinaison avec l'approche logique floue.

## ***CONCLUSION GENERALE***

## *Conclusion générale*

---

Ce travail est une contribution à l'étude des sources d'énergie solaire et éolienne et de leur complémentarité ainsi que la possibilité d'adaptation entre ces deux sources et la charge.

A cet effet, une méthodologie d'analyse basée sur la prise en compte des perturbations saisonnières a été entreprise et ce concernant ces deux sources d'énergie. La modélisation et la simulation numériquement de la chaîne de conversion (pompage) ont été effectuées en utilisant le logiciel Matlab et les résultats sont présentés et commentés.

Dans ce contexte, on a modélisé chaque bloc de la chaîne de conversion d'énergie du système ainsi que la commande de chaque convertisseur. Le problème qui se pose est généralement une exploitation non optimale du système. Alors une adaptation est nécessaire pour maximiser le rendement du système (la quantité d'eau pompée par jour) d'une part et pour réduire le coût du système d'autre part. Pour parvenir à cet objectif, on a opté pour différentes techniques d'optimisation.

On a d'abord étudié l'optimisation conventionnelle de la puissance de chaque générateur qu'on a considéré comme référence. On a constaté une variation très sensible du rapport cyclique du hacheur coté générateur photovoltaïque (GPV) lorsque l'éclairement et la température varient. Cette sensibilité est dépendante du type de source et de la nature de la charge.

Afin de résoudre ce problème, on a présenté quelques algorithmes basés sur les techniques numériques et l'intelligence artificielle (floue et neuronale).

Dans ce travail d'optimisation de la puissance du GPV, nous avons choisi comme variables d'entrées les paramètres du GPV ( $I_{pv}$ ,  $V_{pv}$ ) afin d'éviter l'influence due aux variations des différentes grandeurs du système (grandeurs électriques et mécaniques du groupe motopompe, des deux convertisseurs statiques, ...). Nous avons estimé ensuite la vitesse optimale de référence en fonction de la puissance optimale du GPV. Cette vitesse sera injectée à l'entrée de la commande de l'onduleur. Notre travail se distingue de celui de Mimouni [38] qui est basé sur une méthode analytique approchée et de celui de K. Belarbi [59], basé sur l'estimation du rendement global du système par intelligence artificielle.

Pour l'optimisation par l'algorithme « Perturber et Observer) (P&O) et amélioré par celle de l'incrémentation de conductance, les résultats de simulation ont montré que cette méthode est particulièrement appropriée pour le cas des variations de l'éclairement se produisant en raison des conditions climatiques, ainsi que pour le problème d'oscillations, surtout pour les faibles éclairements. Mais il existe un inconvénient de cette technique qui correspond au cas de changement rapide des conditions atmosphériques (nuage mobile). Dans ce cas, cette méthode



## *Conclusion générale*

---

entraîne une divergence et une grande oscillation autour de point optimal à cause du pas d'incrémentation pour les faibles éclaircissements.

Pour une optimisation par logique floue, on a proposé un algorithme caractérisé par sa particularité de choix entraînant parfois des imprécisions. Le contrôleur floue dont la conception est basée sur les règles linguistiques générales et vagues établies indépendamment des paramètres (climatiques et électriques) du GPV, permet une optimisation de la puissance globale de ce dernier et devrait manifester une robustesse vis-à-vis de toute déviation paramétrique éventuelle. On s'est limité dans ce travail à montrer comment le contrôleur flou permet la poursuite du point de puissance maximale lors d'une variation brusque de l'éclaircissement. On pourrait élargir cette étude afin de montrer cette sensibilité à la variation brusque, soit au niveau des oscillations des paramètres ou du temps de réponse du système.

Les résultats obtenus lors de l'application de la technique logique floue de Mamdani à cinq classes ont montré un comportement satisfaisant du système et des performances élevées, mais il présente l'inconvénient de nécessiter un temps de calcul relativement grand pour l'optimisation. Cependant l'utilisation d'algorithme à trois classes réduit considérablement ce temps de calcul.

La troisième technique d'optimisation est basée sur la technique des réseaux neurones pour contrôler le point de puissance maximale (MPP) d'un système photovoltaïque.

L'algorithme de rétro propagation avec les réseaux neurones a été utilisé. Les résultats de simulation montrent que ce système s'adapte aux variations de perturbations externes et présente un pic assez petit au régime transitoire. Il est à noter que le temps de calcul est relativement lent par comparaison avec la technique précédente (régulateur à logique floue).

