



N° d'Ordre : 62 /20

Formation Doctorale : STIC

Discipline : Physique

Spécialité : Génie Electrique

Laboratoire : LISAC

THESE DE DOCTORAT

Présentée par
ABOULEM Salma

Modélisation, commande et optimisation d'un système éolien

Soutenue le 21 / 11 / 2020 devant le jury composé de :

Pr. EL BEKKALI Chakib	Faculté des Sciences Dhar El Mahraz – Fès	Président
Pr. BROURI Adil	Ecole Nationale Supérieure des Arts et Métiers - Meknès	Rapporteur
Pr. EL OUGLI Abdelghani	Ecole Nationale des Sciences Appliquées - Oujda	Rapporteur
Pr. EL ALAMI Rachid	Faculté des Sciences Dhar El Mahraz - Fès	Rapporteur
Pr. ALFIDI Mohammed	Ecole Nationale des Sciences Appliquées - Fès	Examineur
Pr. LAGRAT Ismail	Ecole Nationale des Sciences Appliquées - Kénitra	Examineur
Pr. BOUMHIDI Ismail	Faculté des Sciences Dhar El Mahraz - Fès	Directeur de thèse

جامعة سيدي محمد بن عبد الله بفاس

ⵜⴰⵎⴰⵏⴰⵙⵜ ⵏ ⵙⵉⴷⵉ ⴰⵎⴰⵎⴰⵔ ⴱⵏ ⴰⵎⴰⵎⴰⵔ ⴱⵏ ⴰⵎⴰⵎⴰⵔ ⵏ ⴱⴰⵔ

UNIVERSITE SIDI MOHAMED BEN ABDALLAH DE FES

كلية العلوم ظهر المصراخ فاس

ⵜⴰⵎⴰⵏⴰⵙⵜ ⵏ ⵙⵉⴷⵉ ⴰⵎⴰⵎⴰⵔ ⴱⵏ ⴰⵎⴰⵎⴰⵔ ⵏ ⴱⴰⵔ

FACULTE DES SCIENCES DHAR EL MEHRAZ FES



À mon très cher père;

À ma très chère mère ;

À mon cher mari;

À mon petit rayon de soleil Jadou ;

À ma grande sœur et mon petit frère;

À toute ma famille;

À ma meilleure amie ;

À tous mes amis.

Remerciements

Les travaux de recherche présentés dans cette thèse ont été effectués au sein du Laboratoire d'Informatique, Signaux, Automatique et Cognitivisme (LISAC) de la Faculté des Sciences Dhar El Mahraz de Fès.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à mon Directeur de thèse Monsieur BOUMHIDI Ismail, Professeur à la Faculté des Sciences Dhar El Mahraz de Fès, pour son soutien, sa patience, ses conseils instructifs, ainsi de m'avoir donnée l'honneur en acceptant de diriger mes travaux de recherches. Je voudrais lui exprimer ma profonde reconnaissance et mes sincères remerciements pour la qualité de son encadrement, sa disponibilité au quotidien et son aide octroyé tout au long de ce travail.

Je présente à Monsieur EL BEKKALI Chakib, Professeur à la Faculté des Sciences Dhar El Mahraz, mes sincères remerciements pour l'honneur de présider le jury de ma thèse.

Mes sincères remerciements à Monsieur BROURI Adil, Professeur à l'Ecole Nationale Supérieure des Arts et Métiers de Meknès, Monsieur EL OUGLI Abdelghani, Professeur à l'Ecole Nationale des Sciences Appliquées de Oujda ainsi que Monsieur EL ALAMI Rachid, Professeur à la Faculté des Sciences Dhar El Mahraz, pour l'intérêt qu'ils ont porté à ce travail et de l'amabilité d'accepter d'être rapporteurs de cette thèse.

Je remercie vivement Monsieur ALFIDI Mohammed, Professeur à l'Ecole Nationale des Sciences Appliquées de Fès et Monsieur LAGRAT Ismail, Professeur à l'Ecole Nationale des Sciences Appliquées de Kénitra qui ont bien voulu consacrer une part de leur temps pour juger ce travail.

Je remercie également tous mes collègues du laboratoire LISAC, avec qui j'ai partagé ces années de thèse ainsi, à toutes personnes qui, d'une manière ou d'une autre, ont contribué à la réalisation de ce travail.

MODELISATION, COMMANDE ET OPTIMISATION D'UN SYSTEME EOLIEN

Résumé : La production d'électricité d'origine éolienne a connu un fort regain d'intérêt durant ces dernières décennies. Le développement des ces éoliennes représente un grand investissement dans le domaine de la recherche scientifique et technologique. En effet, de multiples travaux de recherche ont été proposés pour le développement des méthodes et d'outils de production efficaces pour améliorer le comportement des éoliennes.

Le travail présenté dans ce mémoire porte sur la commande, la modélisation et l'optimisation d'un système éolien à vitesse variable. L'objectif principal est de maximiser la capture de l'énergie du vent disponible tout en réduisant les efforts et les charges subis par le dispositif d'entraînement de la turbine éolienne.

Plusieurs outils intelligents de commande ont été conçus pour contrôler l'éolienne dans le but d'un fonctionnement robuste, intelligent et optimal. On en cite les réseaux de neurones, l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire et la logique floue, bien évidemment avec les approches de contrôle par modes glissants et celles des fréquences finies.

La validation des performances des contrôleurs a été effectuée grâce au logiciel MATLAB Simulink. Les résultats de simulation ont été satisfaisants en termes de convergence, de précision et de stabilité.

Mots clés: Eolienne à vitesse variable, optimisation des énergies éoliennes, modes glissants, fréquences finies, réseaux de neurones, algorithme par essaim particulaire, logique floue.

MODELING, CONTROL AND OPTIMIZATION OF WIND SYSTEM

Abstract: Wind power generation has experienced a strong revival in recent decades. The development of these wind turbines represents a major investment in the field of scientific and technological research. Indeed, many research works have been proposed for the development of methods and efficient production tools to improve the behavior of wind turbines.

The work presented in this thesis deals with the control, the modeling and the optimization of wind system with variable speed. The main objective is to maximize the capture of available wind energy while reducing the forces and loads experienced by the turbine drive device wind turbine.

Several intelligent control tools have been designed to control the wind turbine for robust, intelligent and optimal operation. Namely, the neural networks, the particle swarm optimization algorithm and the fuzzy logic, obviously with sliding and finite frequency control approaches.

Validation of controller performance was done using MATLAB Simulink software. The simulation results were satisfactory in terms of convergence, accuracy and stability.

Key words: Variable speed wind turbine, wind energy optimization, sliding modes, finite frequency, neural networks, particle swarm algorithm, fuzzy logic.

Table des matières

Résumé.....	iii
Abstract.....	iv
Liste des publications	ix
Liste des symboles	xi
Liste des acronymes	xiii
Liste des figures	v
Liste des tableaux	vi
Introduction générale	1
Chapitre 1 : Modélisation du système de conversion éolien	
1.1 Introduction	7
1.2 Etat d'art sur les systèmes éoliens	8
1.2.1 Présentation des différentes technologies éoliennes.....	8
1.2.1.1 Eoliennes à axe vertical (VAWT).....	8
1.2.1.1.1 Avantages des VAWT	9
1.2.1.1.2 Inconvénients des VAWT	9
1.2.1.2 Eoliennes à axe horizontal (HAWT).....	10
1.2.1.2.1 Eoliennes à vitesse fixe	11
1.2.1.2.2 Eoliennes à vitesse variable	12
1.2.1.2.3 Avantages des HAWT	13
1.2.1.2.4 Inconvénients des HAWT	14
1.2.2 Structure d'une turbine éolienne à axe horizontal	14
1.2.2.1 La tour ou le mât	15
1.2.2.2 Le rotor	15
1.2.2.3 La nacelle	15
1.2.3 Conversion de l'énergie cinétique du vent.....	17
1.2.3.1 Puissance extraite du vent	18
1.2.3.2 Puissance aérodynamique	19
1.2.3.3 Limite de Betz	20

1.2.3.4 Coefficient de puissance aérodynamique	20
1.2.3.5 Couple aérodynamique	22
1.3 Modélisation aérodynamique du système éolien	23
1.3.1 Dispositif d'entraînement	23
1.2.3.1 Modèle à deux masses.....	23
1.2.3.2 Modèle à une masse	26
1.4 Modélisation de la machine asynchrone à double alimentation	30
1.4.1 Présentation de la MADA.....	30
1.4.2 Modélisation de la MADA.....	32
1.4.2.1 Dans le repère triphasé	32
1.4.2.2 Dans le repère de Park.....	33
1.5 Conclusion.....	36
Chapitre 2 : Généralités sur les outils et dispositifs de commande	
2.1 Introduction	37
2.2 Commande par modes glissants	38
2.2.1 Principe de la commande par modes glissants	38
2.2.1.1 Conception de la surface de glissement	39
2.2.2 Choix de la surface de glissement	40
2.2.3 Conditions d'existence du mode glissant.....	41
2.2.4 Synthèse de la loi de commande	42
2.2.5 Le phénomène de réticence	43
2.3 Les réseaux de neurones	44
2.3.1 Le neurone formel	45
2.3.2 Architecture des réseaux de neurones	46
2.3.2.1 Réseaux de neurones non bouclés	46
2.3.2.2 Réseaux de neurones bouclés	49
2.3.3 Apprentissage des réseaux de neurones	50
2.3.3.1 Type d'apprentissage	50
2.3.3.2 Algorithme d'apprentissage	51
2.4 La logique floue	54
2.4.1 Principe et définition de la logique floue	54

2.4.2 Ensembles flous	55
2.4.2.1 Opérations flous	55
2.4.2.2 Variables linguistiques	56
2.4.2.3 Règles floues	56
2.4.3 Modèles flous	56
2.4.3.1 Modèle flou de Takagi-Sugeno	56
2.5 Commande en fréquences finies	57
2.5.1 Principe et définition	57
2.5.2 Lemme de GKYP.....	58
2.5.2.1 Application du lemme GKYP.....	59
2.5.3 Lemme de Finsler	60
2.6 Optimisation par essaim particulière	60
2.6.1 Principe de l'algorithme	61
2.6.2 Formalisation du PSO	62
2.6.3 Amélioration du PSO	65
2.7 Conclusion	66
Chapitre 3 : Commande optimale robuste par le contrôleur proportionnel-intégral à vent faible	
3.1 Introduction	67
3.2 Objectifs de la commande d'un système éolien.....	69
3.3 Synthèse de la loi de commande robuste par le contrôleur proportionnel-intégral.....	71
3.3.1 Modèle à deux masses.....	71
3.3.1.1 Commande par modes glissants standard.....	72
3.3.1.2 Commande par modes glissants intégrale.....	74
3.3.1.3 Commande optimale par le contrôleur proportionnel-intégral.....	75
3.3.1.4 Commande optimale par PI-SMC à base de l'algorithme PSO.....	77
3.3.1.5 Résultats de simulation.....	79
3.3.2 Modèle à une masse.....	85
3.3.2.1 Commande par modes glissants standard.....	87
3.3.2.2 Commande par modes glissants intégrale.....	88

3.3.2.3 Conception de la commande robuste par le contrôleur proportionnel-intégral basée sur les réseaux de neurones.....	89
3.3.2.3.1 Structure du réseau de neurones utilisée	89
3.3.2.3.2 Synthèse de la commande par le contrôleur proportionnel-intégral à base des réseaux de neurones.....	92
3.3.2.4 Commande optimale par le contrôleur proportionnel-intégral à base de l'algorithme PSO.....	94
3.3.2.5 Résultats de simulation.....	95
3.4 Conclusion.....	105
Chapitre 4 : Commande H^∞ robuste en fréquences finies	
4.1 Introduction	106
4.2 Conception de la commande optimale robuste par l'approche H^∞	108
4.2.1 Commande par modes glissants standard	108
4.2.2 Commande par l'approche H^∞	109
4.2.3 Synthèse de la loi de commande H^∞ optimale basée sur l'algorithme PSO	111
4.2.4 Résultats de simulation.....	113
4.3 Commande floue Takagi-Sugeno en fréquences finies.....	118
4.3.1 Formulation de l'approche H^∞ en fréquences finies.....	118
4.3.2 Analyse de l'approche H^∞ en fréquences finies.....	123
4.3.3 Conception de l'approche H^∞ en fréquences finies.....	126
4.3.4 Résultats de simulation.....	130
4.4 Conclusion.....	137
Conclusion générale et perspectives	138
Bibliographie.....	140
Annexe A.....	153

Liste des publications

Publications internationales

S. Aboulem, E-M. Boufounas, & I. Boumhidi, “Intelligent Proportional-Integral sliding model control of wind turbine systems based particle swarm optimization”, *International Journal of Automation and Control (IJAAC)*, Vol. 13, No. 3, 2019.

S. Aboulem, A. El-Amrani, I. Boumhidi, “Finite frequency H^∞ control for wind turbine systems in T-S form”, *International Journal of Power Electronics and Drive Systems (IJPEDS)*, Vol. 11, No. 3, pp. 1313-1322, 2020.

Communications internationales

K. Lahmadi, S.Aboulem and I.Boumhidi, “LMI Conditions to Design a Robust Fuzzy Controller for a Wind Generator ”, The 5th IEEE International Conference on Systems and Control (ICSC), Marrakech, May 25-27,pp. 1-6, 2016.

DOI: [10.1109/ICoSC.2016.7507058](https://doi.org/10.1109/ICoSC.2016.7507058)

S. Aboulem, E-M. Boufounas, & I. Boumhidi, “ Optimal tracking and robust intelligent based PI power controller of the wind turbine systems ”, The second IEEE International Conference on Intelligent Systems and Computer Vision (ISCV’17), Fez, Morocco, April 17-19, pp. 1-7, 2017.

DOI: [10.1109/ISACV.2017.8054981](https://doi.org/10.1109/ISACV.2017.8054981)

E-M. Boufounas, S. Aboulem, A. El Amrani and I. Boumhidi’ “ Power capture optimization of wind turbine system using an intelligent robust controller based on PSO Technique ”, The 3rd IEEE International Conference on Optimization and Applications (ICOA), Meknes, April 27-28, pp. 1-5, 2017.

S. Aboulem, F-E. Lamzouri, E-M. Boufounas, A. El Amrani and I. Boumhidi, “Optimized H_{∞} control for wind energy conversion system based on evolutionary algorithm”, The 3rd IEEE International Conference on Electrical and Information Technologies (ICEIT), Rabat, Morocco, November 15-18, pp.1-7, 2017.

DOI: [10.1109/EITech.2017.8255311](https://doi.org/10.1109/EITech.2017.8255311)

Communications nationales

S. Aboulem and I. Boumhidi, “A robust intelligent control of wind turbine system based on evolutionary algorithm ”, Day of Inter-Laboratory Research (JRIL), Fez, Morocco, December 22, 2017.

Liste des symboles

v	Vitesse du vent, m/s
ρ	Masse volumique de l'air, kg/m^3
R	Rayon du rotor, m
S	Aire de la surface balayée par le rotor, m^2
λ, λ_{opt}	Vitesse spécifique et vitesse spécifique optimale
C_p, C_q	Coefficients de puissance et de couple
C_{popt}	Coefficient de puissance optimal
$C_{p,max}$	Limite de Betz du coefficient de puissance
P_a, P_{aopt}	Puissance aérodynamique et puissance aérodynamique optimale, W
T_a	Couple aérodynamique, $N\ m$
T_g	Couple de la génératrice ramené sur l'arbre lent, $N\ m$
T_{ls}, T_{hs}	Couple de l'arbre lent et couple de l'arbre rapide, $N\ m$
ω_r, ω_{ropt}	Vitesse angulaire du rotor et vitesse angulaire optimale du rotor, rad/s
ω_{rnom}	Vitesse angulaire nominale du rotor, rad/s
ω_{ls}, ω_{hs}	Vitesse angulaire de l'arbre lent et vitesse angulaire de l'arbre rapide, rad/s
ω_g	Vitesse angulaire de la génératrice, rad/s
T_{em}	Couple électromagnétique de la génératrice, $N\ m$
β	Angle de calage des pales, rad
β_{opt}	Angle de calage optimal, rad
J_t	Inertie de la turbine ramenée sur l'arbre lent, $kg\ m^2$
J_r	Inertie des masses du coté rotor, $kg\ m^2$
J_g	Inertie des masses du coté de la génératrice, $kg\ m^2$
K_t	Coefficient de frottements externes de la turbine sur l'arbre lent, $N\ m/rad\ s$
K_r	Coefficient de frottements visqueux externes du rotor, $N\ m/rad\ s$
K_g	Coefficient de frottements visqueux externes de la génératrice, $N\ m/rad\ s$
K_{ls}	Coefficient de frottements visqueux internes de l'arbre lent, $N\ m/rad\ s$
B_{ls}	Coefficient de torsion de l'arbre lent, $N\ m/s$
n_g	Rapport de transmission du multiplicateur

e_x	Erreur de poursuite de la grandeur x
P_s, Q_s	Puissances active et réactive statoriques, W
P_r, Q_r	Puissances active et réactive rotoriques, W
P_{sref}	Puissance active statorique de référence, W
Q_{sref}	Puissance réactive statorique de référence, W
d, q	L'axe d et l'axe q du repère biphasé tournant
$V_{sd,q}$	Tensions statoriques sur les axes d et q , V
$V_{rd,q}$	Tensions rotoriques sur les axes d et q , V
$I_{sd,q}$	Courants statoriques sur les axes d et q , A
$I_{rd,q}$	Courants rotoriques sur les axes d et q , A
$I_{rdref,qref}$	Courants rotoriques de référence sur les axes d et q , A
$\phi_{sd,q}$	Flux statoriques sur les axes d et q , W_b
$\phi_{rd,q}$	Flux rotoriques sur les axes d et q , W_b
R_s, R_r	Résistances statorique et rotorique, Ω
L_s, L_r, L_m	Inductances statorique, rotorique et mutuelle, H
P_g	Puissance électrique, W
ω_s, ω_r	Vitesse synchrone et vitesse angulaire du flux rotorique, rad/s
σ_r	Coefficient de fuite
g	Glissement
p	Nombre de paires de pôles
A^{-1}	Matrice inverse de A
A^T	Matrice transposée de A
$A^\perp$	Matrice orthogonale de A , telle que $AA^\perp = 0$
$sym(A)$	Représente le bloc $A + A^T$
$He(A)$	Représente le bloc $\frac{A+A^*}{2}$
$diag\{\dots\}$	Matrice diagonale
" * "	Transposition matricielle
$P > 0$	Matrice P positive
I	Matrice d'identité avec une dimension appropriée.

Liste des acronymes

ACO	Algorithmes de colonies de fourmis
AG	Algorithmes génétiques
BF	Basse fréquence
CMG	Commande par modes glissants
CMGI	Commande par modes glissants intégrales
CMG-PI	Commande par modes glissants proportionnelles intégrales
FBR	Fonction de base radiale
FF	Fréquences finies
FDI	Frequency domain inequality
GKYP	Generalized Kalman-Yakubovich-Popov
HF	Haute fréquence
KYP	Kalman-Yakubovich-Popov
LMI	Linear Matrix Inequality
MADA	Machine asynchrone à double alimentation
MF	Moyenne fréquence
MPC	Multivariable prédictive control
PI	Proportionnel intégral
PSO	Particle swarm algorithm
RP	Rétropropagation
RNA	Réseau de neurones artificiel
RNAFBR	Réseau de neurones artificiels à fonction de base radiale
SCEE	Système de conversion d'énergie éolienne
T-S	Takagi–Sugeno
TSFF	Commande floue Takagi-Sugeno en fréquences finies
VAWT	Vertical Axis Wind Turbine

Liste des figures

Figure I.1 – Stratégie énergétique au Maroc à l’horizon 2020

Figure 1.1 – Turbines à axe vertical

Figure 1.2 – Turbines éoliennes HAWT: (a) en amont, (b) en aval

Figure 1.3 – Structure de l’éolienne à vitesse fixe connectée directement au réseau

Figure 1.4 – Structure de l’éolienne à vitesse variable

Figure 1.5 – Composants constituant une éolienne

Figure 1.6 – Conversion de l’énergie cinétique du vent

Figure 1.7 – Vitesse spécifique du rotor

Figure 1.8 – Coefficient de puissance en fonction de λ et paramétré par β

Figure 1.9 – Dispositif d’entraînement à deux masses

Figure 1.10 – Modèle à une masse ramenée sur l’arbre lent

Figure 1.11 – Modèle à une masse ramenée sur l’arbre rapide

Figure 1.12 – Générateur éolien à base de MADA

Figure 1.13 – Représentation de la MADA dans l’espace électrique

Figure 1.14 – Représentation de la MADA dans le repère de Park

Figure 2.1 – Modèle de base d’un neurone formel

Figure 2.2 – Schéma d’un réseau de neurones feed-forward monocouche

Figure 2.3 – Représentation graphique d’un réseau de neurones feed-forward multicouches

Figure 2.4 – Structure graphique d’un réseau de neurones bouclé

Figure 2.5 – Principe du déplacement d’une particule

Figure 2.6 – Organigramme de la méthode des essaims particulaires

Figure 3.1 – Courbe typique de la puissance extraite par une éolienne en fonction de la vitesse du vent

Figure 3.2 – Courbe du coefficient de puissance pour $\beta = \beta_{opt}$

Figure 3.3 – Schéma du système de commande PI-CMG combinée avec le PSO

Figure 3.4 – Profil du vent périodique avec une vitesse moyenne de 8m/s

Figure 3.5 – Vitesse désirée et réelle du rotor

Figure 3.6 – Comparaison des erreurs de poursuite

Figure 3.7 – Evolution temporelle du couple appliqué

- Figure 3.8** – Evolution temporelle de la puissance aérodynamique capturée du vent
- Figure 3.9** – Convergence vers l'optimal global de k
- Figure 3.10** – Convergence vers l'optimal global de k_i
- Figure 3.11** – Convergence vers l'optimal global de k_p
- Figure 3.12** – Architecture générale du réseau de neurones RBF
- Figure 3.13** – Schéma du système de commande (RNCMG)
- Figure 3.14** – Profil du vent périodique avec une vitesse moyenne de 8m/s
- Figure 3.15** – Vitesse désirée et réelle du rotor
- Figure 3.16** – Comparaison des erreurs de poursuite
- Figure 3.17** – Evolution temporelle du couple appliqué
- Figure 3.18** – Evolution temporelle de la puissance aérodynamique capturée du vent
- Figure 3.19** – Profil du vent variable avec une vitesse moyenne de 8m/s
- Figure 3.20** – Vitesse désirée et réelle du rotor
- Figure 3.21** – Comparaison des erreurs de poursuite
- Figure 3.22** – Evolution temporelle du couple appliqué
- Figure 3.23** – Evolution temporelle de la puissance aérodynamique capturée du vent
- Figure 4.1** – Profil du vent variable avec une vitesse moyenne de 8.5m/s
- Figure 4.2** – Vitesse désirée et réelle du rotor
- Figure 4.3** – Comparaison des erreurs de poursuite
- Figure 4.4** – Evolution temporelle du couple appliqué
- Figure 4.5** – Evolution temporelle de la puissance aérodynamique
- Figure 4.6** – Convergence vers l'optimal global de k
- Figure 4.7** – Convergence vers l'optimal global de r
- Figure 4.8** – Réponse d'état de $x_1(t)$
- Figure 4.9** – Réponse d'état de $x_2(t)$
- Figure 4.10** – Réponse d'état de $x_3(t)$
- Figure 4.11** – Réponse d'état de $x_4(t)$
- Figure 4.12** – Estimation de la sortie contrôlée $z(t)$
- Figure 4.13** – Estimation de la loi de commande $u(t)$
- Figure A.1** – Colonne d'air incidente sur le rotor
- Figure A.2** – Coefficient de puissance $C_p(\lambda, \beta)$
- Figure A.3** – Coefficient de couple $C_q(\lambda, \beta)$

Liste des tableaux

Tableau 2.1 – δ pour différentes gammes de fréquences

Tableau 4.1 – Différentes gammes de fréquences

Tableau 4.2 – Comparaison des limites de performance H^∞ obtenues par différentes méthodes

Tableau A.1- Caractéristiques de l'éolienne

Tableau A.2- Paramètres du modèle à deux masses

Tableau A.3- Paramètres du modèle à une masse

Introduction Générale

La consommation mondiale d'énergie électrique a connu une augmentation considérable suite aux besoins intenses de l'industrie ainsi qu'à la multiplication des appareils électriques ou autres. L'utilisation de l'énergie consommée provient évidemment des ressources fossiles tel que le pétrole, le gaz naturel ou le charbon. Ces besoins ont entraîné l'épuisement progressif de ces combustibles vu leurs utilisations importantes sans oublier la pollution qui menace l'environnement. En effet, ces ressources produisent une pollution aigue sur l'environnement ainsi que le réchauffement global de la terre dû aux émissions de gaz à effet de serre, sans parler de la production de déchets radioactifs difficiles à traiter dans le cas du nucléaire. Afin de restreindre l'emploi de l'énergie d'origine combustible et remédier aux problèmes environnementaux, certains pays ont muté vers l'utilisation des sources d'énergies dites propres et renouvelables.

Les énergies renouvelables sont des sources d'énergie propres et naturelles, issues du soleil, du vent, de la géothermie, des chutes d'eau, des marées ou de la biomasse, capables, à long terme, de satisfaire la majeure partie de nos besoins. Le renouvellement de ces énergies est assez rapide pour être considérées comme inépuisables à l'échelle du temps humain. Leur exploitation n'engendre presque pas de déchets et d'émissions polluantes. Les systèmes utilisant l'énergie du vent désignent la technologie à plus forte croissance. En effet, l'énergie éolienne est l'une des plus importantes et plus prometteuses de ces sources d'énergie renouvelable à travers le monde. Cette dernière représente le potentiel énergétique le plus important. Après de nombreuses contractions ainsi que la limitation et l'échéance d'épuisement des ressources combustibles, la production d'électricité d'origine renouvelable a connu un fort regain d'intérêt depuis les années 1990. Cette augmentation de la production d'électricité d'origine éolienne, nécessite donc le développement de méthodes et d'outils de production efficaces. Dans cette thèse, les travaux de recherche s'intéressent à l'amélioration des performances et du rendement énergétique des éoliennes afin d'en tirer le meilleur profit.

Le Maroc jouit d'un gisement éolien diversifié et très riche, ce qui lui donne une place de plus en plus importante dans l'échelle énergétique mondiale. En effet, il dispose d'un potentiel non négligeable qui lui permettra la réduction de la dépendance énergétique et la contribution à la stabilité énergétique du pays. Dans le cadre de sa stratégie énergétique, le

royaume s'engage dans un grand programme éolien, afin d'accompagner le développement des énergies renouvelables et de l'efficacité énergétique dans le pays. Le Projet Marocain Intégré de l'énergie éolienne, s'étalant sur une période de 10 ans, permettra donc au pays de porter la puissance électrique installée, d'origine éolienne, de 812 MW en 2015 à 4960 MW à l'horizon 2030. Parmi les objectifs du programme éolien, on en cite :

- ✓ Augmenter la part de l'énergie éolienne dans la capacité électrique totale à 20% à l'horizon 2030 (Figure I 1) ;
- ✓ Atteindre une capacité de production éolienne de plus de 4 GW.

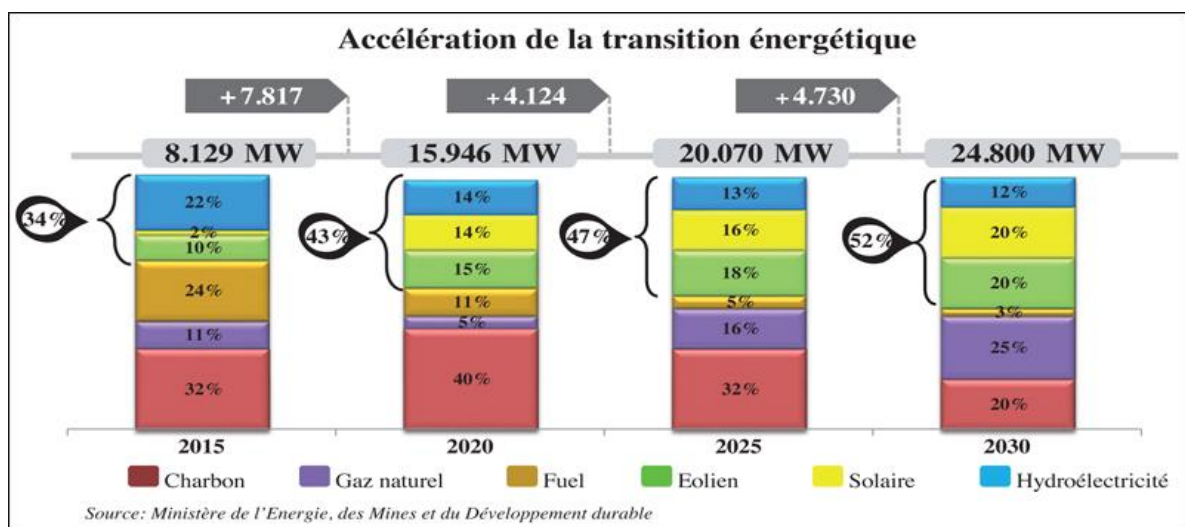


Figure I.1 – Stratégie énergétique au Maroc à l'horizon 2020

Plusieurs technologies éoliennes de différents types ont été conçues et développées dans ce domaine remontant sur plusieurs siècles. En effet, la majorité des éoliennes installées, dans le passé, étaient à vitesse fixe [Sal-1990], [Cam-2004b]. Néanmoins, ces dernières possèdent de nombreux inconvénients à savoir ; un faible rendement énergétique car leurs optimisations ne se fait que pour un point de fonctionnement, une courte durée de vie causée par les efforts subis par leur structure ainsi que les fluctuations non négligeables de la tension et de la puissance du réseau lors des variations de la vitesse du vent. De nos jours, la forme la plus connue et utilisée de la technologie éolienne est l'aérogénérateur, une machine qui obtient de l'énergie à partir du vent pour générer un courant électrique. Pour amener des solutions favorables à ces problèmes, les éoliennes à vitesse variable ont été introduites [Kui-2002], [Aim-2004]. Particulièrement, les éoliennes à vitesse variable et à calage variable. Ce type de

fonctionnement permet l'augmentation du rendement énergétique, la baisse des charges mécaniques et, bien évidemment, l'amélioration de la qualité de l'énergie électrique produite par rapport aux anciennes éoliennes à vitesse fixe [Ern-1985]. Par ailleurs, les approches de commande peuvent avoir un effet primordial sur les turbines éoliennes [Can-2004]. Ainsi, quelque soit le type de ces dernières, le facteur clé demeure la stratégie de commande.

Le présent travail repose sur l'élaboration des lois de commande pour une éolienne à vitesse variable, dans le but d'optimiser la capture de l'énergie du vent disponible en dessous de la puissance nominale (à vent faible), de maintenir une qualité de puissance satisfaisante au dessus de la puissance nominale (à vent fort) et de minimiser les efforts de commande subis par le dispositif d'entraînement de l'éolienne.

De multiples travaux de recherche ont été proposés pour contrôler et commander les éoliennes [Ma-1997] [Lei-2000] [Poi-2003] [Bou-2006] [Bel-2010] [Bou-2014]. Toutefois, à partir du modèle linéaire de l'éolienne, les performances et l'efficacité du système se dégradent surtout devant un profil de vent réel, et cela est dû à l'aspect dynamique fortement non linéaire du couple aérodynamique du système éolien [Eke-1997] [Han-1999] [Mut-2005]. Ainsi, en présence de perturbations externes, ce type de commandes ne permet pas de maintenir une bonne performance de poursuite. Pour faire face à cet aspect dynamique non linéaire, plusieurs usages des stratégies de contrôles ont été justifiés dans la littérature [Bou-2015] [Kou-2017]. Parmi ces commandes, on trouve celles par modes glissants [Slo-1984] [Sir-1988] [Utk-1992] [Lev-2003].

Le mode glissant est largement utilisé dans la commande des systèmes non linéaires incertains. Cette commande est répandue par sa simplicité de mise en œuvre, ainsi que sa grande robustesse par rapport aux incertitudes du système et des perturbations externes. Malgré ses avantages, cette technique nécessite un gain de commutation important, en présence d'incertitudes assez large, et par conséquent engendre un phénomène oscillatoire connu sous le nom de *chattering*, au niveau de la commande. Ce phénomène est donc le problème principal des commandes par modes glissants. En outre, il peut mener à une perte de précision tout en influençant sur les grandeurs asservies et les variables de commandes.

Une deuxième approche connue par sa robustesse et ses bonnes performances de poursuite est l'approche H^∞ . Cette technique exige, en présence d'incertitudes larges, un gain assez élevée, et donc génère le phénomène *oscillatoire* au niveau de la commande.

Cette thèse a pour but de surmonter les lacunes des lois de commande ; celui du phénomène de réticence comme déjà cité. Parmi les solutions, que l'on trouve dans la littérature, permettant la réduction de ce phénomène est celle de la méthode de couche limite. Cette dernière consiste à approximer les discontinuités dans la commande par des fonctions à variation plus douce à savoir ; la fonction de saturation et la tangente hyperbolique. Cependant, cette méthode ne peut résoudre ce problème qu'en présence d'incertitudes de petite taille. Pour palier à ce problème, nous envisageons de combiner la méthode de couche limite avec des méthodes issues de l'intelligence artificielle telle que les réseaux de neurones (RNA) et l'optimisation par essais particuliers (PSO). Ces derniers seront utilisés dans le but d'estimer les parties inconnues du système non linéaire pour obtenir une meilleure description du processus réel [Mas-2015] [Zou-2015] [Bou-2013] [Bar-2005], ce qui permettra l'utilisation d'un gain de commutation plus petit même en présence de fortes incertitudes. La robustesse est assurée par l'utilisation des modes glissants, et l'étude de stabilité par le critère de Lyapunov. Toutefois, le choix arbitraire d'un gain peut ne pas être fiable et donc peut ne pas donner de meilleures performances pour le système, en revanche, nous avons proposé d'optimiser ces paramètres par l'utilisation de l'algorithme PSO.

Cette thèse est organisée en quatre chapitres:

Le premier chapitre s'articule sur le principe de fonctionnement et de modélisation d'une éolienne à vitesse variable. Ensuite, une comparaison entre une éolienne à vitesse variable et une éolienne à vitesse fixe sera décrite ainsi que les avantages et les inconvénients de chacune d'elles. Après avoir détaillé le principe d'extraction de l'énergie du vent, deux modèles sont exposés : le modèle à deux masses qui est le plus général et peut s'appliquer à n'importe quelle éolienne et celui à une masse qui résulte de la simplification du premier et est destiné uniquement aux éoliennes de grande taille. Enfin, le modèle de la machine à synchrone à double alimentation (MADA) sera également décrit vu que les générations modernes d'éoliennes se basent principalement sur l'utilisation de cette dernière.

Le deuxième chapitre est un état d'art sur les généralités des outils et dispositifs de commandes. Dans un premier temps, la commande robuste par modes glissants standards est décrite, et d'autre part, nous décrirons les généralités sur les outils intelligents utilisés basés sur les réseaux de neurones et l'algorithme d'optimisation par essais particuliers (PSO). La

logique floue de type Takagi-Sugeno sera également décrite ainsi que l'approche des fréquences finies. Ces techniques seront adoptées pour le contrôle de l'éolienne afin d'obtenir un fonctionnement robuste, optimal et intelligent.

Le troisième chapitre concerne la commande optimale robuste, à vent faible, par le contrôleur proportionnel-intégral. Tout d'abord, une explication des zones de fonctionnement d'une éolienne à vitesse variable sera décrite. Ensuite, deux lois de commande seront présentées : une commande optimale robuste par le contrôleur proportionnel-intégral combinée avec le mode glissant standard et les réseaux de neurones basé sur l'algorithme PSO pour le modèle à une masse, et la même commande optimale basée également sur le contrôleur proportionnel-intégral, le mode glissant et l'algorithme PSO, mais cette fois-ci, pour le modèle à deux masses. L'objectif principal de cette commande est de maximiser la capture de l'énergie du vent, et ce, pour optimiser la production de la turbine éolienne. Les réseaux de neurones seront utilisés pour estimer la partie inconnue du modèle. L'algorithme d'optimisation PSO sera destiné pour optimiser les paramètres du contrôleur.

Le quatrième chapitre traite deux lois de commandes robustes. La première est l'approche H^∞ à vent faible ou moyen. Elle consiste à combiner la commande H^∞ avec l'algorithme PSO. L'objectif de ce contrôleur est d'optimiser l'énergie capturée par le vent, d'assurer la robustesse du système en boucle fermée et de minimiser les contraintes mécaniques du système. La seconde approche concerne la commande H^∞ pour les systèmes à temps continu flou Takagi-Sugeno (TS) en fréquences finies (FF). Les fréquences finies visent à améliorer la robustesse du système de commande contre les perturbations et les changements brusques de la vitesse du vent. L'objectif principal de cette approche est de concevoir un nouveau contrôleur à retour d'état dans des domaines spécifiques de fréquences finies (FF). Le lemme généralisé de Kalman Yakubovich Popov (gKYP) ainsi que celui de Finsler seront utilisés. De nombreuses matrices de jeu, des conditions suffisantes moins conservatrices pour l'existence d'un contrôleur à retour d'état pour différentes gammes de fréquences finies seront proposées puis résolues en un ensemble d'inégalités matricielles linéaires.

Chapitre 1

Modélisation du système de conversion éolien

1.1 Introduction

Le développement et l'exploitation des énergies renouvelables a connu un grand essor au court de ces dernières décennies. Ces énergies sont produites par une source que la nature renouvelle en permanence, et qui puissent être considérer comme inépuisable. La production de l'électricité propre à partir des énergies renouvelables offre une sureté considérable pour l'approvisionnement des consommateurs tout en respectant l'environnement. Les énergies éoliennes font parties de ces énergies vertes, renouvelables, rentables et non polluantes. Son évolution rapide a donné naissance aux éoliennes qui fonctionnent à vitesse variable [Kui-2002]. La technologie éolienne la plus connue et utilisée de nos jours, est celle de l'aérogénérateur qui est un dispositif de production d'électricité à partir de l'énergie cinétique du vent. Contrairement aux éoliennes à vitesse fixes, le fonctionnement des éoliennes à vitesse variable permet l'augmentation du rendement énergétique, la diminution des efforts mécaniques ainsi que l'amélioration de la qualité d'énergie électrique produite [Ern-1985].

Ce chapitre porte sur le principe de fonctionnement ainsi que la modélisation d'une éolienne à vitesse variable. Nous allons établir, en premier lieu, le modèle mathématique de la partie mécanique (turbine), en se basant sur les lois issues des différents champs de la physique. Deux modèles seront présentés : le modèle à deux masses et celui à une masse. Le premier modèle est le plus général et qui peut être appliqué aux éoliennes de toute taille. Tandis que le second résulte de la simplification du premier, et est adapté généralement aux éoliennes de grande taille. Nous allons, par la suite, élaborer le modèle mathématique de la partie électrique (génératrice).

1.2. Etat d'art sur les systèmes éoliens

1.2.1. Présentation des différentes technologies éoliennes

L'énergie éolienne est une forme indirecte de l'énergie solaire. En effet, ce sont les différences de pressions et de températures induites dans l'atmosphère par l'absorption des rayons solaires qui mettent les masses d'air en mouvement et accumulent l'énergie cinétique. Une éolienne est donc un dispositif capable de transformer l'énergie cinétique du vent en énergie mécanique ou électrique. Cette énergie cinétique est captée par les pales de la turbine avant d'être transformée en énergie mécanique, qui est transformée à son tour, par un générateur de type synchrone ou asynchrone, en énergie électrique. La classification des turbines éoliennes se base selon l'orientation de l'axe de rotation par rapport à la direction du vent (horizontal ou vertical). Généralement, deux grandes familles d'éoliennes existent: les éoliennes à axe vertical et celles à axe horizontal.

1.2.1.1 Eoliennes à axe vertical

Les turbines éoliennes à axe vertical, également appelée VAWT (Vertical Axis Wind Turbine) ont été les premières structures développées pour la production de l'électricité. Son principal avantage est celui des organes de commande qu'elle possède et du générateur qui sont au niveau du sol, ce qui facilite l'accessibilité de dépannage en cas de défaillance. Par ailleurs, ces éoliennes restent, actuellement, marginales et peu utilisées voire même abandonnées et cela est dû aux turbulences qui affectent le capteur d'énergie situé près du sol, et à la surface importante qu'elles occupent au sol notamment pour les éoliennes de grande puissance.

Principalement, on distingue trois types de turbines éoliennes à axe vertical: le rotor de Savonius, le rotor de Darrieus classique et Darrieus en forme de H [Hau-2006] [Ger-2002]. Les pales de cette turbine tournent autour d'une tige positionnée verticalement, comme son nom l'indique. Elles fonctionnent sur le même principe que les roues hydrauliques avec une direction du vent perpendiculaire à l'axe de rotation. Cette solution est moins répandue car elles sont moins performantes par rapport à celle à axe horizontal.

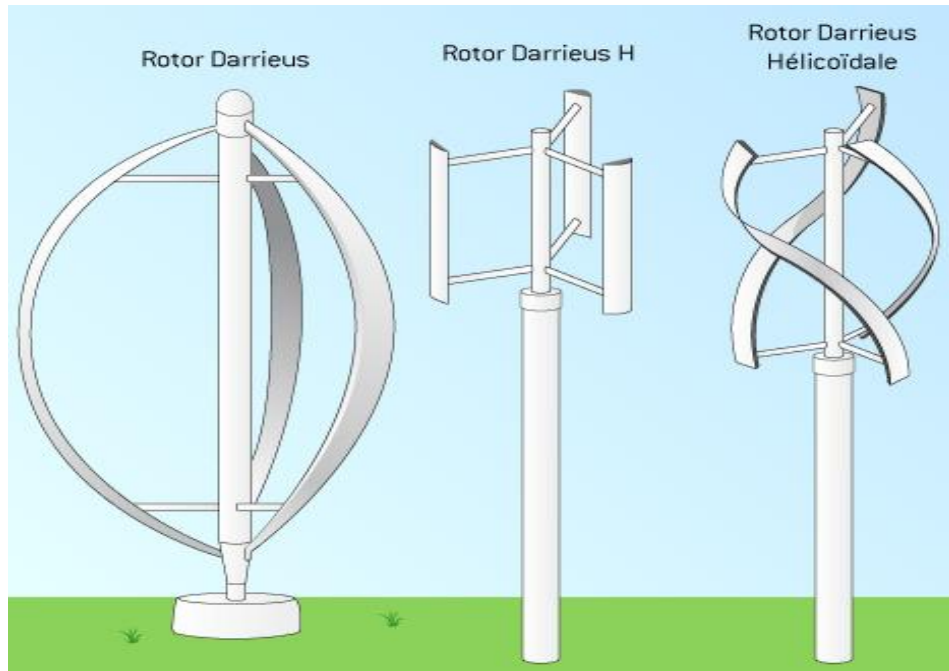


Figure 1.1- Turbines à axe vertical

1.2.1.1.1 Avantages des VAWT

Les avantages des éoliennes à axe vertical sont les suivants :

- ✓ Sa conception verticale permet d'avoir une maintenance des équipements de façon plus aisée ;
- ✓ Son coût d'installation est réduit ;
- ✓ Son axe vertical possède une symétrie de révolution ce qui lui permet de fonctionner quelque soit la direction du vent sans avoir à orienter le rotor ;
- ✓ Sa conception est robuste, simple et nécessite peu d'entretien.

1.2.1.1.2 Inconvénients des VAWT

Parmi les inconvénients que présente la turbine à axe vertical, on trouve :

- ✓ Moins performante que celles à axe horizontal;
- ✓ Sa conception verticale lui impose un fonctionnement avec un vent proche du sol, donc moins fort car elles sont freinées par le relief ;
- ✓ Son efficacité de conversion d'énergie est faible ;
- ✓ Sa haute variation du couple mécanique et ses forces sur les éléments des pales ;
- ✓ Ses options sont limitées pour le contrôle de sa vitesse ou de sa puissance ;

- ✓ Son implantation au sol exige l'utilisation des tirants qui doivent passer au-dessus des pales, donc occupe une surface importante.

1.2.1.2 Éoliennes à axe horizontal

Les éoliennes à axe horizontal, également nommée HAWT (Horizontal Axis Wind Turbine) sont actuellement les plus utilisées. Elles sont basées sur le modèle des moulins à vent. Ces turbines sont, en général, formées de deux, trois ou plusieurs pales fixes ou orientables, pour le contrôle de la vitesse de rotation [Ack-2000]. Pratiquement, le plus utilisé est celui du rotor tripale, car, il satisfait un compromis entre le coefficient de puissance, le coût ainsi que la vitesse de rotation du capteur éolien [Vri-1983]. Le rendement des éoliennes à axe horizontal est supérieur à celui des éoliennes à axe vertical. Elles sont plus stables vu sa charge aérodynamique qui est relativement uniforme ainsi que son coefficient de puissance le plus élevé. Cette turbine à axe horizontal demeure face au vent, et est fixée au sommet d'une tour lui permettant de capter une quantité beaucoup plus importante d'énergie éolienne. Elle est équipée d'un système qui permet de l'orienter en fonction du vent. Les éoliennes à axe horizontal peuvent fonctionner en amont «up-wind» ou en aval «down-wind». Pour le fonctionnement des éoliennes amont, le vent souffle directement sur les pales de l'éolienne, la majorité des grandes éoliennes dont la puissance dépasse les 1000 kW fonctionnent avec ce principe. Pour ceux fonctionnant en aval, le vent souffle sur l'arrière des pales. Cette configuration est plus utilisée pour les petites éoliennes. La figure 1.2 montre les deux types mentionnés.

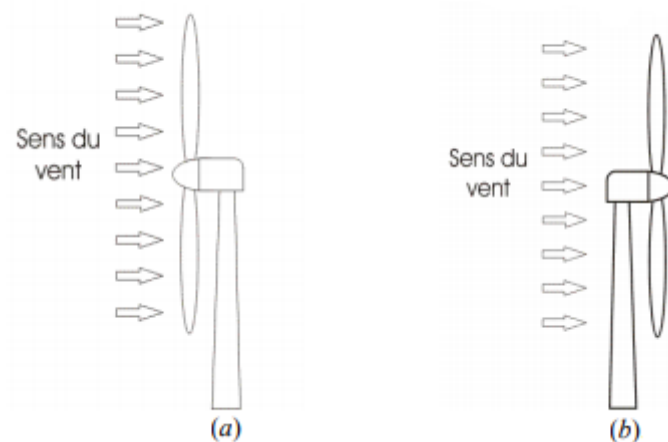


Figure 1.2 – Turbines éoliennes HAWT: (a) en amont, (b) en aval

Les éoliennes à axe horizontal peuvent à leur tour être classées suivant leur vitesse de rotation : Celle-ci peut être fixe ou variable [Poi-2003] [Bel-2010].

1.2.1.2.1 Les éoliennes à vitesse fixe

Les éoliennes à vitesse fixe sont les premières conceptions qui ont été développées. Le rotor de cette turbine tourne toujours à la même vitesse angulaire, quelque soit la vitesse du vent. Cette vitesse de fonctionnement dépend de l'architecture de la turbine, ainsi que la fréquence imposée par le réseau électrique [Aim-2004]. Les rotors à vitesse fixe sont généralement munis d'un système d'orientation de pales qui permettent à la génératrice de fonctionner au voisinage du synchronisme. Ces éoliennes sont moins coûteuses et sont munies d'un système électrique simple connecté directement au réseau sans dispositif d'électronique de puissance [Cam-2004b]. La figure suivante illustre la structure d'une éolienne à vitesse fixe.

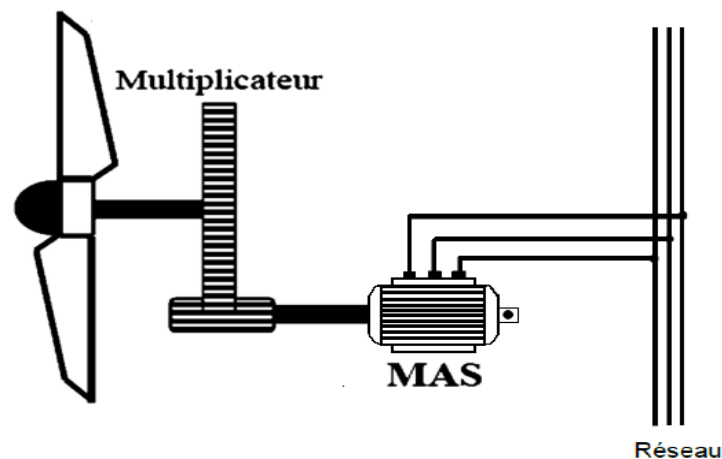


Figure 1.3 – Structure de l'éolienne à vitesse fixe connectée directement au réseau

1.2.1.2.2 Les éoliennes à vitesse variable

Les éoliennes à vitesse variable est, sans doute, la technologie la plus répandue. Elles permettent de fonctionner pour une large gamme de vitesse de vent et donc d'extraire le maximum de puissance disponible, tout en réduisant les nuisances sonores lors d'un fonctionnement à vent faible. En vitesse variable, on régule le système de façon à ce que pour

chaque vitesse de vent, l'éolienne fonctionne à puissance maximale. Les turbines à vitesse variable fonctionnent en mode réseau et nécessitent des convertisseurs de puissance afin d'établir une séparation complète entre la fréquence du réseau et la vitesse de rotation de l'éolienne qui sera adaptée à la vitesse du vent pour optimiser la puissance fournie au réseau [Aim-2004]. Actuellement, les éoliennes à vitesse variable sont plus utilisées par rapport à celles à vitesse fixe. En effet, elles permettent de récupérer plus d'énergie, de réduire les coûts du système mécanique, d'améliorer la qualité d'énergie produite et elles sont moins sensibles aux vibrations induites par la structure mécanique [Poi-2003]. La figure 1.4 désigne la structure d'une éolienne à vitesse variable liée au réseau.

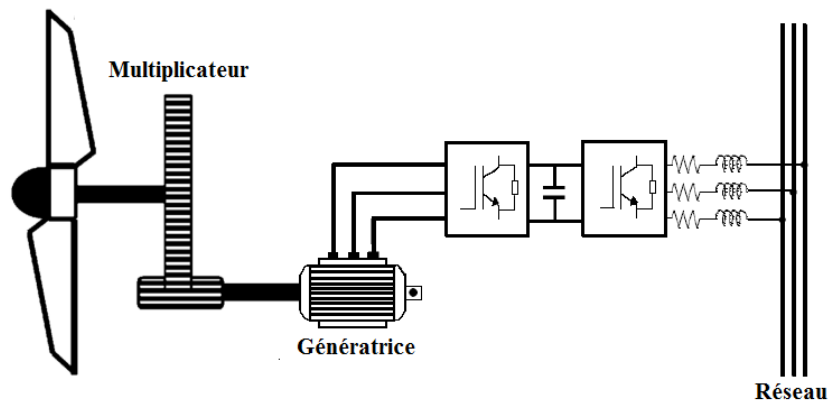


Figure 1.4 – Structure de l'éolienne à vitesse variable

- Intérêt des éoliennes à vitesse variable

Parmi les avantages principaux que représentent les éoliennes à vitesse variable par rapport à celles à vitesse fixe [Fra-2005], on cite :

- ✓ Augmentation de la plage de fonctionnement, notamment pour les faibles vitesses de vent où le maximum de puissance peut être aisément converti, et donc, une éolienne à vitesse variable peut extraire, annuellement, de 8 à 15% plus d'énergie du vent qu'une éolienne à vitesse fixe [Vih-2002] ;
- ✓ Réduction des efforts mécaniques, et ce, grâce à l'adaptation de la vitesse de la turbine lors des variations du vent ;
- ✓ Simplicité du système d'orientation des pales ;
- ✓ Réduction du bruit lors des fonctionnements à faible puissance.

La plupart des éoliennes installées sont celles à vitesse variable. Dans ce qui suit, nous nous limitons seulement à l'étude des éoliennes à axe horizontal tripales, et à vitesse variable.

1.2.1.2.3 Avantages des HAWT

Les éoliennes à axe horizontal présentent plusieurs avantages, on en cite :

- ✓ Son efficacité de conversion d'énergie est élevée ;
- ✓ Son rotor est positionné en hauteur donnant accès à des vents élevés ;
- ✓ Sa possibilité de faire une auto démarrage ;
- ✓ Son équipement se trouve dans la nacelle au sommet de la tour, et donc, il n'est pas nécessaire de rajouter un local pour l'appareillage

1.2.1.2.4 Inconvénients des HAWT

Comme les éoliennes à axe vertical, les éoliennes à axe horizontal présentent aussi des inconvénients, on en trouve :

- ✓ Son coût d'installation est très élevé ;
- ✓ L'appareillage se trouve au sommet de la tour, ce qui nécessite une tour robuste et de longs câbles électriques.

1.2.2 Structure d'une turbine éolienne à axe horizontal

La technologie des éoliennes la plus répandue est, sans doute, celle à axe horizontal. Les trois principaux constituants d'une éolienne à axe horizontal sont principalement: Le mât, le rotor et la nacelle. Chacune de ces parties doit être minutieusement étudiée et modélisée de façon à obtenir un meilleur rendement et une bonne fiabilité du système. La figure 1.5 désigne les principaux éléments d'une éolienne.

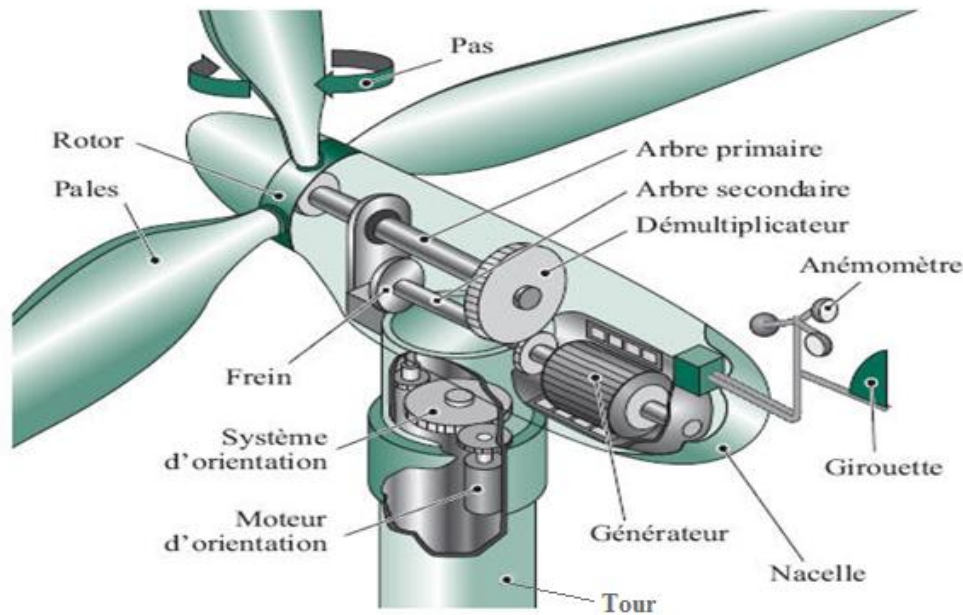


Figure 1.5 – Composants constituant une éolienne

Bien que la simplicité soit apparente sur la figure, le mécanisme de fonctionnement de cette turbine reste très complexe. Une éolienne ne fonctionne que lorsque le vent souffle. Elle constitue les composants suivants :

1.2.2.1. La tour ou le mât

La tour dite aussi mât est un dispositif généralement en acier ou en treillis métallique, qui permet de placer le rotor et la nacelle à une hauteur suffisante pour permettre son mouvement et pour éviter que les pales ne touchent pas le sol. Cependant, grâce à l'emplacement du rotor, ça lui permet d'être entraîné par un vent plus fort et régulier qu'au niveau du sol. Un mât mesure environ 50 à 80 mètres de haut, plus précisément, une éolienne de 1MW mesure presque 80 mètres de hauteur [Aim-2004]. A l'intérieur, la tour abrite, en général, les câbles de transport de l'énergie électrique, des éléments de contrôle, des appareillages de connexion au réseau de distribution et aussi des escaliers pour accéder à la nacelle.

1.2.2.2 Le rotor

Le rotor entraîné par l'énergie du vent produit de l'énergie mécanique par un générateur électrique couplé directement ou indirectement. Le rotor est constitué de pales et de l'arbre

primaire, et sont assemblés dans le moyeu. Principalement, le nombre de pales varie de 1 à 3, le rotor tripale étant de loin le plus répandu. Ces pales influencent sur la durée de vie et le rendement de l'éolienne. L'éolienne est équipée d'un système qui permet la variation de l'angle de calage des pales, pour maintenir une qualité de puissance au dessus de la puissance nominale.