Pour ce qui est du générateur éolien, nous avons donné un modèle mathématique basé sur la spécification de la fonction exponentielle qui permet d'obtenir la linéarisation entre le rapport cyclique et la vitesse du vent correspondant aux valeurs optimales de la puissance et la vitesse du GSAP et ce, afin de choisir la vitesse maximale du moteur asynchrone comme référence.

En perspective, ce travail pourra être complété par :

- L'utilisation des méthodes analytiques approchées pour optimiser les différents points de puissance maximale du système photovoltaïque.
- L'utilisation de la méthode combinée neurone – floue, celle des algorithmes génétiques ou l'utilisation d'un régulateur à mode glissant pour l'optimisation de la puissance maximale du système photovoltaïque.

***REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES***

- [01] A. Labouret, P. cumunel, J-P.Braun, "Cellules Solaires Les Bases de L'énergie Photovoltaïque", Dunod, Paris 2001
- [02] [http://www.ciele.org/filieres/solaire\\_photovoltaïque.htm](http://www.ciele.org/filieres/solaire_photovoltaïque.htm).
- [03] B. Azoui et al, "Sizing and Optimization models for photovoltaic pumping system Using BLDCM Motor", AMSE, pp 55-69, 2003.
- [04] [http://www.windsun.com/PV\\_Stuff/Solar\\_Panel\\_PDF.htm](http://www.windsun.com/PV_Stuff/Solar_Panel_PDF.htm)
- [05] E. Matagne, R. El Bachtiri, "A method for in situ Determination of the Junction Temperature of Solar Modules and its Potential Applications, " Proceeding of the International Conference Metrology & Measurement Systems - METSIM'2003, Bucharest, October 2003, ISBN973-8067-86-3, 2003, 1-8.
- [06] W.A.Beckman, J.Thorton, "Control Problem in Solar Domestic Hot Water Systems ", Solar Energy, Vol 27, No5, pp, 23- 28, 1991.
- [07] Eckstein, J.H. "Detailed Modelling of Photovoltaic Components" MS thesis, Solar Energy Laboratory, University of Wisconsin, Madison, 1990.
- [08] Townsend, T. U."A Method For Estimating The Long Term Performance of Direct-Coupled Photovoltaic Systems".MS Thesis, Solar Energy Laboratory, University of Wisconsin, Madison, 1989.
- [09] Bryan F. "Simulation of Grid-Tied Building Integrated Photovoltaic Systems". MS thesis, Solar Energy Laboratory, University of Wisconsin, Madison, 1999
- [10] R.Chenni, M.Makhlouf, T.Kerbache, A.Bouزيد, "A Detailed Modeling Method for Photovoltaic Cells", Science Direct Solar Energy32 pp 1724-1730, 2007.
- [11] E. Matagne E., Chenni R, El Bachtiri R, "A photovoltaic Cell Model Based on Nominal Data Only" Proceeding of the International Conference Metrology & Measurement Systems - METSIM'2003, Bucharest, October 2003, ISBN973-8067-86-3, 2003, 1-8.
- [12] <http://www.lei.ucl.ac.be/~matagne/SOLAIRE/PARCELL1.BAS>
- [13] R.Chenni, L.Zarour, E.Matagne, A.Bouزيد, "Optimisation d'un Système de Pompage Photovoltaïque " Sciences & Technologie B – N°26, décembre (2007), 49-54.
- [14] H.Camblong, " Minimisation de l'impact des Perturbations D'origine Eolienne dans la Génération Electricité par des Aérogénérateurs à Vitesse Variable ", Thèse de doctorat.Ecole Nationale Supérieure d'Arts et Métiers, Centre de Bordeaux ,2003.
- [15] A. D. Diop, C. Nichita, "Modelling of a Variable Pitch Haut Characteristics for a Real Time Wind Turbine Simulator", Wind Eng., 23(4), pp. 225-243, 1999.
- [16] S. El Aimani, " Modélisation des Différentes Technologies D'éoliennes Intégrées dans un Réseau de Moyenne Tension", Th. doctorat, Ecole Centrale de Lille ,2004.
- [17] R. Hammouche, 'Atlas Vent de l'Algérie', Office National de la Météorologie, Alger, 1991.
- [18] B. Milton, " Le Génie Electrique dans le Vent, Etat de L'art et Recherches dans le Domaine de la Génération Eolienne" JCGE 03 Saint Nazaire, 2003
- [19] H. De Battista, R. J. Mantz, and C. F. Christiansen, "Dynamic sliding mode power control of wind driven induction generators," *IEEE Trans.Energy Convers.*, vol. 15, no. 4, pp. 451–457, Dec. 2000.
- [20] C. Nichita, D. Luca, "Large Band Simulation of the Wind Speed for Real Time Wind Turbine Simulator", *IEEE Trans Energy. Conv.*, vol.17, n°4, pp.523 - 529, December 2002.
- [21] C. Nichita, D. Luca, "Large Band Simulation of the Wind Speed for Real Time Wind Turbine Simulator", *IEEE Trans Energy. Conv.*, vol.17, n°4, pp.523 - 529, Dec 2002.