1.2.2.3 La nacelle

La nacelle, montée au sommet du mât, regroupe tous les éléments mécaniques, pneumatiques, certains composants électroniques et électriques permettant le fonctionnement de l'éolienne. Elle est constituée par les éléments suivants:

✓ Le multiplicateur de vitesse

La vitesse de rotation entre l'arbre primaire et l'arbre secondaire est augmentée par le multiplicateur de vitesse. Evidemment, la faible vitesse de rotation de l'éolienne ne permettrait pas de générer, dans de bonnes conditions, du courant électrique avec les générateurs de courant classiques. L'arbre secondaire comporte, en général, un frein mécanique permettant d'immobiliser le rotor au cours des opérations de maintenance et d'éviter l'emballement de la machine.

✓ La génératrice

La génératrice fonctionne sur le principe de la dynamo : elle convertit l'énergie mécanique en énergie électrique. Généralement, la partie électrique de l'éolienne consiste en un générateur électrique synchrone ou asynchrone.

La première catégorie d'éolienne repose sur les machines synchrones. Ces machines utilisées sont plutôt à rotor bobiné avec un grand nombre de pôles [Abu-2008]; elles tournent, donc, à une vitesse lente. La turbine éolienne, sans multiplicateur de vitesse, est directement reliée au rotor. Les machines à réluctance variable se classent, elles-aussi, sous cette catégorie de générateurs [Cam-2004a]. Ces générateurs sont connectés au réseau par l'intermédiaire d'un convertisseur de puissance. Généralement, cette puissance produite est faible.

La seconde catégorie consiste sur les machines asynchrones à cage ou à rotor bobiné. Ces machines tournent à une vitesse beaucoup plus importante que celle de la turbine éolienne. Cependant, l'utilisation du multiplicateur de vitesse est indispensable. En général, cette technologie est utilisée pour les fortes puissances. La machine asynchrone fonctionne en mode moteur ou générateur. Cette dernière peut être alimentée par le stator (machine à cage ou à rotor bobiné court-circuité) ou par le stator et le rotor à la fois (machine à rotor bobiné).

✓ **Contrôleur électronique – girouette – anémomètre**

Le contrôleur électronique est chargé de surveiller le fonctionnement de l'éolienne. En effet, il s'agit d'un ordinateur qui peut gérer le démarrage de la machine lorsque la vitesse du vent est suffisante, le pas des pales, le freinage de la machine et l'orientation face au vent de l'ensemble rotor et nacelle. Pour mener à bien ces différentes tâches, le contrôleur utilise les données fournies par un anémomètre (capteur de vitesse du vent) qui sert à mesurer la vitesse du vent et permet d'arrêter la mise en route de l'éolienne, et une girouette (capteur de direction du vent) qui permet d'indiquer la direction du vent et permet à la nacelle de rester orienté face au vent, habituellement situés à l'arrière de la nacelle. Enfin, le contrôleur assure également la gestion des différentes pannes qui peuvent survenir.

✓ **Le dispositif d'orientation de la nacelle**

Ce dispositif permet la rotation de la nacelle, autour de l'axe vertical, à l'extrémité supérieure de la tour. Généralement, l'orientation est assurée par des moteurs électriques, par l'intermédiaire d'une couronne dentée. La plupart des éoliennes comportent un système de blocage mécanique de la position de la nacelle suivant une orientation donnée, ce qui bloque l'éolienne pendant les opérations de maintenance.

✓ **Le dispositif d'orientation des pales**

Le dispositif d'orientation des pales sert à ajuster la portance des pales à la vitesse du vent afin de maintenir une puissance sensiblement constante à vent fort (turbines à vitesse variable) ou de maintenir une vitesse de rotation constante quelque soit la vitesse du vent (turbines à vitesse fixe).

1.2.3 Conversion de l'énergie cinétique du vent

Avant le choix géographique d'un parc éolien, plusieurs études primordiales sont menées. Ce sont les caractéristiques du vent qui déterminent la qualité de l'énergie extraite du gisement éolien. En particulier, le site d'implantation envisagé doit être suffisamment venté. Dans l'idéal, le vent doit être régulier et suffisamment fort, sans trop de turbulences, tout au long de l'année. Au-delà, c'est-à-dire pour un vent très fort, les éoliennes s'arrêtent pour des raisons de sécurité. Cependant, la production électrique varie selon la vitesse du vent. Les éoliennes alors ne fonctionnent que lorsque le vent souffle. Par ailleurs, ces systèmes de conversion d'énergie éolienne transforment l'énergie cinétique du vent, disponible sur un arbre de transmission, en énergie mécanique, qui par la suite, transformée en énergie électrique par un aérogénérateur. Le principe de conversion de l'énergie cinétique du vent en énergie électrique est illustré sur la figure 1.6.

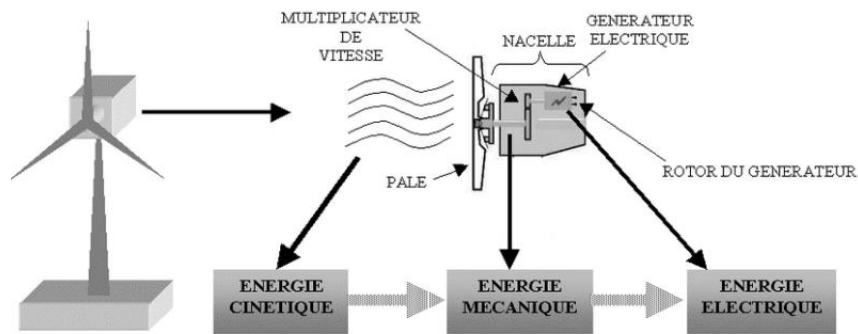


Figure 1.6 – Conversion de l'énergie cinétique du vent

1.2.3.1 Puissance extraite du vent

Pendant une certaine durée, la surface est traversée par une certaine masse d'air, dotée d'une certaine énergie cinétique. Autrement dit, la surface est traversée par une quantité d'énergie par unité de temps, ce qui correspond à la puissance cinétique de l'air traversant la surface qui dépend de sa masse et de sa vitesse. On considère une colonne d'air de longueur dl , de surface circulaire balayée par la turbine $S = \pi R^2$, de masse volumique ρ animée d'une vitesse v . L'énergie cinétique de cette colonne d'air est donnée par :

$$dE_c = \frac{1}{2} dm v^2 \quad (1.1)$$

Avec

La masse de ce volume d'air est le produit de la masse volumique par le volume soit :

$$dm = \rho S dl \quad (1.2)$$

Ainsi, l'énergie cinétique de cette masse d'air devient :

$$dE_c = \frac{1}{2} \rho S v^2 dl \quad (1.3)$$

En divisant par dt , on obtient la puissance aérodynamique disponible du flux d'air :

$$P_d = \frac{dE_c}{dt} = \frac{1}{2} \rho S v^3 \quad (1.4)$$

1.2.3.2 Puissance aérodynamique

La puissance du vent traversant une surface est définie dans l'équation (1.4). La puissance aérodynamique P_a extraite par le rotor de la turbine (Annexe A) est exprimée, en général, en fonction du coefficient de puissance C_p et est donnée par l'expression suivante [Joh-2001]:

$$P_a = \frac{1}{2} \rho \pi R^2 C_p(\lambda, \beta) v^3 \quad (1.5)$$

Le paramètre C_p est sans dimension. Ce paramètre caractéristique de l'éolienne [Sag-1998] [Pat-1999], est une fonction non linéaire dépendant à la fois, de l'angle de calage β et de la vitesse spécifique λ . Cette vitesse spécifique est représentée comme étant le rapport entre la vitesse tangentielle du bout de la pale et la vitesse du vent (figure 1.7):

$$\lambda = \frac{\omega_r R}{v} \quad (1.6)$$

Où

ω_r désigne la vitesse de rotation du rotor de la turbine.

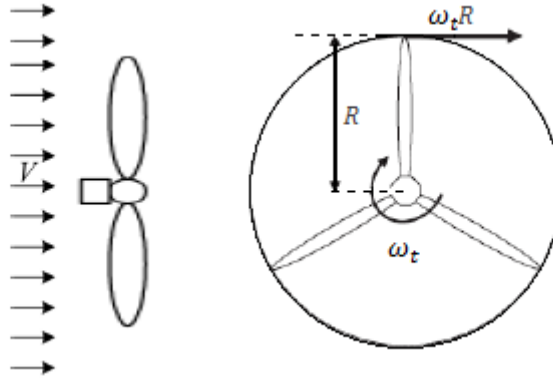


Figure 1.7 – Vitesse spécifique du rotor

1.2.3.3 Limite de Betz

Pratiquement, une éolienne sert à récupérer l'énergie du vent, en contrepartie, celle-ci dévie le vent avant qu'il atteigne la surface balayée par le rotor. Une éolienne donc, ne pourra jamais récupérer l'énergie totale fournie par le vent. Puisque l'air doit conserver une énergie cinétique résiduelle pour qu'il subsiste un écoulement, la puissance récupérable est alors inférieure. En 1919, l'allemand Albert Betz a démontré que la puissance maximale récupérable est de :

$$P_{a_{max}} = \frac{16}{27} \left(\frac{1}{2} \rho S_1 v_0^3 \right) \quad (1.7)$$

D'où

$$C_{p_{max}} = \frac{16}{27} \quad (1.8)$$

Et donc

$$P_{a_{max}} = \frac{16}{27} P_a \quad (1.9)$$

Ainsi, la limite supérieure théorique d'une éolienne est fixé à $\frac{16}{27}$, soit environ 59,3 %. C'est la limite de Betz. Ce chiffre ne prend pas en compte les pertes d'énergie occasionnées lors de la conversion de l'énergie mécanique du vent en énergie électrique.

1.2.3.4 Coefficient de puissance aérodynamique

Le coefficient de puissance C_p est une mesure de l'efficacité avec laquelle l'éolienne convertit l'énergie du vent en électricité. Il est propre à chaque éolienne car il dépend du nombre de pales du rotor ainsi que de leurs formes géométriques et aérodynamiques : longueur, profile des sections **[Cam-2004b]**. Ces éoliennes sont conçues en fonction des caractéristiques d'un site, de la puissance nominale souhaitée, du type de régulation (en pitch ou par décrochage) et du type du fonctionnement (à vitesse fixe ou variable).

Pratiquement, pour les grandes éoliennes, le frottement et la force de traînée réduisent la valeur du coefficient de puissance maximal à environ 0.5 . Pour un angle de calage β donné, l'expression analytique généralement utilisée du coefficient de puissance est une régression polynomiale **[Poi-2003]** donnée par la forme suivante :

$$C_p(\lambda) = \sum_{i=0}^n a_i \lambda^i \quad (1.10)$$

Une forme sinusoïdale du coefficient de puissance a été proposée par Winkelman, Abdin et El Aimani **[Aim-2004]**. Une autre forme plus complexe suggérée par Heier **[Hei-1998]** et qui sera considérée dans cette étude :

$$C_p(\lambda, \beta) = c_1 \left(\frac{c_2}{\lambda_i} - c_3 \beta - c_4 \right) \exp \left(\frac{-c_5}{\lambda_i} \right) + c_6 \lambda \quad (1.11)$$

Où

$$\frac{1}{\lambda_i} = \frac{1}{\lambda + 0.08\beta} - \frac{0.035}{\beta^3 + 1} \quad (1.12)$$

Avec

$$c_1 = 0.5109, c_2 = 116, c_3 = 0.4, c_4 = 5, c_5 = 21, c_6 = 0.0068.$$

La figure 1.8 désigne la variation de ce coefficient de puissance en fonction de la vitesse spécifique λ pour différentes valeurs de β . Elle est représentée aussi dans la figure A.2 sur (Annexe A).

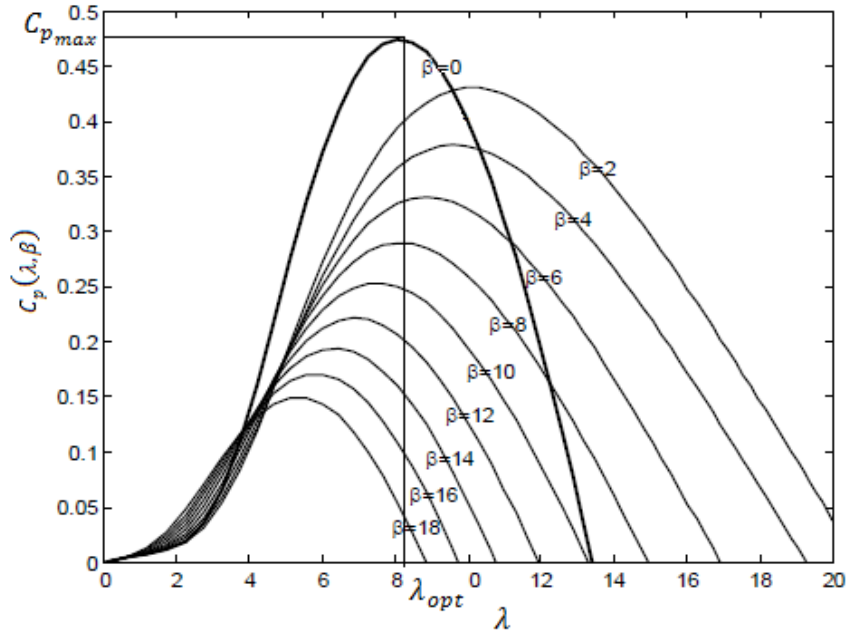


Figure 1.8 – Coefficient de puissance en fonction de λ et paramétré par β .

1.2.3.5 Couple aérodynamique

L'énergie cinétique du vent extraite par l'aéroturbine est convertie en puissance mécanique qui se traduit par un couple moteur T_a faisant tourner le rotor à une vitesse ω_r . Le couple aérodynamique est donc donné par :

$$T_a = \frac{P_a}{\omega_r} \quad (1.13)$$

En substituant l'expression de puissance P_a dans (1.13) tout en tenant compte de (1.6), l'expression du couple aérodynamique peut être écrite sous la forme suivante :

$$T_a = \frac{1}{2} \rho \pi R^3 C_q(\lambda, \beta) v^2 \quad (1.14)$$

Où

$C_q(\lambda, \beta)$ est le coefficient du couple aérodynamique défini par :

$$C_q(\lambda, \beta) = \frac{C_p(\lambda, \beta)}{\lambda} \quad (1.15)$$

Le coefficient de puissance C_p dépend de la vitesse du vent v , de la vitesse de rotation de la turbine ω_r et de l'angle de calage β . Ainsi, il est souvent exprimé en fonction de λ et de β . La courbe du coefficient du couple aérodynamique considérée dans cette étude est également donnée dans la figure A.3 en (Annexe A).

1.3 Modélisation aérodynamique du système éolien

1.3.1 Dispositif d'entraînement

Le dispositif d'entraînement est destiné à transformer la vitesse de rotation lente du côté rotor en une vitesse de rotation rapide du côté générateur. Ce qui permet l'utilisation des générateurs de taille plus compacte [Bon-1994]. Et donc, un modèle à deux masses ou seulement à une masse peut lui être associé.

1.3.1.1 Modèle à deux masses

Le modèle à deux masses est un modèle général appliqué aux éoliennes de toute taille. Ce modèle est le plus employé dans la littérature [Bou-2015b] [Bou-2006] [Bon-1994]. Son schéma est présenté dans la figure 1.9

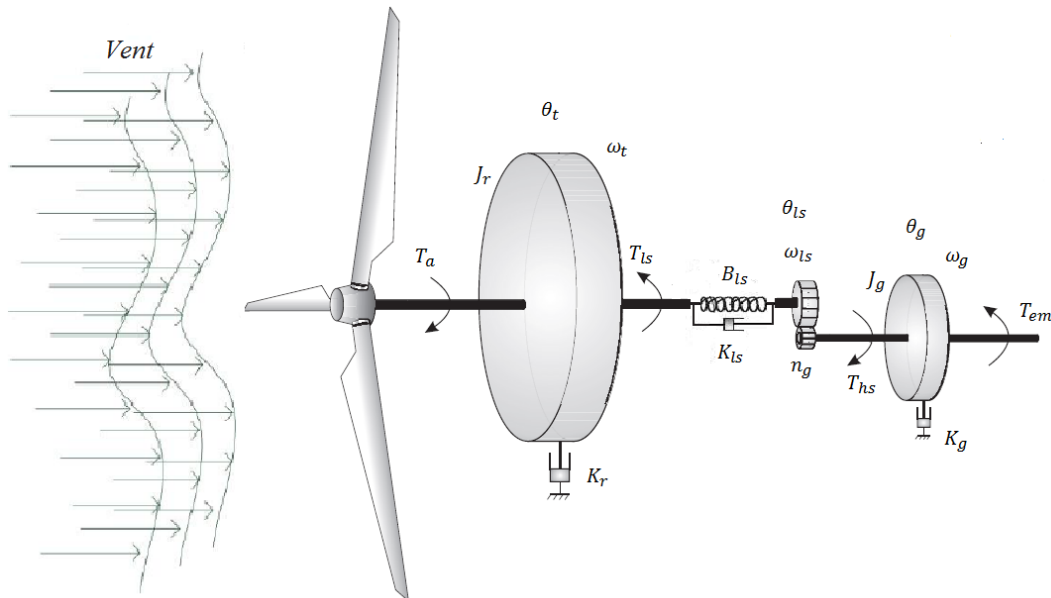


Figure 1.9 – Dispositif d'entraînement à deux masses

Pour ce modèle à deux masses, trois hypothèses essentielles sont prises en compte [Bou-2006]:

- Les modèles flexibles sont tous localisés dans l'élément flexible de l'arbre lent ;
- L'arbre rapide est infiniment rigide ;
- Les modes flexibles des pales sont supposés suffisamment élevés pour être négligés.

Les inerties du multiplicateur ainsi que celle de l'arbre lent sont intégrées à celle du rotor. Cet ensemble est représentée par J_r .

Le rotor peut être modélisé par une seule masse vu sa taille immense. Ainsi, l'inertie de la turbine est sensiblement égale à celle des pales. L'inertie du moyeu représente seulement 1% de l'inertie totale de la turbine, et donc elle peut être négligée [Bou-2006]. L'inertie de l'arbre rapide est intégrée à celle de la génératrice et est représentée par J_g . Les torsions des pales, du moyeu et du multiplicateur sont associées à celle de l'arbre lent. Les frottements externes visqueux sur les roulements du dispositif d'entraînement sont pris en considération par les deux coefficients K_r et K_g . Les frottements internes sont associés avec ceux de l'arbre lent K_{ls} .

La dynamique de la vitesse du rotor est entraînée par le couple aérodynamique T_a et freinée par le couple T_{ls} de l'arbre lent et le couple issu des frottements visqueux $K_r\omega_r$; est caractérisée par une équation différentielle du premier ordre :

$$J_r\dot{\omega}_r = T_a - T_{ls} - K_r\omega_r \quad (1.16)$$

Le couple de l'arbre lent T_{ls} résulte des effets de frottements et de torsion générés par les écarts ; d'une part, entre la vitesse angulaire du rotor ω_r et celle de l'arbre lent ω_{ls} , et d'autre part, entre la position angulaire θ_r et celle de l'arbre lent θ_{ls}

$$T_{ls} = B_r(\theta_r - \theta_{ls}) + K_{ls}(\omega_r - \omega_{ls}) \quad (1.17)$$

Le couple et la vitesse de cet arbre sont transmis par un multiplicateur de vitesse de rapport n_g pour obtenir le couple de l'arbre rapide :

$$T_{hs} = \frac{T_{ls}}{n_g} \quad (1.18)$$

Les pertes énergétiques induites par le générateur sont considérablement nulles (0.5% de la puissance nominale) [Bou-2006].

Pour un multiplicateur idéal avec rapport de transmission n_g , on a :

$$n_g = \frac{T_{ls}}{T_{hs}} = \frac{\omega_g}{\omega_{ls}} = \frac{\theta_g}{\theta_{ls}} \quad (1.19)$$

Le générateur est entraîné par le couple de l'arbre rapide T_{ls} et freiné par le couple électromagnétique T_{em} et le couple issu des frottements visqueux $K_g \omega_g$; sa dynamique est aussi caractérisée par une équation différentielle du premier ordre :

$$J_g \dot{\omega}_g = T_{hs} - K_g \omega_g - T_{em} \quad (1.20)$$

En introduisant la dérivée temporelle de T_{ls} et en utilisant l'équation (1.19), l'équation (1.17) devient alors :

$$\dot{T}_{ls} = B_{ls} \left(\omega_r - \frac{\omega_g}{n_g} \right) + K_{ls} \left(\dot{\omega}_r - \frac{\dot{\omega}_g}{n_g} \right) \quad (1.21)$$

En remplaçant (1.16) et (1.20) dans (1.21), le modèle du système dynamique s'écrit sous la forme suivante :

$$\begin{bmatrix} \dot{\omega}_r \\ \dot{\omega}_g \\ \dot{T}_{ls} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_r \\ \omega_g \\ T_{ls} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_{11} \\ b_{21} \\ b_{31} \end{bmatrix} T_a + \begin{bmatrix} b_{12} \\ b_{22} \\ b_{32} \end{bmatrix} T_{em} \quad (1.22)$$

Avec

$$a_{11} = -\frac{K_r}{J_r}, \quad a_{12} = 0, \quad a_{13} = -\frac{1}{J_r}, \quad a_{21} = 0, \quad a_{22} = -\frac{K_g}{J_g}, \quad a_{23} = \frac{1}{n_g J_g},$$

$$a_{31} = \left(B_{ls} - \frac{K_{ls} K_r}{J_r} \right), \quad a_{32} = \frac{1}{n_g} \left(\frac{K_{ls} K_g}{J_g} - B_{ls} \right), \quad a_{33} = -K_{ls} \left(\frac{J_r + n_g^2 J_g}{n_g^2 J_g J_r} \right),$$

$$b_{11} = \frac{1}{J_r}, \quad b_{12} = 0, \quad b_{21} = 0, \quad b_{22} = -\frac{1}{J_g}, \quad b_{31} = \frac{K_{ls}}{J_r}, \quad b_{32} = \frac{K_{ls}}{n_g J_g}.$$

1.3.1.2 Modèle à une masse

Le modèle à une masse est destiné pour les éoliennes de grande taille. En effet, il résulte de la simplification de celui à deux masses. Le modèle à deux masses, décrit précédemment, peut être réduit à un modèle à une masse constitué d'une seule inertie et d'un seul coefficient

de frottement, en se basant sur certaines hypothèses [Car-1996] [Eke-1997] [Bou-2006] [Bou-2015]:

- Les arbres de transmission sont parfaitement rigides ;
- Le multiplicateur de vitesse est idéal;
- L'inertie de la génératrice J_g peut être négligé devant celle de la turbine J_r ou ramenée du côté de l'arbre lent.

L'inertie du multiplicateur et celle de la génératrice peuvent être négligées du fait qu'elles représentent seulement 5% à 10% de l'inertie de la turbine [Bou-2006].

Le modèle à une masse peut être ramené sur l'arbre lent comme illustré sur la figure 1.10 ou bien sur l'arbre rapide comme le montre la figure 1.11.

✓ *Modèle à une masse ramenée sur l'arbre lent*

Généralement, la plupart des modèles à une masse l'inertie de leurs turbines est ramenée sur l'arbre lent [Car-1996], [Vih-2002], [Eke-1997], [Cam-2004a],

L'arbre lent est supposé infiniment rigide, c'est-à-dire que B_{ls} est infini, donc

$$\theta_r = \theta_{ls} \quad \text{et} \quad \omega_r = \omega_{ls}$$

Et donc, le rapport de transmission n_g dans l'équation (2.19) devient :

$$n_g = \frac{T_{ls}}{T_{hs}} = \frac{\omega_g}{\omega_r} = \frac{\theta_g}{\theta_r} \quad (1.23)$$

Les équations du rotor (1.16) et du générateur (1.20) deviennent alors :

$$J_r \dot{\omega}_r = T_a - n_g T_{hs} - K_r \omega_r \quad (1.24)$$

$$n_g J_g \dot{\omega}_r = T_{hs} - n_g K_g \omega_r - T_{em} \quad (1.25)$$

En multipliant l'équation (1.25) par n_g et en sommant les deux équations, on obtient le modèle du système dynamique sous la forme suivante :

$$J_t \dot{\omega}_r = T_a - K_t \omega_r - T_g \quad (1.26)$$

Avec

$$J_t = J_r + n_g^2 J_g$$

$$K_t = K_r + n_g^2 K_g$$

$$T_g = n_g T_{em}$$

Où

J_t	inertie de la turbine ramenée sur l'arbre lent,	$[kg.m^2]$
K_t	coefficient de frottements externes de la turbine sur l'arbre lent,	$[Nm / rad / s]$
T_g	couple électromagnétique de la génératrice ramené sur l'arbre lent,	$[Nm]$

Ce modèle est, en général, utilisé dans la commande de l'aéroturbine. La figure suivante représente le modèle à une masse ramenée à l'arbre lent du dispositif d'entraînement.

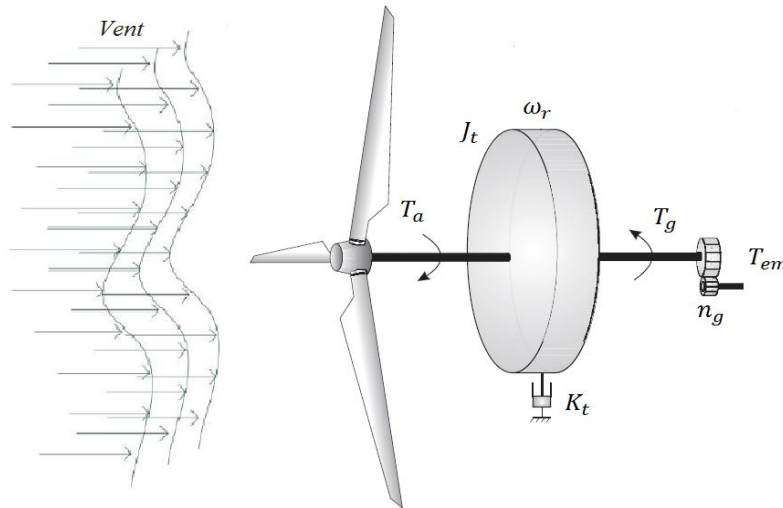


Figure 1.10. Modèle à une masse ramenée sur l'arbre lent

✓ **Modèle à une masse ramenée sur l'arbre rapide**

En général, le modèle à une masse rapportée sur l'arbre rapide est utilisé sur la commande de la génératrice. Ce modèle mécanique considère l'inertie totale constituant de l'inertie de la génératrice et celle de la turbine ramenée sur l'arbre rapide. Son schéma est illustré sur la figure 1.11.

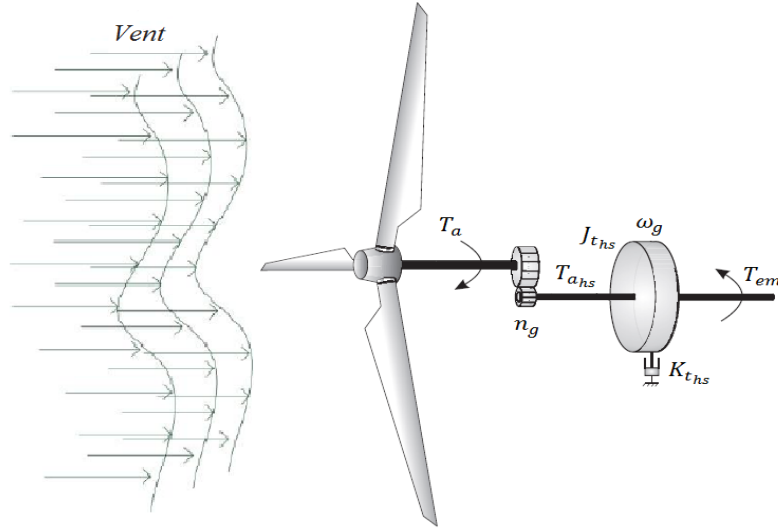


Figure 1.11. Modèle à une masse ramenée sur l'arbre rapide

En considérant les mêmes hypothèses précédentes, les équations du rotor (1.16) et du générateur (1.20) s'écrivent alors :

$$\frac{J_r}{n_g} \dot{\omega}_g = T_a - T_{ls} - \frac{K_r}{n_g} \omega_g \quad (1.27)$$

$$J_g \dot{\omega}_g = T_{hs} - K_g \omega_g - T_{em} \quad (1.28)$$

En divisant l'équation (1.27) par le rapport de transmission n_g et en sommant les équations (1.27) et (1.28), on obtient le modèle du système dynamique suivant :

$$J_{t_{hs}} \dot{\omega}_g = T_{a_{hs}} - K_{t_{hs}} \omega_g - T_{em} \quad (1.29)$$

Avec

$$J_{t_{hs}} = J_g + \frac{J_r}{n_g^2}$$

$$K_{t_{hs}} = K_g + \frac{K_r}{n_g^2}$$

$$T_{a_{hs}} = \frac{T_a}{n_g}$$

Où

$J_{t_{hs}}$ inertie de la turbine ramenée sur l'arbre rapide, [kg.m²]

$K_{t_{hs}}$	coefficient de frottements externes de la turbine sur l'arbre rapide,	$[Nm / rad / s]$
$T_{a_{hs}}$	couple électromagnétique de la génératrice ramené sur l'arbre lent,	$[Nm]$

1.4 Modélisation de la machine asynchrone à double alimentation

Le générateur d'une éolienne est un dispositif permettant de convertir l'énergie mécanique en énergie électrique. Cette énergie mécanique transmise par l'arbre rapide fait tourner le rotor du générateur à grande vitesse. La rotation du rotor crée donc un champ magnétique tournant dans le stator, ce qui permet la création d'électricité. Généralement, on distingue deux types de génératrices : Les générateurs synchrones et asynchrones. Les générateurs synchrones peuvent être connectés directement au réseau, ou à l'aide d'un onduleur. Mais, ils ont besoin d'un équipement supplémentaire pour la synchronisation avec le réseau. Les générateurs asynchrones sont très robustes et de faible maintenance, ils permettent la synchronisation avec le réseau. Ces derniers sont les plus utilisés pour les systèmes de conversion de l'énergie éolienne. Nous nous intéresserons, dans cette étude, à la machine asynchrone à double alimentation.

La machine asynchrone à double alimentation se compose, en principe, de deux parties ; un stator fixe et un rotor cylindrique mobile. Le circuit statorique de cette machine est directement connecté au réseau électrique et celui de son rotor est relié au réseau à travers une chaîne de convertisseurs électroniques à bus continu intermédiaire. Puisque la puissance rotorique transitée est moindre, alors le coût des convertisseurs s'en trouve réduit en comparaison avec une éolienne à vitesse variable alimentée au stator par des convertisseurs de puissance, ainsi que la possibilité de régler la tension au point de connexion où est injectée cette génératrice sont deux raisons principales pour laquelle on trouve cette génératrice pour la production en forte puissance.

Dans ce qui suit, nous présenterons les technologies de la machine asynchrone à double alimentation. Par la suite, le modèle mathématique de la MADA dans le repère triphasé ainsi que dans celui de Park sera établi.

1.4.1 Présentation de la MADA

La figure 1.12 désigne une configuration de la turbine éolienne utilisant une MADA pilotée au rotor. La MADA est alimentée à partir de la tension réseau et de la tension à la sortie du convertisseur électronique de puissance à fréquence variable associé au rotor. Le stator de cette machine asynchrone est connecté directement au réseau. Le convertisseur de puissance se situe au circuit rotorique. Le redresseur alimente les enroulements rotoriques par les tensions et la fréquence de consigne qu'il reçoit de la procédure de commande. L'onduleur est contrôlé de façon à garder constante la tension du bus continu. L'avantage de cette conception est qu'elle peut réaliser des économies sur les convertisseurs de puissance car la puissance transitée par le circuit rotorique est faible par rapport à la puissance statorique [Aim-2004] [Rud-2015] [Ela-2004].

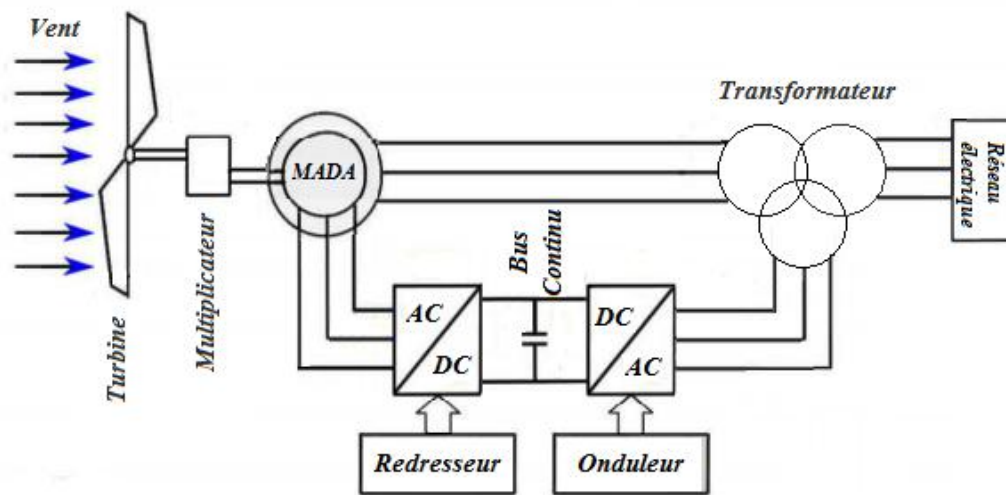


Figure 1.12 – Générateur éolien à base de MADA

Principalement, la partie convertisseurs de puissance est formée par les éléments suivants:

- Un redresseur qui est le convertisseur côté rotor permettant de contrôler le couple électromagnétique T_{em} et la puissance réactive Q_s échangée entre le stator et le réseau;
- Un bus continu ;
- Un onduleur qui est le convertisseur côté réseau qui contrôle la tension (bus continu) et la puissance réactive Q_r échangée entre le rotor et le réseau.

1.4.2 Modélisation de la MADA

1.4.2.1 Dans le repère triphasé

La machine asynchrone à double alimentation est généralement modélisée dans le repère triphasé. Ces circuits électriques du côté stator et rotor sont constitués de trois enroulements identiques, décalé l'un par rapport à l'autre de 120 degré. Les enroulements du stator a, b et c sont en parallèles à ceux du rotor. La différence entre les enroulements est que ceux du rotor sont reliés aux bagues sur lesquelles les balais glissent. La figure 1.13 désigne la représentation de la MADA dans l'espace triphasé.

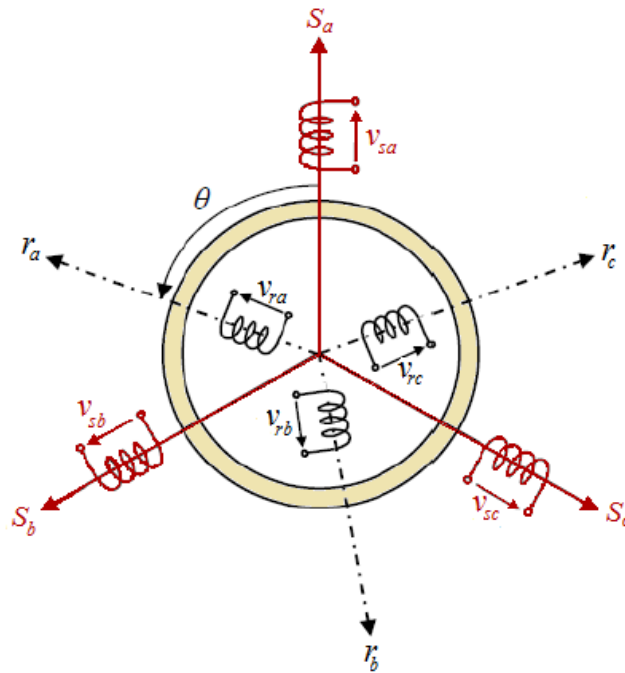


Figure 1.13- Représentation de la MADA dans l'espace électrique

Les équations électriques des enroulements, représentées par la figure précédente, peuvent être obtenues par la loi de *Kirchhoff* et *Faraday* [Ela-2004] [Hop-2000] [Pen-1996] [Kun-1994] et sont données sous les formes matricielles suivantes :

$$\begin{bmatrix} v_{sa} \\ v_{sb} \\ v_{sc} \end{bmatrix} = R_s \begin{bmatrix} i_{sa} \\ i_{sb} \\ i_{sc} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \varphi_{sa} \\ \varphi_{sb} \\ \varphi_{sc} \end{bmatrix} \quad (1.30)$$

$$\begin{bmatrix} v_{ra} \\ v_{rb} \\ v_{rc} \end{bmatrix} = R_r \begin{bmatrix} i_{ra} \\ i_{rb} \\ i_{rc} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \varphi_{ra} \\ \varphi_{rb} \\ \varphi_{rc} \end{bmatrix} \quad (1.31)$$

Les indices r et s représentent respectivement les quantités rotoriques et statoriques;

Les indices a , b et c sont utilisées pour les phases a , b et c ;

$v_{s,r}$, $i_{s,r}$ et $\varphi_{s,r}$ désignent respectivement les tensions, les courants et les flux ;

R_s et R_r sont les résistances de bobinage du stator et du rotor. Elles sont supposées égales pour tous les enroulements de phase.

Les flux statoriques et rotoriques s'expriment alors en fonction des courants en faisant intervenir les différentes inductances :

$$\begin{bmatrix} \varphi_{sa} \\ \varphi_{sb} \\ \varphi_{sc} \end{bmatrix} = L_s \begin{bmatrix} i_{sa} \\ i_{sb} \\ i_{sc} \end{bmatrix} + L_m \begin{bmatrix} i_{ra} \\ i_{rb} \\ i_{rc} \end{bmatrix} \quad (1.32)$$

$$\begin{bmatrix} \varphi_{ra} \\ \varphi_{rb} \\ \varphi_{rc} \end{bmatrix} = L_r \begin{bmatrix} i_{ra} \\ i_{rb} \\ i_{rc} \end{bmatrix} + L_m^T \begin{bmatrix} i_{sa} \\ i_{sb} \\ i_{sc} \end{bmatrix} \quad (1.33)$$

Où

$$L_s = l_s - M_s, L_r = l_r - M_r, L_m = \frac{3}{2} M_{sr}$$

l_s et l_r sont respectivement les inductances propres statoriques et rotoriques ;

M_s et M_r sont les inductances mutuelles entre deux phases statoriques et deux phases rotoriques ;

M_{sr} représente la valeur maximale de l'inductance mutuelle entre une phase statorique et une phase rotorique ;

L_s , L_r et L_m représentent respectivement les inductances cycliques statorique, rotorique et magnétisante exprimées en fonction des inductances propres et mutuelles.

Vu la complexité du modèle électromagnétique de la machine dans le repère triphasé (a, b, c) , nous ferons appel à d'autres modèles plus simples permettant la traduction mathématique de la machine. Par ailleurs, le modèle le plus utilisé est celui de Park.

1.4.2.2 Dans le repère de Park

Les grandeurs électriques sont définies par leur module et leur phase. Elles sont pratiquement sinusoïdales et peuvent être présentées dans un système de référence à deux dimensions. La transformation de Park permet de mettre les variables du repère triphasé (a, b, c) sur les axes d'un repère biphasé tournant $(d - q)$. Les grandeurs statoriques et rotoriques peuvent être donc exprimées dans un même repère comme illustrées dans la figure 1.14. Le produit matriciel définissant la transformée de Park est donné sous la forme suivante [Ham-2008] [Bel-2010]:

$$[x_{dq}] = [P(-\psi)][T_{park}]^T [x_{abc}] \quad (1.34)$$

Où

$$[P(\psi)] = \begin{pmatrix} \cos(\psi) & -\sin(\psi) \\ \sin(\psi) & \cos(\psi) \end{pmatrix} \text{ et } T_{park} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -\frac{1}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} \\ -\frac{1}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{pmatrix}$$

Avec $\psi = \theta_s$ pour les grandeurs statoriques et $\psi = \theta_r$ pour les grandeurs rotoriques.

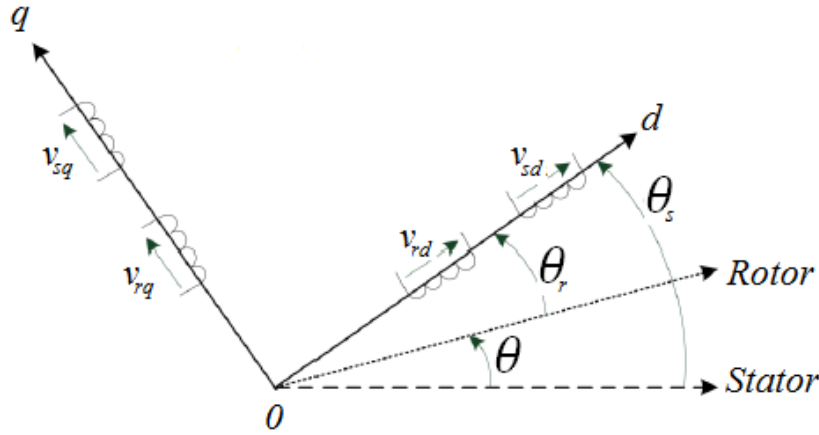


Figure 1.14 – Représentation de la MADA dans le repère de Park

En appliquant ces transformations aux tensions et aux flux statoriques et rotoriques, les équations électriques dans le repère biphasé de la machine asynchrone à double alimentation sont représentés par:

$$\begin{cases} v_{sd} = R_s i_{sd} + \frac{d}{dt} \varphi_{sd} - \omega_s \varphi_{sq} \\ v_{sq} = R_s i_{sq} + \frac{d}{dt} \varphi_{sq} - \omega_s \varphi_{sd} \\ v_{rd} = R_r i_{rd} + \frac{d}{dt} \varphi_{rd} - \omega_r \varphi_{rq} \\ v_{rq} = R_r i_{rq} + \frac{d}{dt} \varphi_{rq} - \omega_r \varphi_{rd} \end{cases} \quad (1.35)$$

$$\begin{cases} \varphi_{sd} = L_s i_{sd} + L_m i_{rd} \\ \varphi_{sq} = L_s i_{sq} + L_m i_{rq} \\ \varphi_{rd} = L_r i_{rd} + L_m i_{sd} \\ \varphi_{rq} = L_r i_{rq} + L_m i_{sq} \end{cases} \quad (1.36)$$

Où

$$\omega_s = \dot{\theta}_s \text{ et } \omega_r = \dot{\theta}_r .$$

Le flux mutuel entre le rotor et le stator produit de l'énergie magnétique. Cette énergie est stockée dans le champ magnétique et produit un couple électromagnétique donnée par:

$$T_g = \frac{3}{2} p (\varphi_{rd} i_{sq} - \varphi_{rq} i_{sd}) = p L_M (i_{rd} i_{sq} - i_{rq} i_{sd}) \quad (1.37)$$

Où

p est le nombre de paires de pôles et $L_M = \frac{3}{2} L_m$.

Les expressions de la puissance active et réactive statorique et rotorique de la machine asynchrone s'écrivent comme suit :

$$\begin{aligned} \text{stator} \quad & \begin{cases} P_s = \frac{3}{2} (v_{sd} i_{sd} - v_{qs} i_{qs}) \\ Q_s = \frac{3}{2} (v_{sq} i_{sd} - v_{ds} i_{qs}) \end{cases} \end{aligned} \quad (1.38)$$

$$\begin{aligned} \text{rotor} \quad & \begin{cases} P_r = \frac{3}{2} (v_{rd} i_{rd} - v_{qr} i_{qr}) \\ Q_r = \frac{3}{2} (v_{rq} i_{rd} - v_{dr} i_{qr}) \end{cases} \end{aligned} \quad (1.39)$$

Dans la modélisation de puissance ci-dessus, les pertes de puissance associées aux résistances du stator et du rotor sont négligées.

1.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le fonctionnement et la modélisation de différentes technologies constituant le système éolien. Dans un premier lieu, nous nous sommes basées sur la présentation de la partie mécanique. Ainsi, nous avons rappelé les notions élémentaires nécessaires de la chaîne de conversion de l'énergie cinétique du vent en énergie électrique. Puis, nous avons traité le principe de fonctionnement d'un aérogénérateur ainsi que les exemples d'architectures pour les deux types (à axe horizontal et à axe vertical). Ensuite, les modèles mathématiques non linéaire à une et à deux masses ont été décrits.

D'autre part, nous avons donné un aperçu général sur la machine asynchrone à double alimentation ainsi que son modèle mathématique.

Dans ce qui suit, nous allons nous intéresser à la modélisation des différents constituants d'un système éolien, puis nous allons introduire les modèles mathématiques non linéaires de la partie mécanique ainsi qu'électrique qui seront utilisés pour la synthèse des lois de commande.

Chapitre 2

Généralités sur les outils et dispositifs de commande

2.1 Introduction

Le développement des outils intelligents ne cesse de croître au cours des ces dernières années. En effet, les résultats obtenus par l'utilisation de ces outils intelligents pour la synthèse des systèmes de commande ont été très remarquables. Le succès réalisé par ces derniers ont mené les chercheurs à innover de nouveaux outils intelligents en s'inspirant de la nature tel que le comportement collectif intelligent des fourmis, celui des oiseaux, des abeilles et bien d'autres ou même le comportement du cerveau humain. On parle essentiellement de la logique floue, les réseaux de neurones artificiels (RNA), les algorithmes évolutionnaires...

Les réseaux de neurones artificiels constituent un ensemble d'opérateurs non linéaires fortement connectés et qui s'intègrent dans les stratégies de commande. Leurs capacités d'apprentissage et leurs propriétés d'approximation universelles leur procurent un intérêt considérable pour la modélisation des systèmes non linéaires. Ce qui déduit des contrôleurs non linéaires intelligents. Cette propriété sera intégrée dans cette thèse avec les dispositifs de commande par mode glissant qui seront également définis dans ce chapitre.

Les algorithmes évolutionnaires, dont le principe s'inspire de la théorie de l'évolution, sont des algorithmes dits stochastiques, qui servent à résoudre les problèmes d'optimisation complexes. Ces algorithmes comprennent notamment les algorithmes génétiques (AG), les algorithmes de colonies de fourmis (ACO), les algorithmes d'optimisation par essaims particuliers (PSO). Vu sa rapidité de convergence par rapport aux autres algorithmes du même type [Ken-1995], nous avons choisi de tirer profit de l'algorithme d'optimisation par essaims particuliers (PSO) pour répondre à l'objet de cette thèse.

La logique floue est une extension de la logique classique booléenne avec des valeurs de vérités partielles permettant la modélisation des incertitudes des données et de se rapprocher de la flexibilité du raisonnement humain. Le modèle flou Takagi-Sugeno (T-S) sera établi, dans cette thèse, dans le dernier chapitre.

Ce chapitre permet d'avoir un aperçu théorique détaillé sur les réseaux de neurones artificiels, la commande robuste par modes glissants, la logique floue, la commande en fréquences finies et l'algorithme d'optimisation par essais particuliers.

2.2 Commande par modes glissants

La plupart des approches de la commande non linéaire exigent la disponibilité d'un modèle mathématique du système à commander. Or, il existe toujours un écart entre le comportement du système réel et son modèle mathématique utilisé pour la conception du contrôleur. L'imprécision du modèle d'un système non linéaire provient des incertitudes réelles sur le système tel que les variations de paramètres, les perturbations inconnues externes, les dynamiques négligées. Cependant, l'une des approches les plus pertinentes à traiter répondant aux exigences de ces modèles incertains est celle du contrôle robuste. Une technique particulière de la conception du contrôleur robuste, simple à calculer et destinée aux systèmes non linéaire est la commande par modes glissants [Slo-1984], [Sir-1988], [Utk-1992]. Cette approche est apparue dans les années soixante à partir des travaux sur les commandes à structure variable. Elle a connu un grand essor au cours de ces dernières années grâce à sa simplicité de mise en œuvre et sa propriété de robustesse par rapport aux variations paramétriques et aux perturbations externes sur le processus.

2.2.1 Principe de la commande par modes glissants

La commande par modes glissants est utilisée pour créer une surface de glissement dont le but est de contraindre la dynamique du système à correspondre avec celle définie par l'équation de surface. Quand l'état est maintenu sur cette hypersurface, le système se trouve en régime glissant. Sa dynamique est donc robuste par rapport aux perturbations extérieures. En effet, le principe de la commande par modes glissants consiste à amener la trajectoire d'état du système vers cette surface de glissement, et d'y demeurer jusqu'au point d'équilibre.

Cette commande se fait en deux étapes : la convergence vers la surface puis le glissement le long de celle-ci.

La discontinuité de la commande entraîne des oscillations, phénomène connu sous le nom de réticence « chattering », une fois le système atteint le régime glissant. Ce phénomène présente le problème principal des commandes pas modes glissants parce qu'il peut causer une perte de précision. Pour réduire ou éliminer ce phénomène, de nombreuses solutions ont été proposées, à savoir, la solution de la couche limite : qui consiste à approximer les discontinuités dans la commande par des fonctions à variable plus douce, comme la fonction de saturation et la tangente hyperbolique [Slo-1991], modes glissants d'ordre supérieur ou encore l'ajout d'un terme continu (commande équivalente)...

Dans cette thèse, nous nous intéressons uniquement aux systèmes ayant un comportement non linéaire, mono-entrée mono-sortie (SISO), continus et affines en commande. Cette classe de systèmes peut être exprimée sous forme canonique par l'équation dynamique suivante :

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = x_3 \\ \vdots \\ \dot{x}_n = f(\underline{x}, t) + g(\underline{x}, t)u(t) + \xi(\underline{x}, t) \\ y = x_1 \end{cases} \quad (2.1)$$

Où $\underline{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T \in R^n$ représente le vecteur d'état mesurable du système, $u(t) \in R$ et $y(t) \in R$ sont respectivement l'entrée et la sortie du système. $\xi(\underline{x}, t)$ est un terme inconnu incertain supposé borné, regroupant les erreurs de modélisation, les dynamiques négligées et les perturbations externes.

$f(\underline{x}, t) \in R$ et $g(\underline{x}, t) \in \{R/g(\underline{x}, t) \neq 0\}$ représentent respectivement le comportement dynamique du système et le gain de la commande.

L'objectif principal de notre étude est d'assurer la stabilité et la poursuite en boucle fermée du système (2.1), vis-à-vis des incertitudes et des perturbations externes, et ce, par la technique des modes glissants.

2.2.1.1 Conception de la commande par modes glissants

La mise en œuvre de la commande par modes glissants nécessite principalement trois étapes complémentaires:

- Choix de la surface de glissement ;
- Etablissement des conditions d'existence ;
- Synthèse de la loi de commande.

2.2.2 Choix de la surface de glissement

La surface de glissement est construite de façon à ce que le système ait toujours une dynamique désirée. Supposons que l'objectif de commande est d'assurer une poursuite de trajectoire d'un signal de référence $y_r(t)$ par la sortie $y(t)$ du système (2.1), et donc de faire tendre l'erreur vers 0. La surface de glissement est synthétisée à partir de l'erreur de poursuite définie comme étant $e(t) = y(t) - y_r(t)$ et du degré relatif r du système définie comme étant le nombre minimum de fois qu'il faut dériver la sortie $y(t)$ par rapport au temps, pour faire apparaître explicitement l'entrée [Isi-1995], [Mah-1999], on a:

$$\frac{\partial^{r-1}y(t)}{\partial u^{r-1}} = 0 \text{ et } \frac{\partial^r y(t)}{\partial u^r} \neq 0 \quad (2.2)$$

La variable de glissement est définie sous la forme linéaire suivante :

$$S(\underline{x}, t) = e^{(r-1)} + C_{r-1}e^{(r-2)} + \dots + C_2\dot{e} + C_1e \quad (2.3)$$

Où

$C_i, i = 1, 2, \dots, r - 1$ sont les paramètres décrivant la dynamique de la surface de glissement, choisis tels que le polynôme :

$$X^{(r-1)} + \sum_{i=1}^{r-1} C_i X^{(i-1)} \quad (2.4)$$

Soit un polynôme d'Hurwitz, c'est-à-dire que toutes les racines du polynôme associé sont à partie réelle négative. Lorsque la variable de glissement $S(\underline{x}, t)$ converge vers zéro, avec une dynamique imposée par le choix des C_i , l'erreur de poursuite e converge asymptotiquement vers zéro.

2.2.3. Conditions d'existence du mode de glissement

Une fois le choix de la fonction de glissement étant fait, l'étape qui suit consiste à concevoir une loi de commande qui puisse amener la trajectoire d'état du système à converger

vers la surface de glissement et d'y demeurer malgré la présence d'incertitudes. En d'autres termes, la commande doit rendre la surface de glissement localement attractive. Pour cela, il faut que la loi de commande soit établit, en vérifiant une condition qui assure la stabilité de $S(\underline{x}, t) = 0$, de telle sorte à ce que S soit attractive.

Pour démontrer la stabilité de la commande par modes glissants, on utilise le deuxième critère de Lyapunov, toute en supposant que l'état d'équilibre soit zéro, avec $V(x)$ est la fonction de Lyapunov dont sa dérivée temporelle $\dot{V}(x) = \frac{dV(x)}{dt}$ assure la stabilité du système. Si $V(x) > 0, \forall x \neq 0$ et $\dot{V}(x) < 0$, le système est donc asymptotiquement stable.

Pour déterminer la condition d'attractivité, considérons la fonction classique de Lyapunov de type quadratique suivante :

$$V(S) = \frac{1}{2}S^2 \quad (2.5)$$

Une condition nécessaire et suffisante, appelée condition d'attractivité, pour que la variable de glissement $S(\underline{x}, t)$ tende vers 0, est que la dérivée temporelle $\dot{V}$ soit définie négative [Utk-1992].

$$\dot{V}(x) = S\dot{S} < 0 \quad (2.6)$$

Le temps de convergence ou le temps d'atteinte « reaching time » dépend directement du choix de S .

Pour assurer une convergence $S(\underline{x}, t)$ vers 0 en temps fini, la condition (2.5) qui ne garantie qu'une convergence asymptotiquement vers la surface de glissement est cependant remplacée par une condition plus restrictive dite η -attractivité et donnée par [Utk-2013], [Bou-2005]:

$$S\dot{S} < -\eta|S| \quad (2.7)$$

Où

η est une constante strictement positive.

2.2.4 Synthèse de la loi de commande

La structure de la commande par modes glissants comprend deux parties : la première dite *commande équivalente* concerne la linéarisation, et la seconde dite *commande discontinue* concerne la stabilisation [Utk-2013] [Utk-1993].

$$u = u_{eq} + u_s \quad (2.8)$$

Où

u_{eq} représente la commande équivalente permettant de maintenir la variable à contrôler tout au long de la surface de glissement $S(\underline{x}, t) = 0$. Cette commande est calculée en fonction du système nominal. u_s désigne la commande discontinue assurant la convergence du système vers la surface.

Physiquement, la commande équivalente présente la valeur moyenne de la commande réelle u . Cette partie équivalente u_{eq} décrit un mouvement idéal de glissement, et est obtenu grâce aux conditions d'invariance de la surface de glissement [Utk-1992] :

$$S = \dot{S} = 0 \quad (2.9)$$

D'après (2.9), cette condition donne :

$$u_{eq} = -\frac{1}{g(\underline{x}, t)} \left(f(\underline{x}, t) - y_r^{(n)} + \sum_{i=1}^{n-1} C_i e^{(i)} \right) \quad (2.10)$$

Le second terme est celui de la commande robuste. Il permet de compenser l'écart dynamique entre le système réel et sa référence, tout en éliminant les perturbations externes. Plusieurs choix de la commande discontinue peuvent être faits. La plus simple consiste à exprimer la commande avec la fonction *sign*. Pour satisfaire la condition d'existence définie par (2.7), ce terme est donné comme suit :

$$u_s = -\alpha \text{sign}(S) \quad (2.11)$$

Où

α est une constante positive qui désigne le gain de la commande, dit gain de commutation. Ce dernier est choisi suffisamment grand de façon à ce que les perturbations et les incertitudes du système soient rejetées. Le symbole *sign* représente la fonction signe donnée par:

$$\text{sign}(S) = \begin{cases} 1 & \text{si } S > 0 \\ 0 & \text{si } S = 0 \\ -1 & \text{si } S < 0 \end{cases} \quad (2.12)$$

Ce terme discontinu de la loi de commande permet d'assurer la convergence en temps fini, ainsi que la robustesse par rapport aux perturbations extérieurs. Par conséquent, la présence de cette fonction, dans la commande, produit le phénomène de réticence.

2.2.5 Le phénomène de réticence

Durant le régime glissant, les discontinuités appliquées à la commande peuvent entraîner un phénomène connu sous le nom de réticence ou chattering. En effet, ce phénomène représente le principal inconvénient de la commande par modes glissant. Celui-ci se caractérise par de fortes oscillations des trajectoires du système autour de la surface de glissement, sous forme de variations brusques et rapides du signal de commande.