- [22] A.Mirecki,"Réalisation Pratique d'une Chaîne de Conversion D'énergie et L'implantation d'un MPPT pour une Eolienne Débitant sur Réseau Autonome", LEEL, Août 2001.
- [23] S. Boux de Casson, "Modélisation et Simulation D'architectures de Conversion de Puissance Associées à une Commande MPPT Destinée à Optimiser la production Electrique d'une Eolienne", Octobre 2001.
- [24] P. Barret, "Régime Transitoires dans les Machines Tournantes", Eyrolles, Paris1982.
- [25] R. Abdessemed et M. Kadjoudj, " Modélisation des Machines Electriques ", Université de Batna ,1997
- [26] J. Chatelian."Machine Electrique" Traité d'électricité vol 10, édition géométrie 1983.
- [27] M. Lajoie-Mazene, Ph. Viarouge, "Alimentation des Machines Synchrones " Techniques de l'ingénieur, traité Génie électrique, D3630.
- [28] H. Bühler, "Electronique de Puissance", Presses Polytechniques Romandes, 1989
- [29] G. Séguier et F. Labrique. "Les Convertisseur de L'électronique de Puissance, et Comportement Dynamique", Tome5, Technique et documentation –Lavoisier, 1998.
- [30] J. P. Hautier, J, P. Caron, Convertisseur Statique, Méthodologie Causale de Modélisation et de Commande, Edition Techip
- [31] A. Djahbar. "Commande Vectoriel d'une Machines Asynchrone Alimentée en Tension", Ecole Nationale Polytechnique, 1995
- [32] S. Barkati, "Commande Robuste par Retour D'état d'une Machine Asynchrone", Thèse de Magister, ENP, 1997
- [33] J.caron J.Hautier, "Modélisation et Commande de la Machine Asynchrone", Technips-Paris, 1995
- [34] L. Mazence. "Les Techniques de Commande Vectorielle des Machines Asynchrones Destinées à la Variation de Vitesse à Haute Performance ", électricité de France, Janv. 1992.
- [35] W. Scott, D. Matthew, "Modelling and Simulation of Induction Machine Vector Control With Rotor Resistance Identification". IEEE Trans Power Electronics1997; 12(3).
- [36] D. Doncker RW. "Parameters sensitivity of indirect universal field-oriented controllers "IEEE Trans., Power Electronics 1994.
- [37] F. Messai," Contribution à l'Etude d'une Génératrice à Réductance Variable.".Thèse de Magister Institut d'électrotechnique Université mentouri constantine2009
- [38] J.Appelbaum, "Starting and Study State Characteristics of DC Motors by Solar Cell ". Solar Energy, Vol. EC-1, N°1, pp17-25, March1989.
- [39] Y.Roger H.siao,"Direct Coupling of Photovoltaic Power Source to Water Pumping System ", Solar Energy, Vol.32, N°4, pp489-498, 1984.
- [40] W.R.Anis, H.Metwally," Dynamic Performance of a Directly Coupled PV Pumping System", Solar Energy, Vol.53, N°4, pp369-377, 1994.
- [41] Gabriele GRANDI, Domenico CASADEI, "Dynamic Performance of a Power Condition Applied to Photovoltaic Sources ", EPE-PEMC, Dubrovnik & Cavtat. pp. 01-10, 2002.
- [42] G.Ganou., "Conception et simulation d'un Système de Photovoltaïque". Mémoire de Maîtrise, Ecole Polytechnique de Montréal (1991)
- [43] R Duzat. "Analytic and Experimental Investigation of a Photovoltaic Pumping System", PhD thesis, Oldenburg University 2000.
- [44] A. Tlemçani, H. Chekireb, M. Boucherit, "Perturb and Observe MPPT Technique Robustness Improved", IEEE pp 845- 850, 2004.