Dans le but de réduire ou d'éliminer ce phénomène, de nombreuses solutions ont été proposées dans la littérature [Slo-1983], [Slo-1984]. Parmi ces solutions, la plus utilisée est celle de la couche limite "boundary layer solution" proposée par les auteurs dans [Slo-1984], [Slo-1991]. Cette dernière consiste à effectuer une approximation continue des discontinuités dans la loi de commande au voisinage de la surface de glissement, toute en remplaçant la fonction signe, dans la loi de commande discontinue, par une fonction plus lisse à l'intérieure de la couche limite de $\sigma(\underline{x}, t) = 0$.

Plusieurs fonctions sont utilisées, telle que la fonction saturation, la fonction tangente hyperbolique, ... On va se contenter, dans ce travail, à la fonction de saturation. Cette fonction consiste à remplacer la fonction $\text{sign}(\cdot)$, par la droite de pente $\frac{1}{L}$ à l'intérieur d'une bande de largeur $2L$ qui se trouve au voisinage de zéro. La vraie fonction $\text{sign}(\cdot)$ étant conservée à l'extérieur de cette bande. Son expression est représentée sous la forme suivante :

$$\text{sat}(\sigma) = \begin{cases} \sigma/L & \text{si } \|\sigma\| < L \\ \text{sign}(\sigma) & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (2.13)$$

Où

$\text{sat}(\sigma)$ désigne la fonction de saturation.

La commande discontinue donnée par (2.11) devient donc :

$$u_s = -asat(\sigma) \quad (2.14)$$

Cette méthode permet effectivement de réduire le phénomène de réticence, en contre partie, elle réduit également la robustesse, du fait que le système n'évolue plus sur la surface de glissement mais dans un voisinage de celle ci.

2.3 Les réseaux de neurones

Un réseau de neurones est un assemblage d'opérateurs non linéaires interconnectés dits «neurones». Ces neurones sont chargés de combiner entre eux leurs informations afin de déterminer la valeur du paramètre de discrimination. Chacun d'entre eux reçoit des signaux en provenance de l'extérieur (neurones voisins) par ses entrées, et remet des signaux de sortie. Ces réseaux de neurones sont inspirés du fonctionnement cérébral de l'être humain basé sur le concept du neurone.

En 1890, le célèbre psychologue américain W, James introduit le concept de mémoire associative. Il propose une loi de fonctionnement pour l'apprentissage sur les réseaux de neurones connue plus tard par la loi de Hebb. En 1943, J. Mc Culloch et W. Pitts [**Mcc-1943**] expliquent, dans leurs travaux, la modélisation du neurone biologique, et montrent pour la première fois, un modèle simple à une seule cellule neuronale. En 1949, le physiologiste américain, D. Hebb [**Heb-1949**], explique la notion d'apprentissage. Ainsi, il propose une loi de modification des propriétés des connexions entre neurones. F. Rosenblatt [**Ros-1958**] développe, en 1958, le modèle du *Perceptron*. En 1969, M.L. Minsky et S. Papert publient leur ouvrage sous le nom « Perceptrons » qui mettent en évidence les limitations théoriques du Perceptron. Ces limitations décrivent l'impossibilité de traiter des problèmes non linéaires en utilisant ce modèle. Le physicien J.J. Hopfield, présente, dans un article, la théorie du fonctionnement et le bon usage des réseaux de neurones formels en 1982. En 1985, Un nouvel algorithme d'apprentissage adapté aux réseaux de neurones multicouches apparaît : on l'appelle la rétropropagation de gradient [**Rum-1986**].

L'utilisation des réseaux de neurones, au cours de ces dernières décennies, ne cesse d'augmenter. En effet, leurs résultats théoriques et pratiques obtenus dans différents domaines notamment dans la synthèse des lois de commande, ont été très impressionnants.

2.3.1 Le neurone formel

Un réseau de neurone formel est un automate doté d'une fonction de transfert qui transforme ses entrées en sortie selon des règles précises. En 1943, les neurologues W.S. McCullock et W. Pitts [Mcc-1943] ont proposé le premier modèle de neurone formel. Ils ont montré alors que les réseaux neurones formels simples peuvent effectuer des fonctions logiques arithmétiques et symboliques complexes. La figure suivante illustre le modèle d'un neurone artificiel.

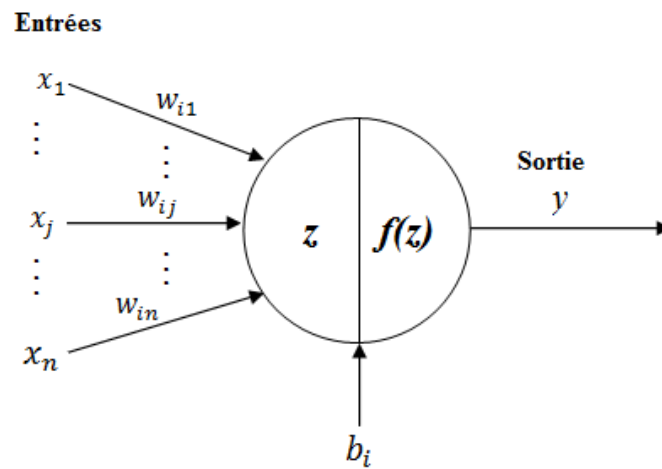


Figure 2.1 - Modèle de base d'un neurone formel

Les $x_j (j = 1 \dots n)$ désignent l'entrée dite aussi variable j connectée au neurone i . Les w_{ij} représentent le poids de la connexion reliant l'entrée j au neurone i .

La somme pondérée des n entrées est décrite par :

$$z = \sum_j w_{ij} x_j - b_i \quad (2.15)$$

La sortie du neurone y est donnée par :

$$y = f(z) = f\left(\sum_j w_{ij} x_j - b_i\right) \quad (2.16)$$

Où b_i est appelé biais du neurone, qui permet d'ajouter au réseau de la flexibilité en variant le seuil de déclenchement du neurone par l'ajustement des poids et du biais lors de l'apprentissage.

La fonction f désigne la fonction d'activation, qui relie l'ensemble des potentiels d'activation et de décision du neurone. Parmi les fonctions d'activation, on trouve essentiellement la fonction signe, la fonction sigmoïde et la fonction tangente hyperbolique.

2.3.2 Architecture des réseaux de neurones

Un réseau de neurone est généralement composé d'une succession de couches dont chacune prend les entrées sur les sorties de la précédente. Ces dernières sont constituées de plusieurs neurones organisées sous forme de niveaux dites couches du réseau. La connexion de deux couches voisines se fait par l'intermédiaire de poids qui prennent le rôle des synapses. L'information est donc traitée et acheminée vers la sortie. La structure d'un réseau de neurone est l'organisation, de façon ordonnées et connectées, des neurones entre eux dans un même réseau. On distingue deux grandes catégories d'architectures de réseaux de neurones : Les réseaux de neurones non bouclés (réseaux statiques) et les réseaux de neurones bouclés (réseaux dynamiques).

2.3.2.1 Réseaux de neurones non bouclés

Un réseau de neurone non bouclé ou réseau feed-forward est une structure dans le temps n'ayant pas de rôle fonctionnel. L'information circule des entrées vers les sorties sans retour en arrière. En effet, il n'y a aucune connexion entre les neurones de la même couche. Les réseaux de neurones non bouclés ne reçoivent d'entrées que des unités appartenant à la couche immédiatement précédente. Par ailleurs, on trouve deux familles des réseaux de neurones non bouclés : les réseaux monocouches, qui n'ont pas d'unités cachées et les réseaux multicouches, qui possèdent une ou plusieurs couches d'unités cachées.

✓ Réseaux de neurones non bouclés monocouches (perceptrons) :

La structure d'un réseau de neurone monocouche dite aussi perceptron est organisée de sorte à ce que toutes les neurones des entrées soient directement connectées aux neurones de sorties. Les signaux provenant des entrées, traversent, à travers les poids, les unités cachées pour atteindre les unités de sortie. La figure 2.2 représente un réseau de neurone feed-forward monocouche.

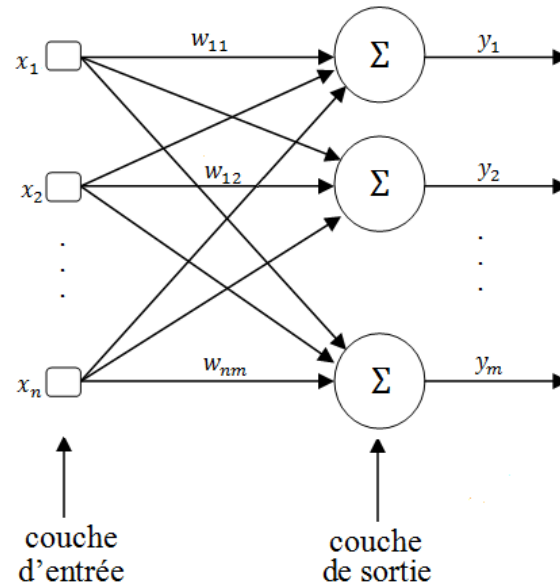


Figure 2.2 – Schéma d'un réseau de neurones feed-forward monocouche

L'expression de chaque sortie du neurone j est donnée par :

$$y_j = g\left(\sum_{i=0}^n w_{ij}x_i\right) \quad (2.17)$$

Où :

$x_i (i = 1 \dots n)$ désigne l'entrée i connectée au neurone j .

w_{ij} représente le poids de la connexion qui relie l'entrée i au neurone j .

$y_j (j = 1 \dots m)$ est la sortie du neurone j et g sa fonction d'activation.

w_{0j} est le coefficient de biais connecté à une entrée fixe $x_0 = -1$.

✓ Réseaux de neurones non bouclés multicouches

Le réseau de neurone non bouclé multicouche appelé aussi perceptron multicouche est le type de réseau le plus répandu et le plus fréquent. La structure de ce réseau est organisée en trois parties : une couche d'entrée qui est un ensemble de neurones qui portent le signal d'entrée, une ou plusieurs couches cachées qui sont le cœur du perceptron et c'est là où les relations entre les variables vont être mises en exergue et enfin, une couche de sortie qui représente le résultat final du réseau après compilation par le réseau des données entrées dans la première couche. La figure 2.3 illustre un réseau de neurone non bouclé à structure particulière, fréquemment utilisée dans les tâches de classification, d'approximation de

fonction non linéaire ou de modélisation de processus statiques non linéaires. Ce réseau comprend une couche d'entrée, une couche cachée et une couche de sortie.

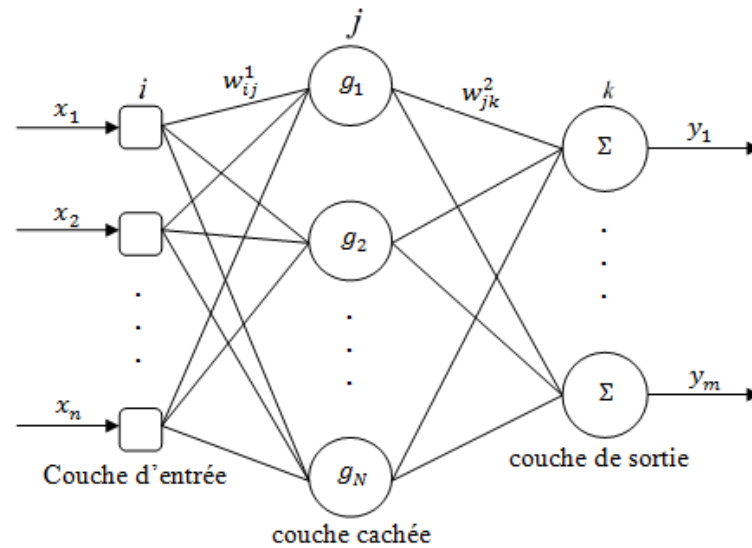


Figure 2.3- Représentation graphique d'un réseau de neurones feed-forward multicouche

2.3.2.2 Réseaux de neurones bouclés

Contrairement aux réseaux de neurones non bouclés, la structure des réseaux de neurones bouclés est cyclique entièrement connectée. Cette dernière comprend évidemment des boucles qui ramènent la valeur d'une ou plusieurs sorties aux entrées. Il s'agit donc d'un réseau de neurone avec retour en arrière (récurrent). La figure 2.4 représente un exemple de structure d'interconnexion la plus générale du réseau de neurone bouclé. En se déplaçant dans le réseau suivant le sens de connexion, on peut trouver au moins un chemin qui revient à son point de départ. Les nombres placés à côté des flèches représentent les retards associés à chaque connexion (exprimés en nombre de périodes d'échantillonnage).

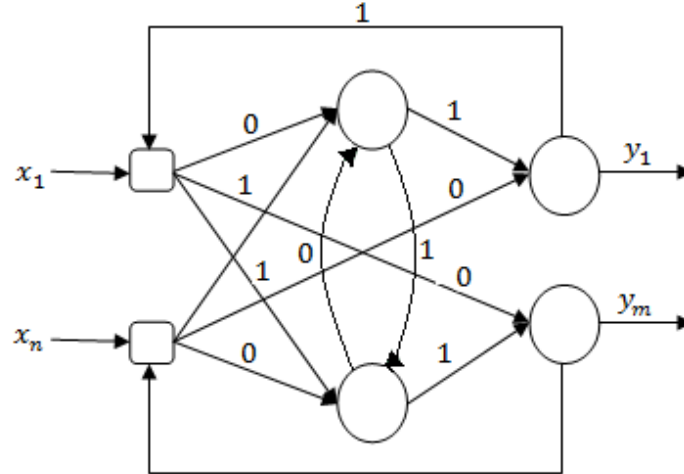


Figure 2.4. Structure graphique d'un réseau de neurones bouclé

Un réseau de neurone bouclé est régi par une ou plusieurs équations aux différences non linéaires qui résultent par la composition des fonctions réalisées par chaque neurone et par les retards associés par chacune des connexions. La forme particulière des équations qui régissent un réseau de neurone bouclé est appelée forme canonique et peut être écrite par les équations aux différences suivantes :

$$x(k+1) = \phi[x(k), u(k)] \quad (2.18)$$

$$y(k) = \psi[x(k), u(k)] \quad (2.19)$$

Où

ψ et ϕ sont deux fonctions non linéaires qui dépendent de la structure de la partie acyclique du réseau ;

$x(k)$ désigne le vecteur d'état à l'instant k ;

$u(k)$ est le vecteur des variables de commande exogènes ;

et $y(k)$ représente le vecteur des sorties ;

2.3.3 Apprentissage des réseaux de neurones

La capacité d'apprendre de son environnement et l'amélioration de sa performance à travers un processus d'apprentissage est, sans doute, la propriété fondamentale la plus désirable pour un réseau de neurone. L'apprentissage d'un réseau de neurone est un processus

dynamique itératif qui permet de modifier ou d'ajuster les paramètres d'un réseau de neurones de sorte à ce que ce dernier effectue une tâche bien précise [Heb-1949], [Rum-1986].

2.3.3.1 Type d'apprentissage

Le type d'apprentissage est déterminé par la façon dont les changements de paramètre surviennent. On distingue trois types d'apprentissages :

- ✓ Apprentissage supervisé: L'apprentissage dit "supervisé" est caractérisé par la présence d'un superviseur (expert humain) possédant une connaissance approfondie de l'environnement dans lequel évolue le réseau de neurones. Ce dernier fournit une valeur de sortie appelé sortie désirée ou cible à un vecteur d'entrée associé par le réseau de neurone. Cet apprentissage permet d'ajuster les paramètres du réseau, et ce, pour la minimisation de l'erreur entre la sortie désirée et la sortie réelle du réseau.
- ✓ Apprentissage par renforcement: Cette forme d'apprentissage permet d'obtenir des indications qualitatives sur les performances du réseau. L'absence du signal d'erreur rend le calcul du gradient impossible. Ainsi, l'introduction de deux étapes distinctes est indispensable: l'exploration où l'on essaie des directions aléatoires de changement, et l'exploitation où l'on prend une décision.
- ✓ Apprentissage non supervisé: Ce mode d'apprentissage est caractérisé par l'absence complète de superviseur, c'est-à-dire qu'on ne dispose ni d'un signal d'erreur comme dans le cas supervisé, ni d'un indice de satisfaction comme celui du renforcement. Ainsi, les données ne contiennent aucune information sur la sortie désirée.

2.3.3.2 Algorithme d'apprentissage

L'algorithme d'apprentissage le plus répandu est celui de la rétropropagation du gradient d'erreur. Grâce à sa découverte qui débute des années 80 [Rum-86], que les réseaux de neurones ont connu un grand essor dans le monde de la recherche. L'algorithme de rétropropagation est utilisée dans les réseaux de neurones de type feed-forward et comme son nom l'indique, est basé sur la méthode du gradient. Le principe de cet algorithme consiste à présenter au réseau de neurone un vecteur d'entrées, puis procéder au calcul de la sortie

$y_{RN}(t)$ par propagation dans le réseau dans le sens entrée-sortie. Cette sortie obtenue est donc comparée à la sortie désirée $y_D(t)$. A partir de l'erreur obtenue $E_{rr}(t)$, le gradient de l'erreur est calculé, qui, à son tour propagé de la couche de sortie en passant vers les couches cachées vers la couche d'entrée, d'où le terme de rétropropagation. Cela permet la modification des poids du réseau et donc son apprentissage. Ce processus est réitéré pour chaque vecteur d'entrée, jusqu'à ce que le critère d'arrêt soit vérifié.

L'objective principale de cet algorithme est de modifier les poids du réseau de sorte à ce que l'erreur quadratique globale E soit minimisée. Cette erreur est donnée par :

$$E(t) = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^{N_L} (E_{rr}(t))^2 = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^{N_L} (y_D(t) - y_{RN}(t))^2 \quad (2.20)$$

Avec :

y_D , y_{RN} sont respectivement le vecteur de la sortie désirée et le vecteur de sortie du réseau neuronal;

E est l'erreur d'apprentissage;

N est le nombre d'exemples de l'ensemble d'apprentissage.

L'équation suivante désigne la façon dont l'ajustement des poids du réseau se fait, selon la règle du gradient :

$$w_{ij}^l(t+1) = w_{ij}^l(t) + \Delta w_{ij}^l(t) \quad (2.21)$$

Où :

$$\Delta w_{ij}^l(t) = -\eta_k \times \frac{\partial E(t)}{\partial w_{ij}^l(t)} \quad (2.22)$$

Avec :

$l = 1 \dots L$ où L est le nombre de couches du réseau et η est une constante positive appelée taux d'apprentissage. Ce paramètre influence significativement sur les résultats; pratiquement, sa valeur est choisie en générale entre 0,1 et 1 [Fu-1995].

Le calcul de la quantité $\frac{\partial E}{\partial w_{ij}^l}$ fait intervenir la décomposition suivante:

$$\frac{\partial E(t)}{\partial w_{ij}^l(t)} = \frac{\partial E(t)}{\partial Y_j^l(t)} \times \frac{\partial Y_j^l(t)}{\partial w_{ij}^l(t)} \quad (2.23)$$

On peut déduire de l'équation (2.15):

$$\frac{\partial Y_j^l(t)}{\partial w_{ij}^l(t)} = O_j^{l-1} \quad (2.24)$$

On pose $\delta_j^l = \frac{\partial E(t)}{\partial Y_j^l(t)}$, alors on obtient :

$$\frac{\partial E(t)}{\partial w_{ij}^l(t)} = \delta_j^l \times O_j^{l-1} \quad (2.25)$$

Dans le cas où j est l'indice d'un neurone de sortie ($l = L$), on a :

$$\delta_j^L = \frac{\partial E(t)}{\partial Y_{RN}(t)} = \frac{\partial E(t)}{\partial O_j^L(t)} \times \frac{\partial O_j^L(t)}{\partial Y_{RN}(t)} = -E_{rr} \times \dot{f}^L(Y_{RN}(t)) \quad (2.26)$$

Avec :

$$\dot{f}^L(Y_{RN}(t)) = \frac{\partial f^L(Y_{RN}(t))}{\partial Y_{RN}(t)}$$

Dans le cas où j est l'indice d'un neurone caché ($l = L - 1$), on a :

$$\begin{aligned} \delta_j^L &= \frac{\partial E(t)}{\partial Y_j^l(t)} = \frac{\partial E(t)}{\partial O_j^L(t)} \times \frac{\partial O_j^L(t)}{\partial Y_{RN}(t)} \times \frac{\partial Y_{RN}(t)}{\partial O_j^L(t)} \times \frac{\partial O_j^L(t)}{\partial Y_j^l(t)} \\ \delta_j^L &= -E_{rr} \times \dot{f}^L(Y_{RN}(t)) \times w_{ij}^L \times \dot{f}^l(Y_j^l) \end{aligned} \quad (2.27)$$

Avec

f la fonction sigmoïde.

Algorithme de la méthode de rétropropagation pour les réseaux feed-forward multicouches :

fonction APP-RETRO-PROP (*exp*, *reseau*) **retourne** réseau de neurones.

entrées : *exp*, ensemble d'exemples, chacun ayant un vecteur d'entrées x et un vecteur de sorties y ;

reseau, un réseau de neurones multicouche à N couches, poids w_{ij} , fonction d'activation f .

répéter

pour chaque u dans exp faire

pour chaque nœud j dans la couche d'entrée faire

$$e_j \leftarrow x_j[u]$$

pour $l = 2$ à N faire

$$in_i \leftarrow \sum_j w_{ij} e_j$$

$$e_i \leftarrow f[in_i]$$

pour chaque nœud i dans la couche de sortie faire

$$\Delta_i \leftarrow \dot{f}(in_i) \times (y_i[u] - e_i)$$

pour $l = N - 1$ à 1 faire

pour chaque nœud j dans la couche l faire

$$\Delta_j \leftarrow \dot{f}(in_j) \sum_i w_{ij} \Delta_i$$

pour chaque nœud i dans la couche $l+1$ faire

$$w_{ij} \leftarrow w_{ij} + \eta_k \times e_j \times \Delta_i$$

jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit satisfait

retourner

Remarque 2.1. Puisque la procédure d'apprentissage se fait de manière itérative, les poids sont initialisés avant, de façon aléatoire. Il est donc indispensable d'initialiser ces poids par de petites valeurs, car le réseau fonctionne en mode linéaire au début de l'apprentissage, ensuite les valeurs de ses poids augmentent afin d'ajuster les données avec une précision suffisante.

2.4 La logique floue

2.4.1 Principe et définition de la logique floue

Formalisée par Lotfi Zadeh en 1965 [Zed-1965], la logique floue est une extension de la logique booléenne classique avec des valeurs de vérités partielles permettant la modélisation des imperfections des données, et de rapprocher, dans certaine mesure, de la flexibilité du raisonnement humain. Elle consiste sur divers facteurs numériques afin d'aboutir à une décision qu'on souhaite acceptable. Cette logique floue confère ainsi une flexibilité très appréciable aux raisonnements qui l'utilisent, ce qui rend possible la prise en compte des imprécisions et des incertitudes.

Les systèmes flous s'appuient, en général, sur une représentation sous une règle de forme « **Si-Alors** » permettant ainsi de designer les relations entre les variables d'entrée et de sortie.

2.4.2 Ensembles flous

La logique floue repose sur la théorie des ensembles flous, qui sont une généralisation de la théorie des ensembles classiques. Les sous-ensembles flous ont été utilisés pour modéliser la représentation humaine des connaissances, et donc améliorer les performances des systèmes de décision utilisant cette modélisation. Ces sous-ensembles flous sont concernés par un degré de vérité dit *degré d'appartenance*. Le concept d'appartenance est primordial dans la théorie des ensembles : il désigne le fait qu'un élément fasse partie ou non d'un ensemble. Un ensemble flou est ainsi définit comme suit : soit Q un ensemble et x un élément de cet ensemble, un sous-ensemble flou A de Q est caractérisé par une fonction d'appartenance η_A qui mesure le degré auquel x appartient à A . De façon précise, soit A une séquence des valeurs logiques 0 et 1, la fonction d'appartenance est utilisée afin de mesurer l'élément x dans l'intervalle des nombres réels $[0\ 1]$.

2.4.2.1 Opérations flous

Afin de pouvoir manipuler aisément les ensembles flous, les opérateurs de la théorie des ensembles classiques sont redéfinis pour les adapter aux fonctions d'appartenance propres à la logique floue permettant des valeurs strictement entre 0 et 1.

Les opérateurs sur les ensembles flous sont choisis, à l'instar des fonctions d'appartenance. Ils peuvent être définis de différentes manières décrivant ainsi comment ces ensembles interagissent entre eux. Parmi les opérations utilisés le plus couramment, on en cite : pour le complément (NON), l'intersection (ET) et l'union (OU).

2.4.2.2 Variables linguistiques

Une variable linguistique est une variable dont les valeurs associées sont linguistiques plutôt que numériques.

2.4.2.3 Règle floues

En logique floue, le raisonnement flou se base sur des règles floues qui sont exprimées en langage naturel tout en utilisant les variables linguistiques. Une règle floue est une déclaration de la forme suivante :

SI a est X **ALORS** b est Y

Où

a et b sont des variables linguistiques, X et Y sont des sous-ensembles flous.

2.4.3 Modèles flous

Un modèle de raisonnement flou est constitué d'un ensemble de règles «**Si Alors**» permettant de désigner les relations entre les variables d'entrée et de sortie. Principalement, trois types de modèles flous sont distingués: *Modèle flou Mamdani* [**Mam-1977**], *Modèle flou relationnel* [**Ped-1984**], *Modèle flou Takagi-Sugeno* [**Tak-1985**]. Dans cette thèse, nous nous intéresserons, uniquement au modèle flou Takagi-Sugeno.

2.4.3.1 Modèle flou de Takagi-Sugeno

Le modèle flou proposé par Takagi et Sugeno (T-S) est décrit par des règles floues du type « **Si Alors ...** » permettant de représenter localement des relations d'entrées sorties du système. Ce modèle flou incertain est obtenu par l'agrégation d'un ensemble de systèmes linéaires incertains. La technique de Sugeno permet de simplifier le calcul des règles floues

pour obtenir une solution précise. Les prémisses sont toujours exprimées linguistiquement alors que les conclusions sont de nature numérique, et donc similaires à celles utilisées dans le modèle flou Mamdani.

Le modèle flou de type T-S est basé sur un nombre de règles $\mathcal{R}_i$ et s'écrit de manière générale comme suit:

$$\mathcal{R}_i : \text{SI } a \text{ est } X_i \text{ et } b \text{ est } Y_i \text{ ALORS}$$

$$c_i = f_i(a, b), \quad i = 1, \dots, N$$

Où

f_i désigne une fonction réelle ; $\mathcal{R}_i$ dénote la $i^{\text{ème}}$ règle du modèle ; N est le nombre de règles ; a et b sont les variables d'entrées et c est la variable de sortie ; X_i et Y_i présentent les sous-ensembles flous de la $i^{\text{ème}}$ règle.

En principe, le système T-S revient à ce que la logique floue est utilisée uniquement dans la partie des règles, contrairement à la partie conclusion qui est décrite par des valeurs numériques.

Pour les valeurs d'entrée précises a_0 et b_0 , l'agrégation des règles est évaluée selon le principe ci-dessous :

$$c = \frac{\sum_i^n \eta_i f_i(a_0, b_0)}{\sum_i^n \eta_i} \quad (2.28)$$

Où

$\eta_i = \eta_i(a_0) \cdot \eta_i(b_0)$ sont les degrés d'apprentissage.

Ce type de modèle est très important pour la représentation des systèmes non linéaires chaotiques.

2.5 Commande en fréquences finies

2.5.1 Principe et définition

Les propriétés dynamiques de l'analyse du système et la conception de contrôle se caractérisent par des réponses en fréquences. En effet, la forme d'une réponse en fréquences est liée directement à plusieurs mesures de performance. Parmi ces performances, l'erreur en

régime permanent ainsi que la robustesse par rapport aux incertitudes. Cependant, les propriétés souhaitées se formalisent par un ensemble d'inégalités dans le domaine fréquentiel (FDIs). La vérification et la satisfaction de ces FDIs réduisent les problèmes liés à l'analyse et la conception de contrôle.

Le lemme de Kalman– Popov–Yakubovich, (KYP) a été prouvé en 1962 et formulé pour la première fois par Vladimir Andreevich Yakubovich [Ran-1996] [And-1967] [Kal-1963]. Le lemme peut être vu comme une généralisation de l'équation de Lyapunov dans la théorie de la stabilité. Il établit une relation entre une inégalité dans le domaine fréquentiel (FDI) et une inégalité matricielle linéaire (LMI) impliquant les constructions d'espace d'états. En effet, cette inégalité matricielle linéaire (LMI) est définie par des matrices d'espace d'état de la fonction de transfert dans la FDI, de façon à ce qu'elle reste vraie si et seulement si LMI admet une solution. Les conditions de la LMI constituent la compréhension analytique du contrôle robuste et optimal à travers les factorisations spectrales et les fonctions de Lyapunov.