- [45] F. Nicola, G. Petrone, " Optimization of Perturb and Observe Maximum Power Point Tracking Method ", IEEE. Vol.20, N°4, pp.963-973, 2005.
- [46] T. Ching - Pan et al. "A Fast Maximum Power Point Trackers for Photovoltaic Power Systems " IEEE, 1999, pp 390-393.
- [47] B. Azoui et al, "Photovoltaic Pumping System with NdFeB Brushless DC Motor", Electromotion, pp 19-27, 2001.
- [48] A. Betka, A. Moussi, "Performance Optimization of a Photovoltaic Pumping System Based on Induction Motor Drive", Renewable Energy, Vol 29, N° 1,pp 2167-2181,2004.
- [49] L Zarour, R.Chenni, A Bouzid, T Kerbache " Optimisation de la performance d'un Système de Pompage Photovoltaïque à l'aide d'un Moteur Asynchrone", International Conférence on Electrotechnics, University of science and Technology of Oran ICEL2005.
- [50] M. Mimouni, .N. Mansouri, "Vectorial Command of an Asynchronous Motor Fed by a Photovoltaic Generator", Renewable Energy 29 (2004) 433–442
- [51] C. Hua, C. Shen, " Study of Maximum Power Tracking Techniques and Control of DC/DC Converters for Photovoltaic Power System", 29th annual IEEE power electronics specialists conference, PESC 98 record, Vol 1, pp 86-93, 1998.
- [52] C. Cabal, C. Alonsol, "Adaptive Digital MPPT Control for Photovoltaic Applications" .IEEE Trans Power Electronics, pp 2414-2419, 2007.
- [53] L Zarour, R.Chenni, A.Borni, A Bouzid, "Improvement of Synchronous and Asynchronous Motor Drive Systems Supplied by photovoltaic Arrays with Frequency Control", Journal of Electrical Engineering Volume59 N°42008pp169-177
- [54] N. Hamrouni, M. Jraidi," Measurements and Simulation of PV Pumping Systems Parameters using MPPT and PWM Control Strategies" IEEE MELECON 2006, May 16-19, Benalmádena (Málaga), Spain 2006
- [55] R.Chenni, L Zarour, M. Amarouayache, A Bouzid, A New Design for Analogue Maximum Power Point Tracking " International Review of Electrical Engineering - February 2008.
- [56] R Chedid, Y Saliba " Optimization of Autonomous Solar-Wind Power Systems for Lebanon", Solar Energy, pp. 51 1-5 17. (1996)
- [57] Muljadi, E., Flowers, L. "Electric Design of Wind Electric Water Pumping Systems "Transactions of the ASME. Vol. 118, pp. 246-252. Nov1996
- [58] N. Femia, G. Petrone, G. Spagnuolo," Optimization of Perturb and Observe Maximum Power Point Tracking Method ", IEEE. Vol.20, N°4, pp.963-973, 2005.
- [59] B. S. Borrowsy and Z. M. Salameh, "Methodology for Optimally Sizing the Combination of Battery Bank and PV Array in a Wind/PV Hybrid System, " IEEE Trans. on Energy Conversion, vol. 12, no. 1, Mar. 1997
- [60] H. D Battista, P. F. Puleston, "Sliding Mode Control of Wind Energy Systems with DOIG. Power Efficiency and Torsional Dynamics Optimization, " IEEE Trans. Power Syst., vol. 15, no. 2, pp. 728–734, May 2000
- [61] F. Valenciaga and P. F. Puleston, "Supervisor Control for a Stand-Alone Hybrid Generation System Using Wind and Photovoltaic Energy, " IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol. 20, N°. 2, June 2005.
- [62] Shigeo Morimoto, " Sensorless Output Maximization Control for Variable-Speed Wind Generation System Using IPMSG, " IEEE Transactions on industry applications, Vol. 41, N). 1, January/February 2005

- [63] E. H. Mamdani, "Application of Fuzzy Logic to Approximate Reasoning Using Linguistic Synthesis", IEEE Trans. Computer, Vol. 26, N°12, pp.1182-1191, December 1977.
- [64] M. Sugeno, G. T. Kang, "Fuzzy Identification of Systems and its Applications to Modeling and Control", IEEE Trans. Syst. Man. Cybern, Vol. 15, pp.116-132, 1985
- [65] L. Zadeh, "Fuzzy sets, Information and Control", Vol.8, pp.338-353, 1965.
- [66] J. M. Mendel, "Fuzzy systems for Engineering A Tutorial", IEEE Proc, Vol. 83, N°3, pp347-377, March, 1995
- [67] J. R. Jang, "Neuro-Fuzzy Modeling and Control", Proc. of IEEE, Vol.83, N°3, pp378-406, March, 1995.
- [68] A. J. Fossard, "Commande à Structure Variable, Systèmes de Régulation, Collaboration Automatique", Editions Masson, 1996
- [69] A.Z.Mohamed, M.N.Eskander "Fuzzy logic control based maximum power point tracking of a wind energy system" Renewable Energy 23, pp: 236-244, 2001.
- [70] Y. Tang, L. Xu, "Vector Control and Fuzzy Logic Control of a Doubly fed Variable Speed Drive with DSP Implementation", IEEE trans. pp661-667, 1995
- [71] K. Benlarbi., " Fuzzy, Neuronal and Neuro-Fuzzy Optimization of a Photovoltaic Water Pumping System driven by DC an AC Motors " Master Thesis (in French). University of Batna, Algeria. 2003
- [72] K. Benlarbi., L. Mokrani" A Fuzzy Global Efficiency "Optimization of a Photovoltaic Water Pumping System "Solar energy 77, pp203-216 (2004)
- [73] A. Z. Mohamed, M. N. Eskander and F. A. Ghali "Fuzzy Logic Control Based Maximum Power Point T of a Wind Energy System" Renewable Energy 23, pp: 236-244, 2001
- [74] C. Touzet, "Le réseaux de neurones artificielles. Introduction et connexionisme" livre PDF, 1992.
- [75] M. Parizeau, "Réseaux de neurones", Livre PDF ,2004.
- [76] F. Sorin, L. Broussard, " Régulation d'un processus industriel par réseaux de neurones "Techniques de l'Ingénieur, traité Informatique industrielle Doc : S 7 582.
- [77] R. Tahar "Application de l'intelligence artificielle au problème de la stabilité transitoire des réseaux électriques", Thèse magister, Constantine 2005.
- [78] L.Baghli, "Contribution à la commande de l machine asynchrone, utilisation de la logique floue, des réseaux neurones et des algorithmes génétiques ", Thèse de doctorat de l'université Henri Poincaré, France, 1999
- [79] A.Al.Amoudi, L.Zhang, " Application of radial basis function networks for solar-array modelling and maximum power-point prediction ", IEE Proceedings. online, Vol 147, N° 5 pp310-316, September, 2005.
- [80] R. Akkaya, A.A. Kulaksiz, " DSP implementation of a PV system with GA-MLP-NN based MPPT controller supplying BLDC motor drive ", Science Direct, Energy Conversion and Management.pp.01-10, 2006.
- [81] K. Samangkool, S. Premrude, " Maximum Power Point Tracking Using Neural Networks for Grid-Connected Photovoltaic System ", IEEE
- [82] P. C. Sen, " Artificial Neural Network Maximum Power Point Tracker for Solar Electric Vehicle ", ISSN Vol 10. N°2. pp 204-208, April 2005.
- [83] A.Mellit, S.A.Kalogirou, " Artificial intelligence techniques for sizing photovoltaic systems A review ", Science Direct, Renewable and Sustainable Energy Reviews, pp.01-14, 2008.