Le lemme standard de KYP traite des FDIs requises pour toutes les fréquences. Ce lemme a été généralisé par Iwasaki et al. [Iwa-2015] [Iwa-2005] [Iwa-2003] pour permettre plus de flexibilité dans la conception des systèmes pratiques et pour le traitement des FDIs dans des plages de fréquences finies ou semi-finies.

Au cours des dernières années, le lemme KYP généralisé (GKYP) a été un résultat fondamental qui permet de fournir une base théorique pour le développement de divers outils pour l'analyse et la conception de systèmes.

2.5.2 Lemme de GKYP

Considérons un système linéaire stable :

$$\dot{x} = Ax + Bu, \quad G(s) = (sI - A)^{-1}B \quad (2.29)$$

Où

$x \in R^n$ et $u \in R^m$ présentent respectivement l'état et l'entrée du système ;

$G(s)$ est la fonction de transfert de u à x .

Soit μ un scalaire positif connu et ϕ une matrice Hermitienne, les deux inégalités données ci-dessous sont équivalentes :

- i. L'inégalité de fréquences finies :

$$\begin{bmatrix} G(s) \\ I \end{bmatrix}^* \phi \begin{bmatrix} G(s) \\ I \end{bmatrix} < 0 \quad (2.30)$$

ii. Il existe des matrices symétriques P et Q satisfaisant $Q > 0$ et :

$$\begin{bmatrix} A & B \\ I & 0 \end{bmatrix}^* \delta \begin{bmatrix} A & B \\ I & 0 \end{bmatrix} + \phi < 0 \quad (2.31)$$

Où

δ est défini pour différentes gammes de fréquences dans le tableau 2.1.

–	Basse Fréquence (BF)	Moyenne Fréquence (MF)	Haute Fréquence (HF)
∇	$ \mu \leq \bar{\mu}_1$	$\mu_1 \leq \mu \leq \mu_2$	$ \mu \geq \mu_h$
δ	$\begin{bmatrix} -Q & P \\ P & \omega_l^2 Q \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -Q & P + j\omega_c Q \\ P - j\omega_c Q & -\omega_1 \omega_2 Q \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} Q & P \\ P & -\omega_h^2 Q \end{bmatrix}$

Tableau 2.1- δ pour différentes gammes de fréquences

Avec

$$\omega_c = (\omega_1 + \omega_2)/2.$$

2.5.2.1 Applications du lemme GKYP

Le lemme KYP généralisé est souvent utilisé pour une variété de systèmes dynamiques qui permettent aux concepteurs d'exiger des performances sur des gammes de fréquences bien déterminées.

L'objectif principal est ainsi de concevoir un contrôleur pour un système bien défini, dans des gammes de fréquences finies, de façon à ce que ce système en boucle fermée soit stable avec de meilleures performances dédiées par la poursuite de référence, l'atténuation des perturbations, la sensibilité au bruit et la robustesse contre les incertitudes [Xu-2017] [Zha-2014] [Sun-2011].

Vu sa grande applicabilité quand la robustesse est imposée, le problème du filtrage a connu une attention considérable au cours des dernières années. Dans la pratique, les gammes de fréquences des bruits ou des perturbations sont parfois connues. Afin de traiter ces derniers, il est préférable de concevoir des filtres en fréquences finies. Ces filtrages sont à

l'origine de nombreuses applications pratiques dans les systèmes de contrôle et de traitement du signal [Dun-2017] [Lon-2016] [Ela-2016].

2.5.4 Lemme de Finsler

Le lemme de Finsler contribue à l'introduction des nouvelles variables matricielles d'optimisation qui permettent la réduction du conservatisme engendré par les conditions proposées au préalable.

Soient $\xi \in R^n$, $Q \in R^{n \times n}$ une matrice symétrique, $B \in R^{m \times n}$, telle que $\text{rank}(B) = r < n$. Soit $B^\perp \in R^{n \times (n-r)}$ le complément orthogonal de B , tel que $BB^\perp = 0$. Alors, les propositions suivantes sont équivalentes :

- i. $\xi^T Q \xi < 0, \forall \xi \neq 0: B\xi = 0$
- ii. $B^{\perp T} \beta Q B^\perp < 0$
- iii. $\exists \mu \in R: Q - B^T B < 0$
- iv. $\exists \chi \in R^{n \times m}: Q + \chi B + B^T \chi^T < 0$

2.6 Optimisation par essaim particulaire

La vie artificielle ne se limite pas aux tentatives de constructions de nouvelles instances de la vie, mais elle s'inspire aussi des propriétés du monde vivant pour proposer des solutions originales. En effet, le comportement collectifs intelligent des insectes sociaux tel que les colonies de fourmis, les termites, les abeilles et même des sociétés animales comme les bancs de poisson et les vols groupés d'oiseaux, était la base de naissance de plusieurs méthodes pour la résolution des problèmes d'optimisation complexes ; les algorithmes évolutionnaires ont fait part.

Par ailleurs, nous allons tirer profit, dans cette thèse, de l'algorithme d'optimisation par essaim de particulaire.

2.6.1 Principe de l'algorithme PSO

En 1995, Russel Eberhart, ingénieur en électricité et James Kennedy, socio-psychologue, s'inspirent du monde du vivant pour mettre en place une métaheuristique: c'est, bien évidemment, l'optimisation par essaim particulaire (Particle Swarm Optimization, PSO). L'optimisation par essaim particulaire est un algorithme inscrit dans la famille des algorithmes évolutionnaires. Cette méthode trouve sa source dans les observations faites par Reynold **[Rey-1987]**, Heppner & Grenander **[Hep-1990]**, lors des simulations informatiques de vols groupés d'oiseaux et de bancs de poissons. Ainsi, grâce à des règles de déplacement très simples, comme « rester proche des autres individus, aller dans la même direction ou garder la même vitesse », les particules peuvent converger progressivement vers un minimum local et donc, permettent la mise en œuvre de comportements collectifs complexes et adaptatifs.

L'essaim de particules correspond à une *population* d'agents simples, dites *particules*. Le principe de l'algorithme est de déplacer ces particules afin qu'elles trouvent l'optimum. Au départ de l'algorithme, chaque particule est positionnée, de façon aléatoire ou non, dans l'espace de recherche. Chacune de ces particules est dotée d'une position (le vecteur solution), d'une vitesse permettant à la particule de se déplacer. Au cours des itérations, chaque particule change de position. Son évolution se fait en fonction de son meilleur voisin, de sa meilleure position, et de sa position précédente. C'est en fait, cette évolution qui lui permet de tomber sur une particule optimale, et enfin d'un voisinage : qui est un ensemble de particules qui interagissent directement sur celle qui a le meilleur critère.

Le déplacement d'une particule est influencé par les trois composantes suivantes :

- *Une composante d'inertie* : La particule s'efforce à suivre sa direction courante de déplacement;
- *Une composante cognitive* : La particule tend à se diriger vers le meilleur site par lequel elle est déjà passée;
- *Une composante sociale* : La particule s'inspire également de l'expérience de ses congénères pour se diriger vers la meilleure position déjà atteinte par ses voisins.

La stratégie du déplacement d'une particule est illustrée dans la figure 2.5.

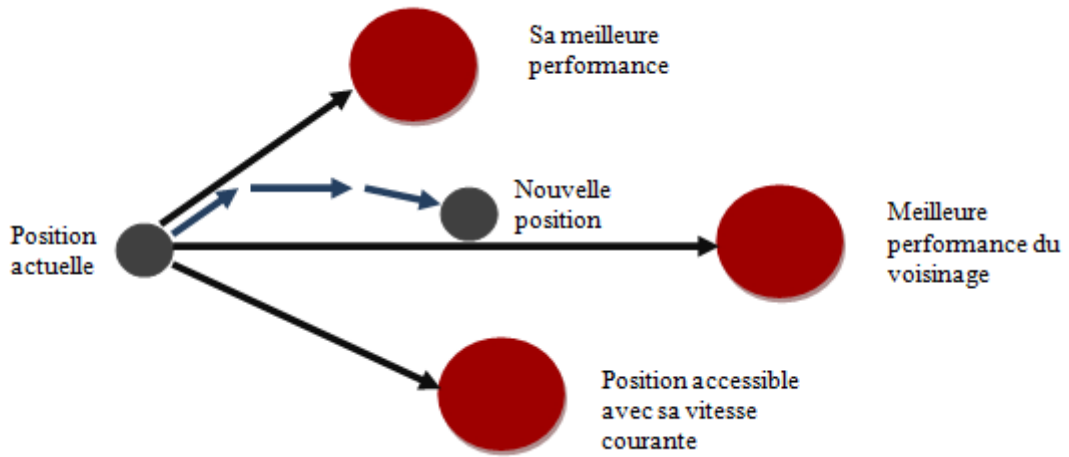


Figure 2.5 – Principe du déplacement d'une particule

2.6.2 Formalisation du PSO

Dans un espace de recherche $\Omega \subset \mathbb{R}^n$ de dimension n dont $f: \Omega \rightarrow \Gamma \subseteq \mathbb{R}$ est la fonction objective, une particule i de la population $S = \{\chi_1, \chi_2, \dots, \chi_m\}$ est représentée par son vecteur position $X_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}\}$ et par son vecteur vitesse $V_i = \{v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in}\}$. L'appréciation de la qualité de sa position est déterminée par la valeur de la fonction « objectif » de ce point. Cette particule mémorise la meilleure position par laquelle elle est déjà passée, notée comme suit $P_i = \{p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in}\}$. La meilleure position atteinte par les particules de l'essaim est formulée par $P_g = \{p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gn}\}$.

Au départ de l'algorithme, les particules de l'essaim sont initialisées de façon aléatoire /régulière dans l'espace de recherche. Par la suite, à chaque itération, les particules se déplacent, en fusionnant les trois composantes citées ci-dessus. A l'itération $t + 1$, le vecteur vitesse et le vecteur position sont obtenus, successivement selon les équations (2.32) et (2.33) :

$$v_{id}(t+1) = \omega \cdot v_{id}(t) + c_1 \times rand_1 \times (p_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 \times rand_2 \times (p_{gd}(t) - x_{id}(t)) \quad (2.32)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (2.33)$$

où $d \in \{1, 2, \dots, n\}$.

Le facteur de pondération ω est une constante nommée « coefficient d'inertie », Il permet de définir la capacité d'exploration de chaque particule en vue d'améliorer la convergence de la méthode ;

c_1 et c_2 sont deux constantes, appelées « coefficients d'accélération », ces variables aléatoires sont évaluées à chaque itération suivant une loi uniforme sur le domaine de définition.

$rand_1$ et $rand_2$ sont deux variables aléatoire tirés uniformément dans $[0, 1]$, à chaque itération i et pour chaque dimension n .

Dans l'équation (2.32), $v_{id}(t)$ représente la composante *d'inertie* du déplacement, dont le paramètre ω gère l'influence de la direction de déplacement sur le déplacement futur ; L'expression $c_1 \times rand_1 \times (p_{id}(t) - x_{id}(t))$ désigne la composante *cognitive* du déplacement où le paramètre c_1 contrôle le comportement cognitif de la particule ; L'expression $c_2 \times rand_2 \times (p_{gd}(t) - x_{id}(t))$ correspond à la composante *sociale* du déplacement dont le paramètre c_2 gère l'aptitude sociale de la particule.

La fusion de ces trois composantes nous permet, tout d'abord, de dégager la vitesse, qui nous permet, elle-même, la possibilité de calculer les positions de la particule.

L'algorithme d'optimisation PSO commence d'abord par la création d'une population S de m particules qui sont réparties de façon uniforme sur l'espace de recherche Ω . Chaque particule $\chi_i \in S$ est évaluée grâce à une fonction « fitness » qui mesure l'adéquation de cette solution potentielle avec le problème. A la fin du déplacement des particules dans une itération donnée, les nouvelles positions sont évaluées et le vecteur P_i ainsi que le vecteur P_g sont alors mis à jour, conformément aux deux équations (2.32) et (2.33). Cette procédure est décrite par l'algorithme ci dessus.

Algorithme d'optimisation par essaim particulaire (PSO) :

Initialisation aléatoire des positions et des vitesses de chaque particule

Evaluer les positions des particules

Pour chaque particule i , $P_i = X_i$

Tant que l'on n'a pas atteint le critère d'arrêt **faire**

Pour $i = 1$ à m **faire**

Déplacer les particules selon les équations (2.32) et (2.33)

Evaluer les positions des particules

Si $f(X_i) < f(P_i)$ **alors**

$$P_i = X_i$$

Fin Si

Si $f(P_i) < f(P_g)$ **alors**

$$P_g = P_i$$

Fin Si

Fin Pour

Fin Tant que

Il reste donc de définir le critère d'arrêt. En effet, la convergence vers la solution optimale globale n'est pas garantie dans tous les cas. De ce fait, il est important de doter l'algorithme d'une porte de sortie en définissant soit un nombre maximum d'itérations, une valeur de fitness satisfaisante ou/et une variation de vitesse proche de zéro. Le programme s'arrête donc si et seulement si la valeur du critère obtenue est acceptable pour l'utilisateur.

Le principe de l'algorithme PSO peut être plus facilement visualisé grâce à la figure suivante :

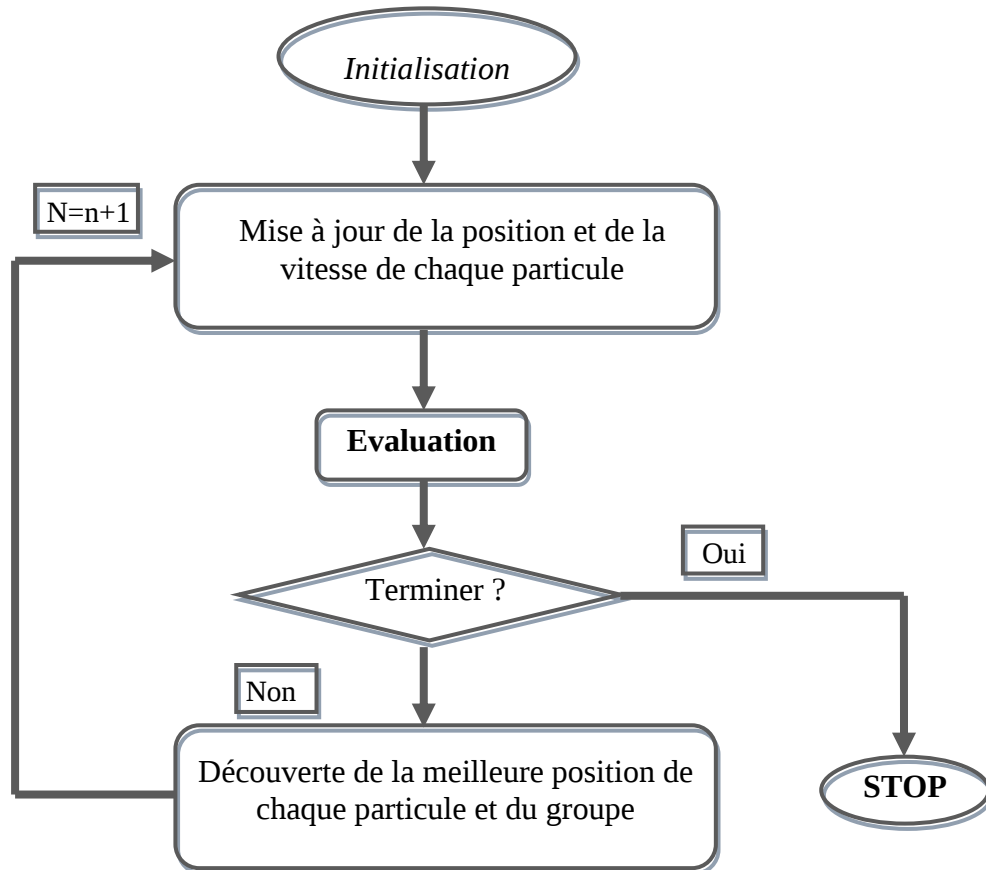


Figure 2.6- Organigramme de la méthode des essais particulaires

2.6.3 Amélioration du PSO

De nombreuses études ont été faites sur l'analyse des conditions de convergence de l'essaim et sur la dynamique des particules [Ken-1998] [Ozc-1999] [Van-2001] [Bab-2015]. En effet, plusieurs améliorations ont été apportées, notamment sur le contrôle de la divergence des particules, à l'algorithme de base. Pour obtenir un bon équilibre entre les phases de diversification et d'intensification du processus de recherche, une bonne combinaison des paramètres ω , c_1 et c_2 demeure déterminante [Cle-2002]. D'après Clerc et Kennedy, pour avoir une bonne convergence, il est nécessaire de rendre ces paramètres interdépendants. L'utilisation d'un *coefficient de constriction* χ permet de mieux contrôler la divergence de l'essaim. En introduisant ce coefficient, l'équation (2.32) devient alors :

$$v_{id}(t+1) = \chi \times \left(v_{id}(t) + \varphi_1 \times rand_1 \times (p_{id}(t) - x_{id}(t)) + \varphi_2 \times rand_2 \times (p_{gd}(t) - x_{id}(t)) \right) \quad (2.34)$$

Avec :

$$\chi = \frac{-2}{\varphi - 2 + \sqrt{\varphi^2 - 4\varphi}} \quad (2.35)$$

Où :

$$\varphi = \varphi_1 + \varphi_2, \quad \varphi > 4$$

De nombreux tests sont menés, dans [Cle-2002], pour la détermination des valeurs optimales de φ_1 et φ_2 . Généralement, on utilise $\varphi = 4,1$ et $\varphi_1 = \varphi_2$, ce qui donne un coefficient de pondération approximativement égal à $\chi = 0,7298844$.

On remarque que le PSO avec le coefficient de constriction est équivalent au PSO de base avec: $\omega = \chi$, $c_1 = \chi\varphi_1$ et $c_2 = \chi\varphi_2$.

La définition du facteur de constriction permet au système d'avoir, en général, un meilleur taux de convergence. De ce fait, il a été montré, dans [Ebe-2000], que le coefficient de constriction seul, pour un nombre d'itérations donné, ne permet pas toujours la convergence vers l'optimum global. Il est nécessaire de noter que l'algorithme PSO, utilisant un coefficient de constriction, n'est pas la seule version du PSO garantissant la convergence vers un état d'équilibre. Par ailleurs, d'autres exemples sont disponibles dans [Van-2001] [Tre-2003] [Pee-2003] [Zhe-2003], elles permettent aussi de provoquer la convergence de l'algorithme.

2.7 Conclusion

Le présent chapitre a permis de donner un aperçu général sur les notions de base des outils intelligents, en particulier : les réseaux de neurones et l'algorithme par essaim particuliers. Les réseaux de neurones seront utilisés, dans ce mémoire, pour estimer les parties incertaines du modèle du système réel, tandis que l'algorithme PSO sera utilisé pour l'optimisation de quelques paramètres, et ce pour améliorer l'approximation et les performances des contrôleurs non linéaires intelligents. Ensuite, la présentation mathématique ainsi que la structure décrivant chaque outil cité a été présentée. Nous avons aussi discuté la commande robuste par mode glissants standards et la logique floue, qui a pour but de gérer les

systèmes non linéaires. Pour finir, nous avons présenté le concept de commande en fréquences finies.

Les modèles non linéaires de la partie mécanique ainsi que ceux de la partie électrique de l'éolienne seront exploités pour la synthèse des lois de commande dans les chapitres qui suivent.

Chapitre 3

Commande optimale robuste par le contrôleur proportionnel–intégral

3.1 Introduction

Pour la conception des systèmes éoliens, l'outil de commande est un facteur majeur pour l'optimisation de l'extraction de l'énergie de vent. L'objectif principal de ce chapitre est l'élaboration de lois de commande permettant d'atteindre, lorsque le vent est faible, le maximum d'énergie capturée et donc l'énergie produite par l'éolienne. En effet, nous développerons, dans cette étude, des lois de commande adaptative, à vent faible, à partir du modèle non linéaire à une masse du système éolien.

La commande par modes glissants (CMG) apparaît comme une option particulièrement appropriée pour gérer les systèmes éoliens à vitesse variable. En effet, cette approche de contrôle est largement utilisée pour la synthèse des systèmes de commande non linéaire. Cette commande par modes glissants s'est avérée robuste aux variations des paramètres du système et aux perturbations externes [Slo-1984] [Utk-1999] [Aza-2015]. Cependant, lorsque les incertitudes sont grandes, le contrôleur exige un gain de commutation plus élevé, en présence de fortes incertitudes, et donc produit le phénomène de réticence (chattering), comme déjà vu dans le premier chapitre. En conséquence, il est impossible de réaliser des systèmes pratiques. Une méthode possible, existante dans la littérature, permettant de réduire ce problème de réticence est celle basée sur la solution de couche limite. Cette dernière consiste à approximer les discontinuités dans la commande par des fonctions à variation plus douce comme la fonction de saturation, la tangente hyperbolique etc. Par conséquent, cette méthode ne peut résoudre le problème qu'avec la présence d'incertitudes de petite taille.

Une version améliorée de la commande par modes glissants est celle de la commande par modes glissants intégral (CMGI). Cette commande robuste permet d'améliorer les

performances de la commande par modes glissants standard. En effet, il s'agit de concevoir une surface de glissement nulle au moment initial, ce qui élimine la phase atteinte à la surface, ainsi, cette approche garantit théoriquement une grande robustesse tout en éliminant l'erreur statique. Cela est dû à l'action intégrale introduite dans la surface. Cependant, en présence de grandes incertitudes et en raison du gain assez élevé nécessaire, la commande par modes glissants intégral produit un phénomène oscillatoire.

Ainsi, pour palier à ce problème et pour une meilleure performance, nous proposons dans ce travail de combiner l'action proportionnelle à la commande par modes glissants intégral. Cette dernière fournit une réponse transitoire plus rapide avec une erreur minimale en régime permanent. Cette méthode peut résoudre le problème pour les systèmes avec de petites incertitudes. Pour les systèmes avec de grandes incertitudes, nous proposons dans cette étude d'utiliser le réseau de neurones RBF afin d'estimer la partie inconnue du système éolien. Ce qui permet la réduction des incertitudes du système, et donc l'utilisation d'un gain de commutation assez petit même en présence de perturbations extérieures.

L'algorithme d'optimisation d'essaims de particules PSO est destiné pour optimiser les paramètres du contrôleur PI et CMG simultanément. Ces paramètres contrôlent la trajectoire de l'état du système vers le glissement, ce qui détermine les performances du système. La stabilité du système en boucle fermée est démontrée mathématiquement en utilisant la méthode de Lyapunov. Les résultats de simulations obtenus révèlent l'efficacité de l'approche proposée en comparaison avec celle du mode glissant standard.

3.2 Objectifs de commande d'un système éolien

Le domaine de fonctionnement d'une éolienne à vitesse variable se décompose de quatre régions afin d'extraire la puissance du vent de manière efficace. Ces zones relient la vitesse du vent, la vitesse maximale du rotor admissible ainsi que la puissance nominale désirée comme illustrée dans la figure 3.1.

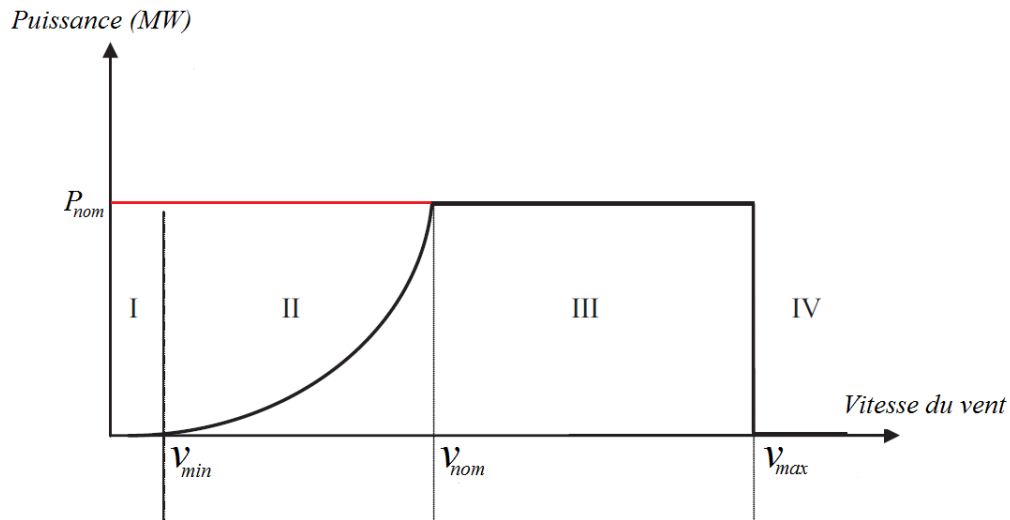


Figure 3.1 – Courbe typique de la puissance extraite par une éolienne en fonction de la vitesse du vent

- Dans la zone I, la vitesse du vent est faible et donc insuffisante pour permettre le démarrage de l'éolienne ;
- Dans la zone II (à vent faible), le vent atteint une vitesse minimale pour permettre le démarrage. L'éolienne fonctionne en charge partielle c'est-à-dire en dessous de la puissance nominale. Dans cette zone de fonctionnement, l'objectif principal de la commande est de capturer le maximum d'énergie du vent, et donc le maximum de puissance disponible pour un fonctionnement optimal ;
- Dans la zone III (à vent fort), le vent fonctionne à pleine charge ce qui correspond au fonctionnement au dessus de la vitesse nominale du vent. Dans ce cas, le but principal de la commande est de maintenir constante la puissance de sortie à sa valeur nominale. Ainsi, la puissance doit être limitée et régularisée pour ne pas détériorer la turbine. Généralement, ceci est obtenu en maintenant le couple du générateur constant et en faisant varier l'angle de calage ;
- Dans la zone IV, une procédure d'arrêt de l'éolienne est effectuée par le système de commande afin d'éviter tout endommagement de celle-ci.

Plusieurs travaux de recherche, dans le domaine de la commande des systèmes de conversion d'énergie éolienne (SCEE), s'intéressent à la commande dans le régime de fonctionnement au dessous de la vitesse nominale c'est-à-dire dans la zone II [Poi-2003]

[Bou-2006] [Bel-2010]. Ainsi, le rôle et les effets du système de commande en fonctionnement à charge partielle doivent être étudiés. L'éolienne fonctionne à une vitesse de rotor variable pour extraire une quantité maximale d'énergie disponible dans le vent.

Comme mentionné dans le chapitre précédent, le coefficient de puissance $C_p(\lambda, \beta)$ est une fonction non linéaire dépendant de la vitesse spécifique λ et de l'angle de calage β . Ce coefficient possède un seul maximum (figure 3.2) défini au point :

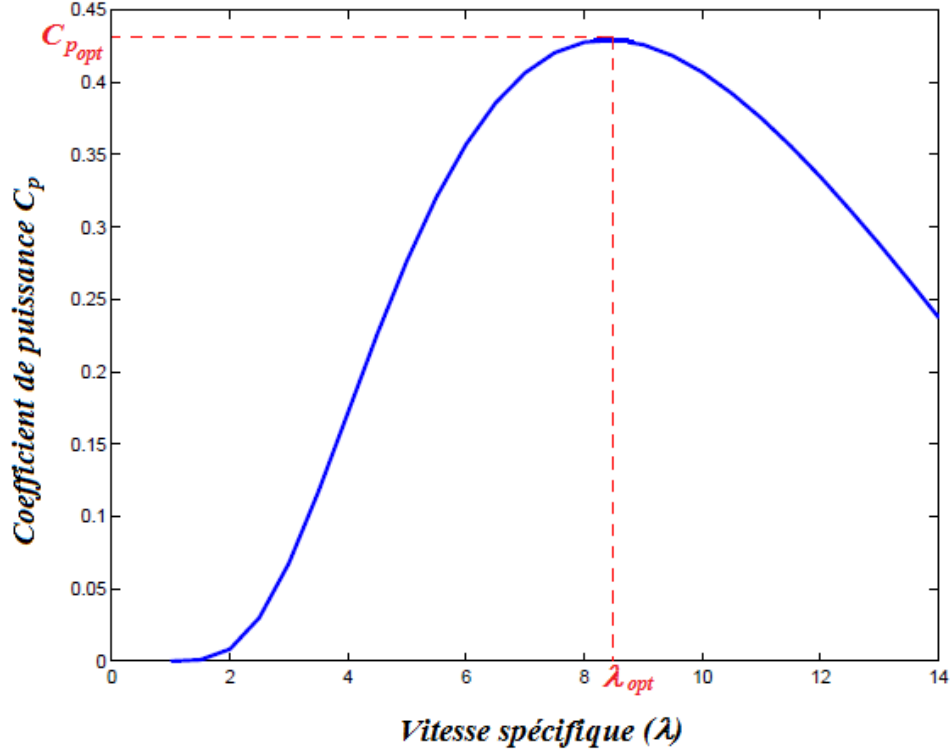
$$C_{p_{max}} = C_p(\lambda_{opt}, \beta_{opt}) \quad (3.1)$$

Cependant, le rotor fournit une puissance aérodynamique maximale uniquement à la vitesse spécifique λ_{opt} :

$$\lambda_{opt} = \frac{\omega_{ropt} R}{v} \quad (3.2)$$

Pour atteindre l'objectif de la commande, les variables λ et β doivent être maintenues à leurs valeurs optimales pour assurer la valeur maximale de C_p . Ainsi, l'angle de calage est fixé à sa valeur optimale $\beta_{opt} = 0$, alors que la vitesse spécifique λ définie par $\lambda = \frac{\omega_r}{v} R$ dépend de la vitesse du vent v et de la vitesse de rotation de la turbine ω_r à la fois. Comme la vitesse du vent est une entrée non contrôlable, la vitesse du rotor doit constamment varier pour suivre les fluctuations du vent afin de maintenir la vitesse spécifique à sa valeur optimale λ_{opt} . Et par conséquent, la vitesse de rotation du rotor doit être ajustée par le couple de la génératrice afin de suivre la vitesse optimale décrite par:

$$\omega_{ropt} = \frac{\lambda_{opt}}{R} v \quad (3.3)$$


 Figure 3.2 – Courbe du coefficient de puissance pour $\beta = \beta_{opt}$

3.3 Synthèse de la loi de commande robuste par le contrôleur proportionnel-intégral

3.3.1 Modèle à deux masses

Tout d'abord, nous allons présenter la commande calculée à partir du modèle à deux masses. En se basant sur les équations dynamiques du système déjà cité dans le chapitre précédent, le modèle mathématique nominale du système éolien est définie par :

$$\begin{bmatrix} \dot{\omega}_r \\ \dot{\omega}_g \\ \dot{T}_{ls} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_r \\ \omega_g \\ T_{ls} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_{11} \\ b_{21} \\ b_{31} \end{bmatrix} T_a + \begin{bmatrix} b_{12} \\ b_{22} \\ b_{32} \end{bmatrix} T_{em} \quad (3.4)$$

Dans ce qui suit, posons $u = T_{em}$, $x_1 = \omega_r$ et $x_3 = \omega_g$. Le modèle dynamique du système décrit par l'équation (3.4) peut être réécrit, dans l'espace d'état, sous la forme suivante :

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = f(x_1, x_2, x_3) + bu \\ \dot{x}_3 = a_{22}x_3 + \frac{a_{23}}{a_{13}}(x_2 - a_{11}x_1 - b_{11}T_a) + b_{22}u \\ y = x_1 \end{cases} \quad (3.5)$$

Où

$u \in R$ et $y \in R$ sont respectivement l'entrée et la sortie du système ;

$\underline{x} = [x_1, x_2, x_3]^T \in R^3$ est le vecteur d'état du système disponible pour la mesure ;

$f(x_1, x_2, x_3)$ est la représentation nominale du système définie par :

$$f(x_1, x_2, x_3) = \left(a_{13}a_{31} - \frac{a_{13}a_{33}a_{11}}{a_{13}}\right)x_1 + \left(a_{11} + \frac{a_{13}a_{33}}{a_{13}}\right)x_2 + a_{13}a_{32}x_3 + \left(a_{13}b_{31} - \frac{a_{13}a_{33}b_{11}}{a_{13}}\right)T_a + b_{11}\dot{T}_a$$

$b = a_{13}b_{32}$ est une constante connue non nulle.

Supposons que le système donné dans l'équation (3.5) satisfait les hypothèses ci-dessous :

- La vitesse du vent v est mesurable ;
- La dynamique x_3 est disponible pour la mesure ;
- Le terme qui représente les perturbations extérieures soit borné.

3.3.1.1 Commande par modes glissants standard

Notre objectif principal est de développer une loi de commande pour le système (3.5), par l'approche des modes glissants, qui soit capable d'assurer la stabilité en boucle fermée ainsi que la robustesse par rapport aux incertitudes et aux perturbations externes. Ainsi, la loi de commande développée devra forcer la sortie du système ω_r à suivre un signal de référence ω_{ropt} de façon à minimiser l'erreur de poursuite donnée par :

$$e = \omega_r - \omega_{ropt} \quad (3.6)$$

Pour concevoir la commande du mode glissant, deux étapes sont indispensables ; d'abord le choix de la surface de glissement, ensuite, le développement de la loi de commande. Etant donné que le système (3.5) est de degré relatif $r = 2$, l'équation de la surface de glissement s'écrit comme suit:

$$S = \dot{e} + \gamma e \quad (3.7)$$

Avec

γ est une constante positive non nulle.

La dérivée de la surface de glissement par rapport au temps est donnée par:

$$\dot{S} = f(x_1, x_2, x_3) + bu + \gamma x_2 - (\ddot{w}_{ropt} + \gamma \dot{w}_{ropt}) \quad (3.8)$$

Pour que l'existence du mode de glissement sur la surface de commutation soit assurée, il suffit de vérifier la condition de η -attractivité [Slo-1983] donnée ci-dessous :

$$S\dot{S} < -\eta|S| \quad (3.9)$$

La loi de commande qui satisfait la condition (3.9) est définie de la façon suivante :

$$u = -\frac{f(x_1, x_2, x_3) + \gamma x_2 - (\ddot{w}_{ropt} + \gamma \dot{w}_{ropt})}{b} - \frac{k}{b} \text{sign}(S) \quad (3.10)$$

Où

k est une constante positive qui représente le gain de la commande, choisie de façon à compenser les incertitudes tel que $k > A$. Avec A est la borne supérieure des incertitudes donnée par : $|\zeta(\underline{x}, t)| < A$;

$\text{sign}(\cdot)$ est une fonction donnée par :

$$\text{sign}(S) = \begin{cases} 1 & \text{si } S > 0 \\ 0 & \text{si } S = 0 \\ -1 & \text{si } S < 0 \end{cases} \quad (3.11)$$

Bien que la commande par modes glissants présente beaucoup d'avantages, le phénomène de réticence reste un inconvénient majeur non négligeable. Ce phénomène apparait pour des modes de hautes fréquences qui n'ont pas été pris en compte lors de la modélisation du système. Ce qui dégrade les performances ou même conduire au problème d'instabilité [Utk-1992]. Différentes solutions ont été proposées, on en cite celle de la commande par modes glissants à couche limite [Slo-1991]. Cette dernière consiste à effectuer une approximation continue des discontinuités présentées dans la loi de commande au voisinage de la surface de glissement.

La loi de commande (3.10) devient alors :

$$u = -\frac{f(x_1, x_2, x_3) + \gamma x_2 - (\ddot{w}_{ropt} + \gamma \dot{w}_{ropt})}{b} - \frac{k}{b} \text{sat}(S) \quad (3.12)$$

Où

$\text{sat}(\cdot)$ est la fonction de saturation définie par :

$$\text{sat}(S) = \begin{cases} S/L & \text{si } |S| < L \\ \text{sign}(S) & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3.13)$$

Avec

L présente l'épaisseur de la couche limite.

Cette méthode dite couche limite, peut résoudre le problème des systèmes avec de petites incertitudes. Cependant, lorsque ces incertitudes deviennent larges, le phénomène de réticence persiste toujours et peut conduire à une divergence. Pour palier à ce problème, nous proposons, dans cette étude, d'introduire l'action intégrale dans la surface de glissement, ce qui nous donne la commande par modes glissants intégrale (ICMG).

3.3.1.2 Commande par modes glissants intégrale

La commande par modes glissants intégrale (ICMG) est une version améliorée de la commande par modes glissants et permet d'améliorer les performances de la commande par modes glissants standard. Il s'agit de concevoir une surface de glissement de façon à ce qu'elle soit nulle au moment initial. Ainsi, le mode de glissement existe à partir du moment initial, ce qui élimine la phase d'atteinte à la surface. Pour améliorer la surface de glissement et surmonter l'erreur d'état d'équilibre, la nouvelle surface de glissement devient :

$$S = \dot{e} + \gamma e + k_i \int e \, dt \quad (3.14)$$

Où

k_i est le gain de glissement.

La dérivée, par rapport au temps, de la surface de glissement est donnée par :

$$\dot{S} = f(x_1, x_2, x_3) + bu - \ddot{w}_{ropt} + \gamma \dot{e} + k_i e \quad (3.15)$$

La loi de commande par modes glissants intégrale peut s'écrire sous la forme suivante :

$$u = -\frac{f(x_1, x_2, x_3) - \ddot{w}_{ropt} + \gamma \dot{e}}{b} - \frac{k_i}{b} e - \frac{k}{b} \text{sat}(S) \quad (3.16)$$

En théorie, la commande par modes glissants intégrale garantit une grande robustesse en éliminant l'erreur statique qui est dû à l'action intégrale introduite dans la surface. Cependant, en présence de grandes incertitudes, cette commande par modes glissants intégrale produit un phénomène oscillatoire en raison du gain assez élevé nécessaire. Et donc, pour une meilleure performance, nous proposons, dans ce qui suit, de combiner l'action proportionnelle à la commande par modes glissants intégrale.

3.3.1.3 Commande optimale par le contrôleur proportionnel-intégral PI-CMG

Etant donné que la réponse du mode glissant intégrale est lente à cause du gain élevé constant ; cette dernière produit le phénomène de réticence. Pour améliorer la réponse transitoire avec une erreur minimale en régime permanent, l'action proportionnelle est incluse dans la surface de glissement. En outre, le temps nécessaire pour atteindre la surface de glissement peut être réduite en optimisant les paramètres de contrôle du PI et CMG. Dans cette partie, le principe du CMG optimisé basé sur PI est proposé.

La nouvelle surface de glissement est définie ainsi:

$$S = \dot{e} + \gamma e + k_p e + k_i \int_0^\infty e \, dt \quad (3.17)$$

Avec

k_p est le gain du proportionnel.

La dérivée de la nouvelle surface de glissement, par rapport au temps, est définie par :

$$\dot{S} = f(x_1, x_2, x_3) + bu - \ddot{w}_{ropt} + (\gamma + k_p)\dot{e} + k_i e \quad (3.18)$$

Théorème 3.1 [Abo-2017a] :

Considérons le modèle du système éolien donné par l'équation (3.5) en présence de grandes incertitudes. Si la loi de commande développée pour ce système est conçue comme:

$$u = -\frac{f(x_1, x_2, x_3) - \ddot{w}_{ropt}}{b} - \frac{(\gamma + k_p)}{b} \dot{e} + \frac{k_i}{b} e - \frac{k}{b} \text{sat}(S) \quad (3.19)$$

où les paramètres k_p , k_i et k sont optimisés par l'algorithme PSO, alors, l'erreur de poursuite converge vers zéro en un temps fini.

Démonstration 3.1

Considérons la fonction de Lyapunov suivante :

$$V = \frac{1}{2} S^2 \quad (3.20)$$

Sa dérivée par rapport au temps est donc :

$$\dot{V} = S \dot{S} \quad (3.21)$$

En substituant l'équation (3.8) dans celle de (3.21), on obtient :

$$\dot{V} = S(f(x_1, x_2, x_3) + bu - \ddot{w}_{ropt} + (\gamma + k_p)\dot{e} + k_i e) \quad (3.22)$$

En remplaçant l'expression de la loi de commande (3.19) du théorème dans l'équation (3.22), alors :

$$\begin{aligned} \dot{V} &= S(-k \text{sat}(S)) \\ \dot{V} &= -k S \text{sat}(S) \end{aligned} \quad (3.23)$$

Pour tout $L > 0$, si $|S| > L$, $\text{sat}(S) = \text{sign}(S)$, la dérivée de la fonction de Lyapunov devient alors,

$$\dot{V} = -k|S| < 0$$

Cependant, pour $|S| < L$, $\text{sat}(S) = \frac{S}{L}$ est continue, et les trajectoires du système restent à l'intérieur d'une zone d'épaisseur $2L$ (avec L petite) autour de la surface de glissement $S = 0$ appelée couche limite.

3.3.1.4 Commande optimale par le contrôleur PI-CMG à base de l'algorithme PSO

Le choix du gain des paramètres de contrôle du contrôleur proportionnel-intégral ainsi que celui du mode glissant a une influence significative sur les résultats. En effet, choisir un gain très petit ou très élevé peut être défavorable à la convergence de l'algorithme. Afin d'éviter le choix arbitraire de ces paramètres nous proposons, dans ce travail, d'utiliser l'algorithme PSO. Pour obtenir un système de contrôle stable et efficace, les paramètres du CMG et du contrôleur PI sont cruciaux et très importants. La plupart des paramètres de contrôle sont ajustés par des méthodes conventionnelles ou manuellement, ce qui est difficile et prend beaucoup de temps. Dans cette partie, nous allons utiliser l'algorithme PSO pour l'optimisation des paramètres de contrôle du contrôleur proportionnel intégral et celui du mode glissant standard. Cette technique est utilisée simultanément, pour l'amélioration de ces paramètres et pour contrôler la trajectoire de l'état du système vers le glissement, ce qui détermine les performances du système.

D'après le chapitre 1, m particules traversent un espace de recherche à n dimensions. Pour chaque particule i , il existe deux vecteurs: le vecteur vitesse et le vecteur position. Semblable aux essaims d'animaux, les particules sont mises à jour en fonction de leur meilleure position antérieure et de la meilleure position antérieure de l'essaim entier. Cela signifie que la particule i adapte sa vitesse et sa position à chaque génération en fonction des équations ci-dessous:

$$v_{id}(t+1) = \omega \cdot v_{id}(t) + c_1 \times rand_1 \times (p_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 \times rand_2 \times (p_{gd}(t) - x_{id}(t)) \quad (3.24)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (3.25)$$

Afin d'obtenir une convergence plus rapide, le coefficient d'inertie ω et les coefficients d'accélération c_1 et c_2 varient linéairement avec le temps selon les équations suivantes [Jin-2013] :

$$\omega = \omega_{max} - \frac{\omega_{max} - \omega_{min}}{max_{iteration}} \times t \quad (3.26)$$

$$c_1 = c_{1max} - \frac{c_{1max} - c_{1min}}{max_{iteration}} \times t \quad (3.27)$$

$$c_2 = c_{2_{max}} + \frac{c_{2_{max}} - c_{2_{min}}}{max_{iteration}} \times t \quad (3.28)$$

Où

t est nombre d'itération courante et $max_{iteration}$ est le nombre maximal d'itérations ;
 ω_{min} et ω_{max} correspondent respectivement aux valeurs minimales et maximales du coefficient ω .

La nouvelle vitesse et la nouvelle position de chaque particule sont calculées à l'aide des équations (3.24) et (3.25) en fonction de sa vitesse v_{id} , sa meilleure position par P_i et sa meilleure position atteinte par les particules de l'essaim P_g .

La fonction objective f à minimiser est choisie, dans cette étude, en tant qu'erreur carrée intégrale $f = \int e^2 dt$. Cela reflète la constante de temps du système, qui détermine les performances de tout système non linéaire.

L'algorithme PSO teste l'espace de recherche en utilisant m particules selon (3.24) et (3.25). Chaque particule i se déplace dans l'espace de recherche et stocke sa meilleure position $P_{id}(k_p, k_i, k)$, puis compare toutes les positions pour finalement extraire $k_{p-optimal}, k_{i-optimal}, k_{optimal}$ choisis qui donne la valeur minimale de la fonction de fitness.

Le principe de la commande proposée, en boucle fermée, par l'approche PI-CMG combinée avec celle de l'algorithme PSO peut être illustré selon le schéma bloc suivant :

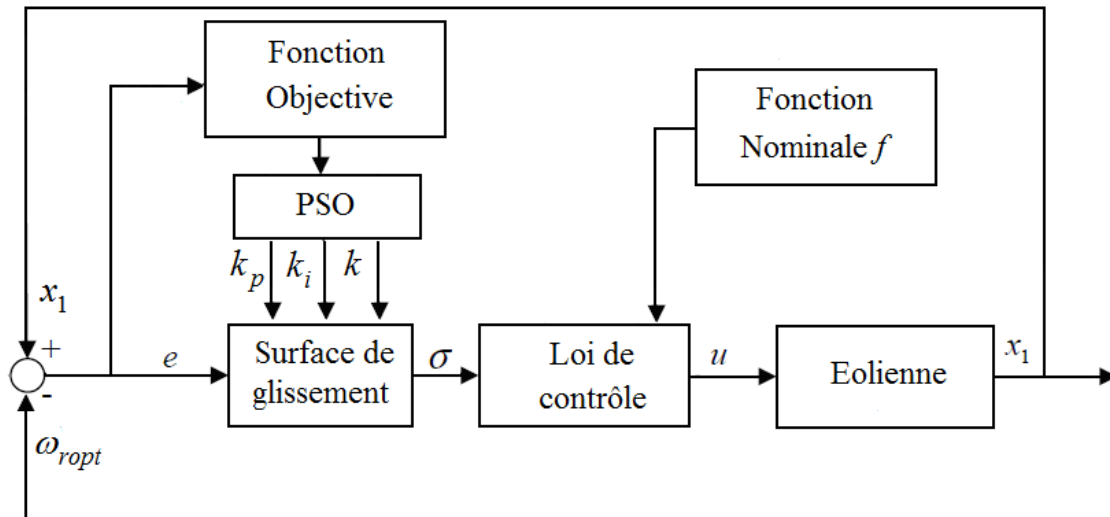


Figure 3.3 – Schéma du système de commande PI-CMG combinée avec le PSO

3.3.1.5 Résultats de simulation

Dans cette partie, les résultats de simulation sont présentés pour démontrer l'efficacité du contrôleur proposé. Afin de faire une comparaison entre les stratégies du contrôleur proposées et classiques, différentes simulations sont envisagées pour le modèle à deux masses d'une éolienne à vitesse variable. Toutes les simulations sont effectuées en présence d'une perturbation additive sur la commande de $10KN.m$ et on a considéré, dans ce cas, que la vitesse du vent ne change pas rapidement avec une moyenne de $8m/s$.

Les caractéristiques numériques de l'éolienne sont présentées ci-dessous :

$$R = 21.65 \text{ m}, \rho = 1.29 \text{ kg/m}^3, J_r = 3.25 \times 10^5 \text{ kg.m}^2, J_g = 34.4 \text{ kg.m}^2,$$

$$K_{ls} = 9500 \text{ N.m/rad/s}, B_{ls} = 2.691 \times 10^5 \text{ N.m/rad}, K_r = 27.36 \text{ N.m/rad/s},$$

$$K_g = 0.2 \text{ N.m/rad/s}, n_g = 43.165.$$

Les valeurs des paramètres de contrôle sont données comme suit:

- La surface de glissement est donnée par l'équation (3.7) avec $\gamma = 2$;
- Une population aléatoire de 20 particules ;
- Nombre maximal d'itérations $max_{iteration} = 40$;
- La valeur minimale et maximale du coefficient d'inertie $\omega_{min} = 0.4$ et $\omega_{max} = 0.9$;
- Les valeurs minimales et maximales des coefficients d'accélération $c_{1min} = 0.1$, $c_{1max} = 2$ et $c_{2min} = 0.1$, $c_{2max} = 2$;

Afin d'évaluer les performances du contrôleur proposé, une comparaison entre les contrôleurs PI-CMG, ICMG et CMG proposés est effectuée.

L'évolution temporelle du vent appliqué à la turbine est tracée dans la figure 3.4.

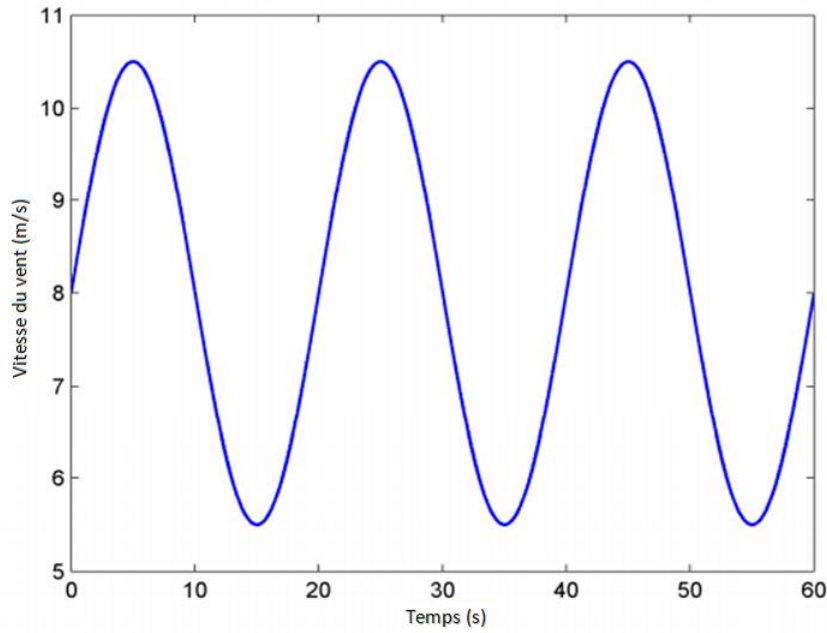


Figure 3.4 – Profil du vent périodique avec une vitesse moyenne de 8 m/s

La figure suivante illustre la vitesse souhaitée du rotor ainsi que la réponse de suivi du système en boucle fermée, en appliquant les propositions de PSO-PICMG, PSO-ICMG et PSO-CMG. D'après cette figure, on constate que la vitesse du rotor converge plus vite par l'approche de commande proposée comparée à celle des modes glissants, ce qui permet une meilleure capture de l'énergie du vent. En effet, les meilleures performances de suivi sont obtenues lorsque l'approche PSO-PICMG proposée est appliquée.

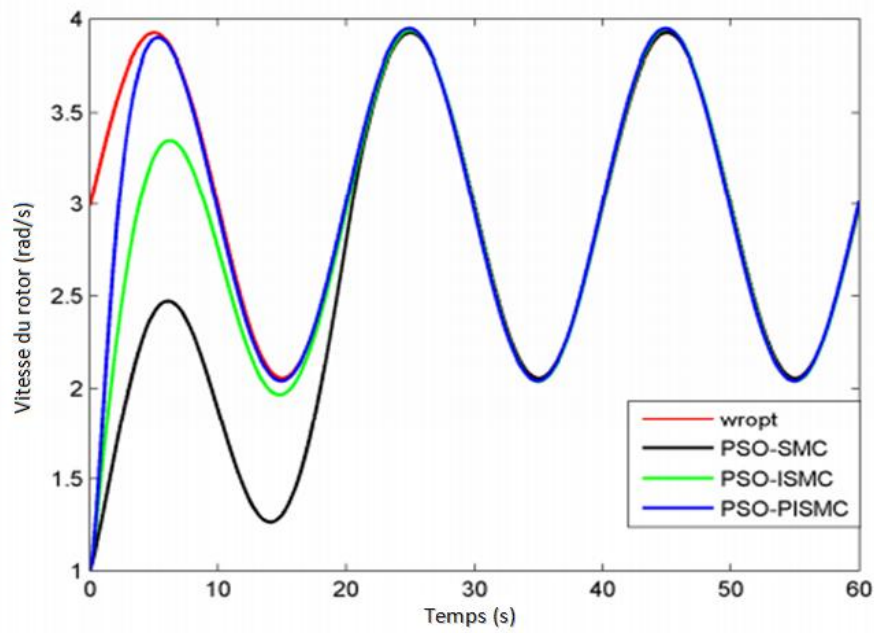


Figure 3.5 – Vitesse désirée et réelle du rotor

Les signaux d'erreur de suivi sont présentés dans la figure 3.6. L'erreur de l'approche proposée converge plus rapidement que celle du mode glissant standard.

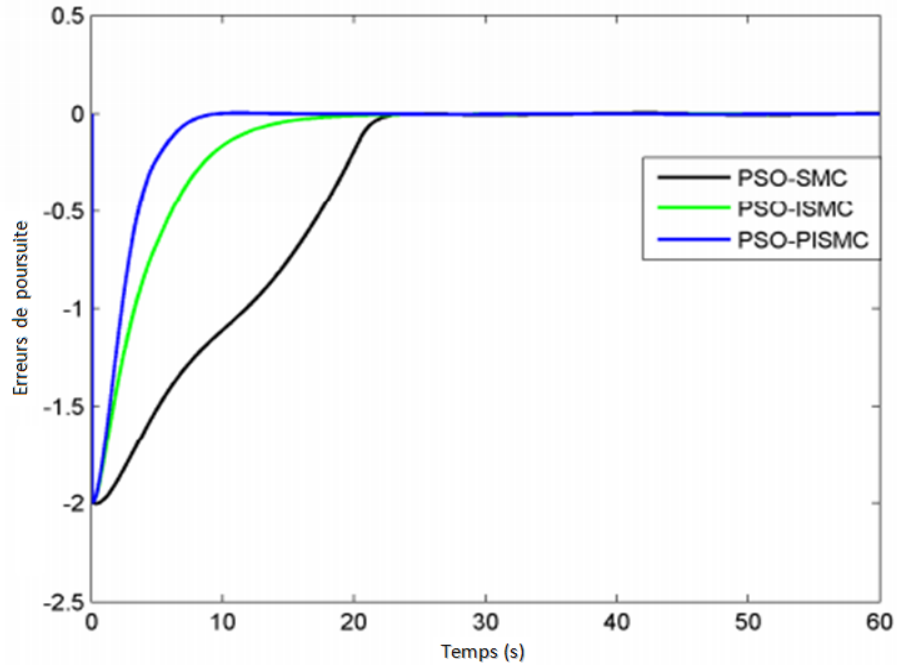


Figure 3.6 – Comparaison des erreurs de poursuite

La figure suivante montre la régularité du signal d'entrée sans aucun comportement de réticence (chattering).

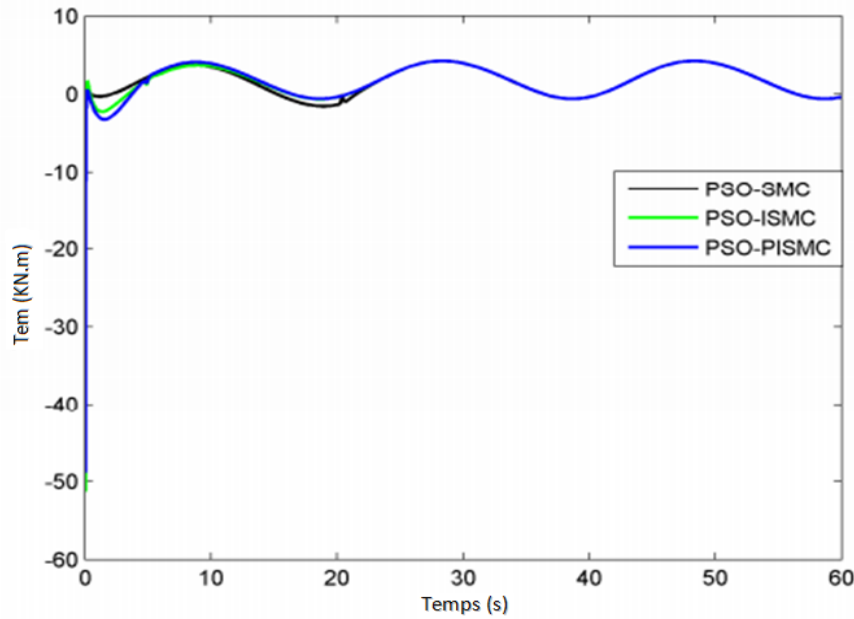


Figure 3.7 – Evolution temporelle du couple appliqué

Dans la figure qui suit, la puissance aérodynamique optimale et réelle capturée par la turbine est illustrée en appliquant les propositions PSO-PICMG, PSO-ICMG et PSO-CMG. Les meilleures performances de poursuite sont obtenues lorsqu'on applique l'approche proposée PSO-PICMG.