## *Références bibliographiques*

---

- [84] Ali Al-Alawi, Saleh M Al-Alawi, Syed M Islam, " Predictive control of an integrated PV-diesel water and power supply system using an artificial neural network ", Science Direct, Renewable Energy 32.pp 1426-1439, 2006.
- [85] Adel Mellit, Mohamed Benhanem, " Sizing of stand-alone photovoltaic systems using neural network adaptive model ", Science Direct, Desalination 2009, pp 64

***ANNEXE***



**A.1 Caractéristiques du module photovoltaïque MSX60 (G=1000W/m<sup>2</sup>, T=25°C)**

I <sub>sc</sub> (A)	I <sub>mp</sub> (A)	V <sub>oc</sub> (V)	V <sub>mp</sub> (V)	P(W)	μ <sub>Isc</sub>	Ncs μ <sub>voc</sub>	Ncs	Ns
3.8	3.5	21.5	17.4	60	-0.00247	0.00222	36	30

**A.2 Caractéristiques de l'aérogénérateur**

Ref: R. Chedid, "A simplified Electric Circuit Model for the Analyse of hybrid Wind-Fuel Cell Systems" Department of Electrical & Computer Engineering University of Beirut1-4244-1298-6/07/2007IEEE

R (m)	S(m <sup>2</sup> )	ρ (kg/m <sup>3</sup> )	P(W)
3.4	3.05	1.25	1500

**A.3 Paramètres de la machine asynchrone**

Réf: M. Mimouni, .N. Mansouri, "Vectorial Command of an Asynchronous Motor Fed by a Photovoltaic Generator", *Renewable Energy* 29 (2004) 433–442

P(kW)	Ra(Ω)	Rr(Ω)	Ls (H)	Lr(H)	M(H)	J(kg/m <sup>2</sup> )	f(Nm/m <sup>2</sup> )
1.5	5.72	4.2	0.462	0.462	0.44	0.0049	0.0098

Wn(rad/s)	P
150	2

**A.4 Paramètres de la machine Synchrone à aimant permanent (GSAP) à pole lisse :**

Ref: R.Chedid, "A simplified Electric Circuit Model for the Analyst of hybrid Wind-Fuel Cell Systems" Department of Electrical & Computer Engineering University of Beirut1-4244-1298-6/07/2007IEEE

P(kW)	Ra(Ω)	Φe(Wb)	Ld (mH)	J(kg/m <sup>2</sup> )	f(Nm/m <sup>2</sup> )	P
1.5	0.34	1.2	0.65	0.0198	0.0003	2

**A.6 Pompe centrifuge :**

couple de charge :Cr=10Nm

**A.5 Paramètres du régulateur PI**

Boucles de régulation	i <sub>sd</sub>	i <sub>sq</sub>	Φrd	ω
Kp	7.6514	7.6514	2.2677	0.1955
Ki	3436.2	3436.2	5.0000e-5	7.84

**A.6 Les coefficients de normalisées de la logique floue**

K<sub>E</sub> = 1000 ; K<sub>CE</sub> =0.0005 ; K<sub>D</sub> = 500 ;

**A.7 Les matrices de poids et biais de réseaux de neurone**

$$W_1 = \begin{bmatrix} 1.0852 & -0.6873 & 0.6899 \\ -0.5379 & -0.2943 & -0.9607 \\ 0.2137 & 0.6262 & 0.3625 \\ -0.0319 & -0.9824 & -0.2412 \\ 0.5917 & -0.2783 & 0.6875 \\ 0.0606 & -0.8199 & -0.0114 \\ 0.2841 & -0.3111 & 0.4394 \\ -0.9639 & 0.2051 & -0.1424 \\ 0.7991 & -0.1275 & -0.3694 \\ -0.1220 & -0.6069 & -0.6210 \\ 0.4319 & -0.2252 & -0.5659 \\ 0.5839 & 0.4936 & 0.3644 \\ 0.8440 & -0.1087 & -0.3944 \\ 0.4764 & 0.8636 & 0.0833 \\ -0.6474 & -0.0680 & -0.6983 \\ -0.2475 & -0.1818 & 0.3943 \\ 0.8709 & 0.6924 & -0.2433 \\ 0.8338 & 0.0503 & 0.7200 \\ 0.0489 & -0.3348 & 0.7265 \\ 0.7873 & 0.3443 & 0.1871 \end{bmatrix}$$

$$B_1 = [0.0025 \ 0.7995 \ 0.6433 \ 0.2896 \ 0.6252 \ 0.2952 \ -0.2961 \ -0.4206 \ -0.3102 \ 0.0675 \ 0.4630 \\ -0.3814 \ 0.6770 \ 0.1361 \ -0.2592 \ 0.4022 \ 0.0931 \ -0.1102 \ 0.3984 \ 0.2426]^T;$$

$$W_2 = [0.2420 \ 0.9137 \ 0.2865 \ 0.7600 \ -1.0207 \ 0.8231 \ -0.6190 \ -0.4953 \ 0.7807 \ 0.4733 \ -0.9791 \ - \\ 0.7353 \ 1.0290 \ -0.3605 \ -0.4026 \ 0.3124 \ -0.1900 \ 0.1797 \ -0.8476 \ 1.2179];$$

$$B_2 = 0.4068;$$

**A7. Démonstration**

$$\frac{\partial I}{\partial T} = \frac{\partial I_L}{\partial T} - \frac{\partial I_0}{\partial T} \left[ \exp \frac{q(V + R_s I_{sc})}{\gamma k T} - 1 \right] + I_0 \frac{q}{\gamma k T} \left( \frac{\partial V}{\partial T} + \frac{\partial R_s}{\partial T} I_{sc} + R_s \frac{\partial I_{sc}}{\partial T} - \frac{V + R_s I_{sc}}{T} \right) \exp \frac{e(V + R_s I_{sc})}{\gamma k T} \quad (1)$$

En court circuit

$$\left. \frac{\partial I_{sc}}{\partial T} \right|_{ref} = \left. \frac{\partial I_L}{\partial T} \right|_{ref} - \left. \frac{\partial I_0}{\partial T} \right|_{ref} \left[ \exp \frac{e R_{s \text{ ref}} I_{sc \text{ ref}}}{\gamma k T_{ref}} - 1 \right] \\ + I_{0 \text{ ref}} \frac{q}{\gamma k T_{ref}} \left( \left. \frac{\partial R_s}{\partial T} \right|_{ref} I_{sc \text{ ref}} + R_{s \text{ ref}} \left. \frac{\partial I_{sc}}{\partial T} \right|_{ref} \right) \exp \frac{e R_{s \text{ ref}} I_{sc \text{ ref}}}{\gamma k T_{ref}} \quad (2)$$

En circuit ouvert

$$0 = \left. \frac{\partial I_L}{\partial T} \right|_{ref} - \left. \frac{\partial I_0}{\partial T} \right|_{ref} \left[ \exp \frac{q V_{oc \text{ ref}}}{\gamma k T_{ref}} - 1 \right] + I_{0 \text{ ref}} \frac{q}{\gamma k T_{ref}} \left( \left. \frac{\partial V_{oc}}{\partial T} \right|_{ref} - \frac{V_{oc \text{ ref}}}{T_{ref}} \right) \exp \frac{q V_{oc \text{ ref}}}{\gamma k T_{ref}} \quad (3)$$

هذا العمل يقوم بدراسة نظام هجين للطاقة ( الفوتونية – الرياح ) ، غير مربوط بالشبكة الكهربائية و يستعمل في مجال ضخ المياه ، وكذلك تعقب نقطة الاستطاعة العظمى (MPPT) لمنبعي الطاقة. لهذا هنالك قواعد تعتمد على خوارزميات النمذجة وتقنيات الذكاء الاصطناعي، والتي تتمثل في المنطق الضبابي والشبكات العصبية المستعملة على نموذج المولد الفوتوني. أما بالنسبة لمولد طاقة الرياح، فالنمذجة تعتمد على طريقة تحليلية تقريبية، وأخيرا المقارنة بين الربط المباشر والنموذجي .

Résumé

Ce travail porte sur l'étude d'un système hybride d'énergie (photovoltaïque-éolien), non connecté au réseau électrique, utilisé dans le domaine de pompage et ce, par le suivi du point de puissance maximum (MPPT) pour les deux sources d'énergie. Pour cela, des méthodes basées sur des algorithmes d'optimisation et des méthodes d'intelligence artificielle telles que la logique floue et les réseaux de neurones ont été utilisé coté générateur photovoltaïque. Pour ce qui est du générateur éolien, l'optimisation a été basée sur une méthode d'approche analytique. Une comparaison entre couplage optimisé et couplage direct a terminé ce travail.

Abstract

This paper focuses on developing and optimizing of a pumping system fed by hybrid power energy (photovoltaic-wind), in a remote area where the grid network connection is not available. To reach the maximum power energy from the both sources, two kind of MPPT procedures have been used : the first is based on the artificial intelligence methods such as fuzzy logic and neural networks have been used for the photovoltaic generator , the second is an optimization based on the analytical approach and that for the wind energy source. Finally to show the efficiency of the proposed method, a comparison between the direct coupled an optimized one has been presented.