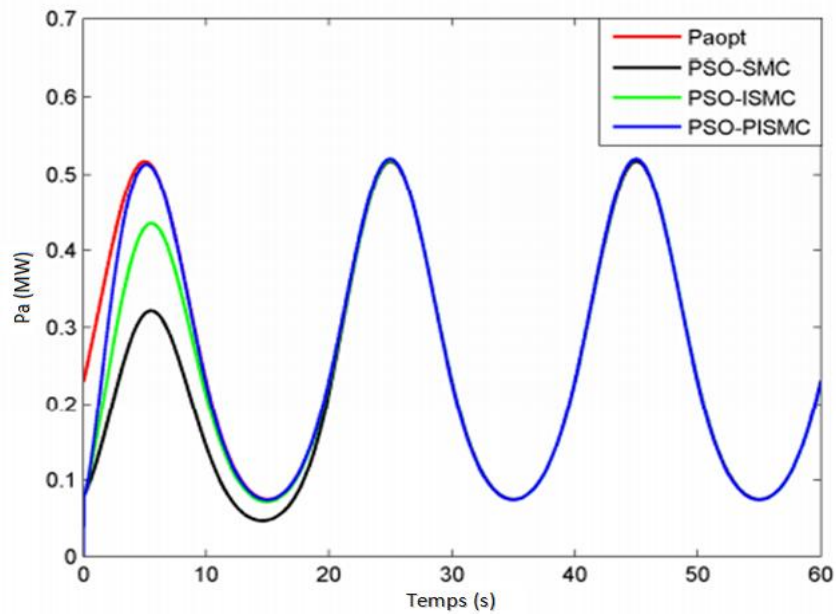


Figure 3.8 – Evolution temporelle de la puissance aérodynamique

Les figures 3.9, 3.10 et 3.11 montrent les gains optimisés sélectionnés en utilisant l'approche PSO ; $k_{p-optimum} = -3.0500$, $k_{i-optimum} = 1.1001$, $k_{optimum} = 0.1001$.

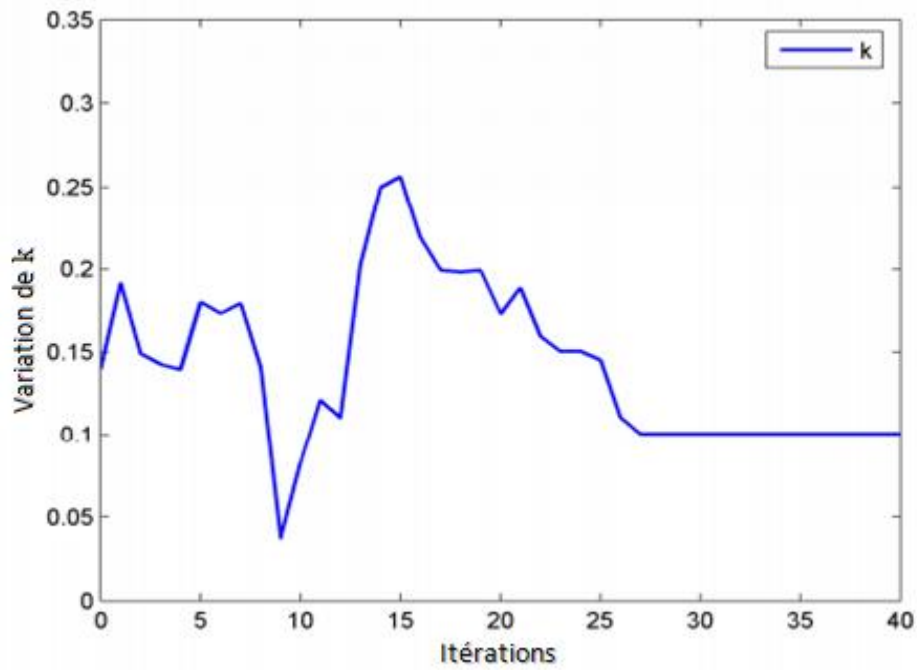


Figure 3.9 – Convergence vers l'optimal global de k

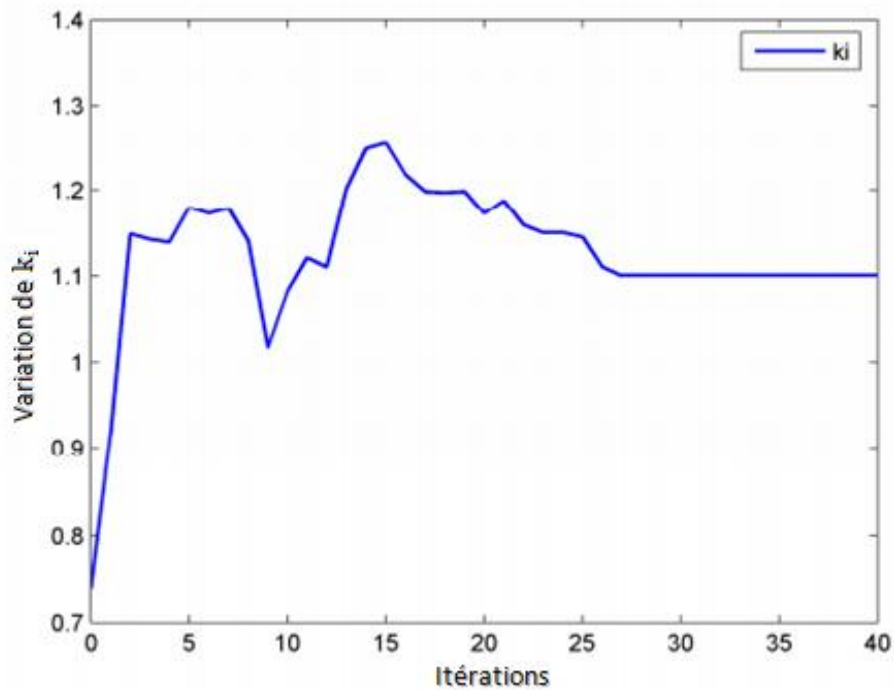


Figure 3.10 – Convergence vers l'optimal global de k_i

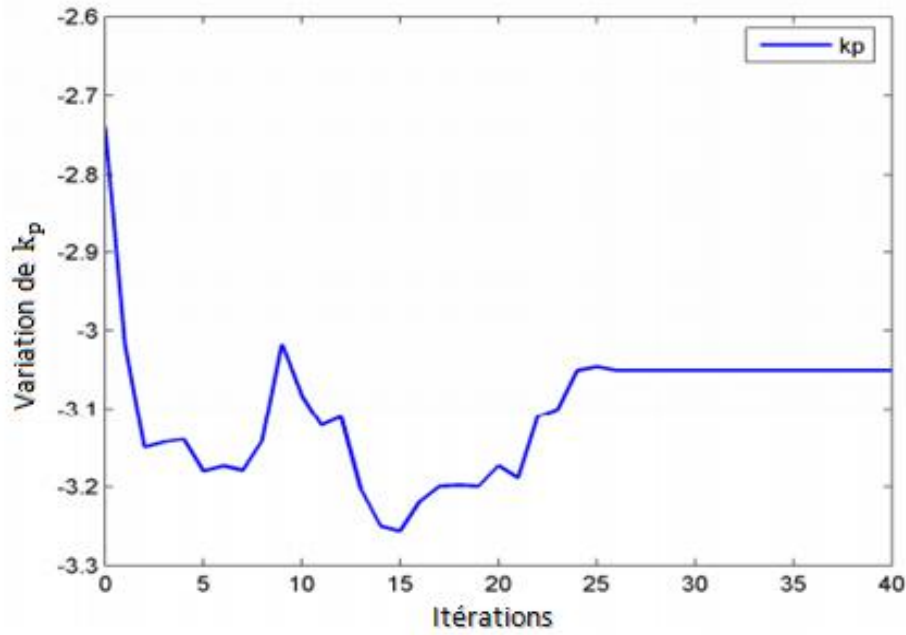


Figure 3.11 – Convergence vers l'optimal global de k_p

D'après ces résultats de simulation, on a pu montrer que l'approche proposée PI-CMG basée sur l'algorithme PSO donne une meilleure performance par rapport à la commande par modes glissants standard en termes de stabilité et de poursuite, même en présence d'incertitudes assez larges.

3.3.2 Modèle à une masse

Pour prendre en compte les termes négligés, les dynamiques non modélisées et les perturbations externes, une entrée non structurée $\tau_d(t)$ variant dans le temps est ajoutée au modèle. Par conséquent, la dynamique mécanique de la turbine décrivant le modèle à une masse est exprimée comme suit [Li-2016] :

$$J_t \dot{\omega}_r = T_a - K_t \omega_r - T_g + \tau_d(t) \quad (3.29)$$

La dynamique de la partie électrique de la turbine est considérée par une équation différentielle du premier ordre [Son-2000] [She-2011]:

$$L_s \dot{T}_g = -R_s T_g + u \quad (3.30)$$

Où

L_s et R_s sont des constantes électriques localisées positives et u est l'entrée du système. Après avoir différencié l'équation (3.29) et remplacé la dérivée temporelle de l'équation (3.30), le modèle dynamique de la turbine peut s'écrire sous la forme suivante:

$$J_t \ddot{\omega}_r = \dot{T}_a - K_t \dot{\omega}_r + \frac{R_s}{L_s} T_g - \frac{1}{L_s} u + \dot{\tau}_d(t) \quad (3.31)$$

Ce modèle dynamique est utilisé, dans la partie qui suit, pour concevoir un contrôleur d'optimisation de la capture de puissance.

Posons $x_1 = \omega_r$, le modèle dynamique du système décrit par l'équation (3.31) peut être réécrit, dans l'espace d'état, sous la forme suivante :

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = f(x_1, x_2) + bu + \frac{1}{J_t} \dot{T}_a + \xi_\tau(t) \\ y = x_1 \end{cases} \quad (3.32)$$

Où

$u \in R$ et $y \in R$ sont respectivement l'entrée et la sortie du système ;

$\underline{x} = [x_1, x_2]^T \in R^2$ est le vecteur d'état du système disponible pour la mesure ;

$f(x_1, x_2)$ est la représentation nominale du système définie par :

$$f(x_1, x_2) = -\frac{K_t}{J_t} x_2 + \frac{R_s}{L_s J_t} T_g$$

$\xi_\tau(t) = \frac{1}{J_t} \dot{\tau}_d(t)$ est la dynamique inconnue du système qui représente les erreurs de modélisation et les perturbations externes ;

$b = -\frac{1}{J_t L_s}$ est une constante connue non nulle.

L'objectif principal de la commande est de concevoir un contrôleur pour l'éolienne, avec sa dynamique introduite par l'équation (3.32), afin de suivre la vitesse du rotor de référence exprimée en (3.31), à partir de laquelle la puissance maximale, à différentes vitesses de vent, peut être obtenue. Cependant, le problème majeur dans la conception d'un tel contrôleur, avec un comportement satisfaisant, est la présence d'incertitudes dans la dynamique (3.31) incluant une incertitude non structurée $\dot{\tau}_d(t)$. Par conséquent, un contrôleur robuste est développé, dans ce travail, pour répondre à ces incertitudes ; un estimateur intelligent est également conçu pour estimer la partie inconnue du système. De plus, pour éviter l'utilisation d'un

contrôleur à gain élevé, un terme d'anticipation $\dot{T}_a$ peut être inclus dans le contrôleur ainsi que sa mesure requise. Ainsi, en pratique, il est difficile de mesurer sa valeur réelle. Dans [She-2011], une méthode d'estimation, basée sur un réseau de neurones artificiels, est utilisée pour mesurer $\dot{T}_a$; en effet, cette méthode garantit que la valeur estimée aille une erreur bornée :

$$\dot{T}_a(t) - \hat{\dot{T}}_a(t) = \varepsilon_\delta \quad (3.33)$$

Avec

$|\varepsilon_\delta| < \varepsilon_\delta^*$ et ε_δ^* est la limite supérieure de l'estimation d'erreur de réseau supposée connue.

Les hypothèses relatives à la dynamique sont également prises en compte dans le développement ultérieur:

- La vitesse optimale du rotor ω_{ropt} ainsi que ses dérivées du premier et du deuxième ordre $\dot{\omega}_{ropt}$ et $\ddot{\omega}_{ropt}$ existent et sont bornées ;
- L'incertitude non structurée $\tau_d(t)$ et sa première dérivée sont bornées.

3.3.2.1 Commande par modes glissants standard

La commande par modes glissants est l'une des approches des contrôles robustes les plus importantes concernant la dynamique du système et les invariants des incertitudes. L'objectif principal consiste à développer une loi de commande pour le système (3.32) par cette approche, qui est capable d'assurer la stabilité en boucle fermée ainsi que la robustesse par rapport aux incertitudes et aux perturbations externes. L'approche de stabilité de Lyapunov est utilisée dans cette commande pour maintenir le système non linéaire sous contrôle. Ainsi, l'erreur de suivi du système est définie comme suit:

$$e = \omega_r - \omega_{ropt} \quad (3.34)$$

La synthèse de la commande par modes glissants est donnée tout d'abord par le choix de la surface de glissement, ensuite le développement de la loi de commande. Puisque le degré relatif du système (3.32) est du second ordre $r = 2$, la surface de glissement peut être écrite comme suit:

$$S = \dot{e} + \gamma e \quad (3.35)$$

Avec

γ est une constante positive non nulle.

La dérivée de la surface de glissement par rapport au temps est définie par:

$$\dot{S} = f(x_1, x_2) + bu + \frac{1}{f_t} \dot{T}_a + \xi_\tau(t) + \gamma \dot{e} - \ddot{w}_{ropt} \quad (3.36)$$

Pour garantir l'existence du mode glissant sur une surface de commutation en temps fini, il faut que la condition ci-dessous soit vérifiée [Slo-1983] :

$$S\dot{S} < -\eta|S| \quad (3.37)$$

La loi de commande qui satisfait cette condition est donnée par :

$$u = -\frac{f(x_1, x_2) + \frac{1}{f_t} \hat{T}_a + \gamma \dot{e} - \ddot{w}_{ropt}}{b} - \frac{k}{b} \text{sign}(S) \quad (3.38)$$

Où

k est une constante positive qui représente le gain de la commande, choisie de façon à compenser les incertitudes tel que $k > A$. Avec A est la borne supérieure des incertitudes donnée par : $|\zeta(\underline{x}, t)| < A$;

$\text{sign}(\cdot)$ est une fonction donnée par l'équation (3.11).

Le phénomène de réticence est l'inconvénient majeur de la commande par modes de glissement. Pour éliminer ce phénomène causé par la loi de contrôle discontinue, la commande par modes glissants à couche limite est utilisée. Cette approche permet de réduire l'effet de réticence et de remplacer la fonction $\text{sign}(\cdot)$ par la fonction de saturation.

La loi de commande devient comme suit :

$$u = -\frac{f(x_1, x_2) + \frac{1}{f_t} \hat{T}_a + \gamma \dot{e} - \ddot{w}_{ropt}}{b} - \frac{k}{b} \text{sat}(S) \quad (3.39)$$

Où

$\text{sat}(\cdot)$ est la fonction de saturation définie par l'équation (3.13).

Lorsque les incertitudes deviennent larges, le phénomène de réticence persiste toujours et peut conduire à une divergence et donc cette méthode de couche limite ne peut pas résoudre ce

problème. Pour résoudre ce dernier, nous proposons, dans ce qui suit, d'introduire l'action intégrale dans la surface de glissement, ce qui nous donne la commande par modes glissants intégrale (ICMG).

3.3.2.2 Commande par modes glissants intégrale

Pour améliorer la surface de glissement et surmonter l'erreur d'état d'équilibre, l'action intégrale est introduite dans la surface de glissement [Utk et Shi-1996]. Il s'agit de la commande par modes glissants intégrale.

La nouvelle surface de glissement est donc donnée comme suit:

$$S = \dot{e} + \gamma e + k_i \int_0^\infty e \, dt \quad (3.40)$$

Où

k_i est le gain de glissement.

La dérivée, par rapport au temps, de la surface de glissement est définie par :

$$\dot{S} = f(x_1, x_2) + bu + \frac{1}{J_t} \dot{T}_a + \xi_\tau(t) + \gamma \dot{e} - \ddot{w}_{ropt} - k_i e \quad (3.41)$$

Finalement, la loi de commande par modes glissants intégrale peut être écrite sous la forme suivante :

$$u = -\frac{f(x_1, x_2) + \frac{1}{J_t} \hat{T}_a + \gamma \dot{e} - \ddot{w}_{ropt}}{b} - \frac{k_i}{b} e - \frac{k}{b} \text{sat}(S) \quad (3.42)$$

Grâce à l'action intégrale introduite dans la surface de glissement, la commande par modes glissants intégrale garantit, théoriquement, une grande robustesse en éliminant l'erreur statique. Toutefois, en présence de grandes incertitudes, cette commande produit un phénomène oscillatoire à cause du gain assez élevé nécessaire. Ainsi, pour une meilleure performance, nous proposons, par la suite, de combiner l'action proportionnelle à la commande par modes glissants intégrale ainsi que l'utilisation de la technique de réseaux de neurones pour estimer la partie inconnue du système donné par (3.32).

3.3.2.3 Conception de la commande robuste par le contrôleur proportionnel-intégral basé sur les réseaux de neurones

3.3.2.3.1 Structure du réseau de neurone utilisée

L'idée principale des réseaux de neurones artificiels (RNA) repose sur la performance du système neuronal biologique pour le traitement de données et d'informations afin d'apprendre et de créer des connaissances. Ce système est constitué d'un grand nombre d'éléments de traitement appelés neurones qui travaillent ensemble pour résoudre des problèmes. Le réseau de neurones à fonction de base radiale (RNFBR), est un type de réseau de neurone qui utilise des fonctions de base radiales en tant que fonction d'activation. Ce réseau de neurones est une combinaison linéaire de fonctions de base radiales. Les RNFBR sont utilisés dans l'approximation de fonctions, la prédiction de séries chronologiques et le contrôle. Ces réseaux neuronaux RBF comportent généralement trois couches: une couche d'entrée, une couche cachée avec des fonctions d'activation de FBR non linéaires et une couche de sortie linéaire **[Buh-2003]**. La figure 3.12 illustre la structure générale de la RNFBR. La sortie de la $j^{ième}$ couche cachée φ_j , qui est une fonction gaussienne, peut être définie comme suit:

$$\varphi_j = \exp\left(-\frac{\|x-c_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right) \quad (3.43)$$

Où

$$j = 1, 2, \dots, k ;$$

$X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ est le vecteur d'entrée ; $\varphi = [\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_k]^T$ est le vecteur de base radial ; $Y = [y_1, y_2, \dots, y_k]^T$ est le vecteur de sortie ; $C_j = [c_{j1}, c_{j2}, \dots, c_{jk}]^T$ est le vecteur central du $j^{ième}$ neurone ; $\sigma = [\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_k]^T$ est le vecteur largeur de base.

La $i^{ième}$ sortie du réseau RNFBR est donnée par:

$$y_j = \sum_{p=1}^k W_{jp} \varphi_p \quad (3.44)$$

Où

W_{jp} est le poids du neurone caché à la sortie.

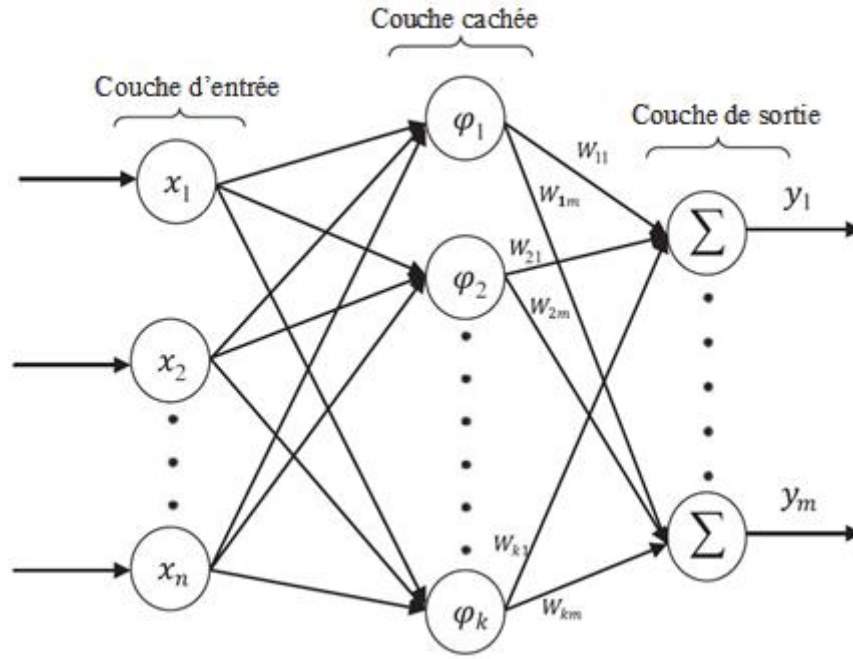


Figure 3.12 – Architecture générale du réseau de neurones RBF

Les poids du RNFBR sont formés en ligne en utilisant l'algorithme suivant [Yil et Oze-2009] :

- Initialiser tous les poids avec des valeurs aléatoires ;
- Calculer chaque élément du vecteur de sortie par l'équation (3.44) ;
- Calculer l'erreur de chaque neurone dans la couche de sortie selon la formule suivante :

$$\varepsilon_i = y_i - \hat{y}_i \quad (3.45)$$

Avec

$i = 1, 2, \dots, m$ et $\hat{y}_i$ est la sortie souhaitée du $i^{\text{ième}}$ neurone.

- Mettre à jour les poids à l'aide de l'équation suivante:

$$W_{ij}(t + 1) = W_{ij}(t) + \alpha \varepsilon_i \varphi_j \quad (3.46)$$

Où

α est le taux d'apprentissage.

- Calculer l'erreur totale ε_T en fonction de:

$$\varepsilon_T = \sum_{t=1}^k \sum_{j=1}^k \left(y_j(t) - \hat{y}_j(t) \right)^2 \quad (3.47)$$

- Revenir à 2 et répéter les calculs jusqu'à ce que l'erreur soit inférieure à l'erreur souhaitée.

3.3.2.3.2 Synthèse de la commande PI-CMG à base des réseaux de neurones

A cause du gain élevé constant, la réponse du mode glissant standard intégral est lente, ainsi, elle produit le phénomène de réticence. Par ailleurs, l'action proportionnelle est incluse, dans cette partie, dans la surface de glissement afin d'améliorer la réponse transitoire avec une erreur minimale en régime permanent. De plus, en optimisant les paramètres du contrôleur du proportionnel intégral ainsi que celui du mode glissant, le temps nécessaire pour attendre la surface de glissement peut être réduit.

Ainsi, la nouvelle surface de glissement peut être définie sous la forme suivante:

$$S = \dot{e} + \gamma e + k_p e + k_i \int_0^\infty e \, dt \quad (3.48)$$

Avec

k_p est le gain du proportionnel.

Sa dérivée, par rapport au temps, est donnée par :

$$\dot{S} = \ddot{e} + \gamma \dot{e} + k_p \dot{e} + k_i e \quad (3.49)$$

La loi de commande est finalement définie comme suit :

$$u = -\frac{f(x_1, x_2) + \frac{1}{J_t} \hat{T}_a - \ddot{w}_{ropt}}{b} - \frac{(\gamma + k_p)}{b} \dot{e} - \frac{k_i}{b} e - \frac{k}{b} \text{sat}(S) \quad (3.50)$$

Cette méthode permet de résoudre le problème pour les systèmes avec de petites incertitudes. Pour les systèmes avec de grandes incertitudes, nous proposons d'utiliser le réseau de neurones à fonction de base radiale RNFBR afin d'estimer la partie inconnue du système donnée en (3.32), de sorte à ce que les incertitudes du système puissent rester faibles et permettre ainsi d'utiliser un gain de commutation plus faible.

L'erreur de prédiction du réseau neuronal FBR est indiquée par:

$$\xi_\tau - \hat{\xi}_\tau = \varepsilon_\tau \quad (3.51)$$

Où

$\hat{\xi}_\tau$ est la prévision du réseau neuronal RBF de la fonction non linéaire inconnue ξ_τ .

Supposons que $|\varepsilon_\tau| < \varepsilon_\tau^*$ et ε_τ^* est la borne supérieure des erreurs de prédiction du réseau de neurone supposée connue.

Théorème 3.2 [Abo-19] :

Considérons le modèle du système éolien donné par l'équation (3.32) en présence de grandes incertitudes. Si la loi de commande développée pour ce système est de la forme:

$$u = -\frac{f(x_1, x_2) + \frac{1}{J_t} \hat{T}_a + \hat{\xi}_\tau - \ddot{w}_{ropt}}{b} - \frac{(\gamma + k_p)}{b} \dot{e} - \frac{k_i}{b} e - \frac{k}{b} \text{sat}(S)$$

(3.52)

où les paramètres k_p , k_i et k sont optimisés par l'algorithme PSO, et $\varepsilon_\tau^* + \frac{1}{J_t} \varepsilon_\delta^* + \eta < k$; alors, l'erreur de poursuite converge vers zéro en un temps fini.

Démonstration 3.2

Considérons la fonction de Lyapunov suivante :

$$V = \frac{1}{2} S^2 \quad (3.53)$$

Sa dérivée par rapport au temps est donc :

$$\dot{V} = S \dot{S} \quad (3.54)$$

En substituant l'équation (3.8) dans celle de (3.21), on obtient :

$$\dot{V} = S \left(f(x_1, x_2) + \frac{1}{J_t} \hat{T}_a + \hat{\xi}_\tau - \ddot{w}_{ropt} + (\gamma + k_p) \dot{e} + k_i e + bu \right) \quad (3.55)$$

En remplaçant l'expression de la loi de commande (3.52) du théorème dans l'équation (3.55), on obtient :

$$\begin{aligned}\dot{V} &= S \left(\xi_\tau - \hat{\xi}_\tau + \frac{1}{J_t} (\dot{T}_a - \hat{T}_a) - k \text{sat}(S) \right) \\ \dot{V} &= S \varepsilon_\tau + \frac{S}{J_t} \varepsilon_\delta - k S \text{sat}(S) \leq |S| \|\varepsilon_\tau\| + \frac{|S|}{J_t} |\varepsilon_\delta| - k S \text{sat}(S) \\ \dot{V} &< |S| \left(\varepsilon_\tau^* + \frac{1}{J_t} \varepsilon_\delta^* \right) - k S \text{sat}(S)\end{aligned}\quad (3.56)$$

En choisissant $\varepsilon_\tau^* + \frac{1}{J_t} \varepsilon_\delta^* + \eta < k$, où k est le gain de la commande choisi de façon à compenser les incertitudes de prédiction du réseau de neurones uniquement.

Pour tout $L > 0$, si $|S| > L$, $\text{sat}(S) = \text{sign}(S)$, la dérivée de la fonction de Lyapunov devient alors,

$$\dot{V} = \left(\varepsilon_\tau^* + \frac{1}{J_t} \varepsilon_\delta^* - k \right) |S| < -\eta |S|$$

Toutefois, pour $|S| < L$, $\text{sat}(S) = \frac{S}{L}$ est continue, et les trajectoires du système restent à l'intérieur d'une zone d'épaisseur $2L$ (avec L petite) autour de la surface de glissement $S = 0$ appelée couche limite.

3.3.2.4 Commande optimale par le contrôleur PI-CMG à base de l'algorithme PSO

L'optimisation des paramètres du contrôleur du proportionnel intégral ainsi que celui du mode glissant est toujours considérée comme un défi. En effet, le choix du gain de ces paramètres influence de façon directe sur les résultats. Pour obtenir un système de contrôle stable et efficace, les paramètres du contrôleur PI et du CMG sont essentiels. La majorité des paramètres de contrôle sont conçus par des méthodes conventionnelles ou manuellement, ce qui, en plus de sa difficulté, prend assez de temps. Pour éviter le choix arbitraire des paramètres de la commande par modes glissants basée sur le contrôleur proportionnel intégral et pour l'optimisation de ces derniers, une méthode utilisant l'intelligence en essaim particulière PSO est proposé dans cette étude. Cette technique est utilisée pour contrôler la trajectoire de l'état du système vers le glissement, ce qui détermine les performances du système.

D'après le chapitre 1, le vecteur vitesse et le vecteur position sont obtenus, successivement selon les équations (3.24) et (3.25).

Pour obtenir une convergence plus rapide, le coefficient d'inertie ω et les coefficients d'accélération c_1 et c_2 varient linéairement avec le temps selon les équations données dans le paragraphe précédent (3.26), (3.27) et (3.28).

La fonction objective f à minimiser est choisie aussi en tant qu'erreur carrée intégral $f = \int e^2 dt$. Ce qui reflète la constante de temps du système, qui détermine les performances de tout système non linéaire.

L'espace de recherche est testé par l'algorithme PSO en utilisant m particules selon (3.24) et (3.25). Chaque particule i se déplace dans l'espace de recherche et stocke sa meilleure position $P_{id}(k_p, k_i, k)$. Toutes ces positions sont comparées pour finalement extraire $k_{p-optimal}, k_{i-optimal}, k_{optimal}$ choisis qui donne la valeur minimale de la fonction de fitness.

Le principe de la commande proposée, en boucle fermée, par l'approche PICMG combinée avec celle de l'algorithme PSO peut être illustré selon le schéma bloc suivant :

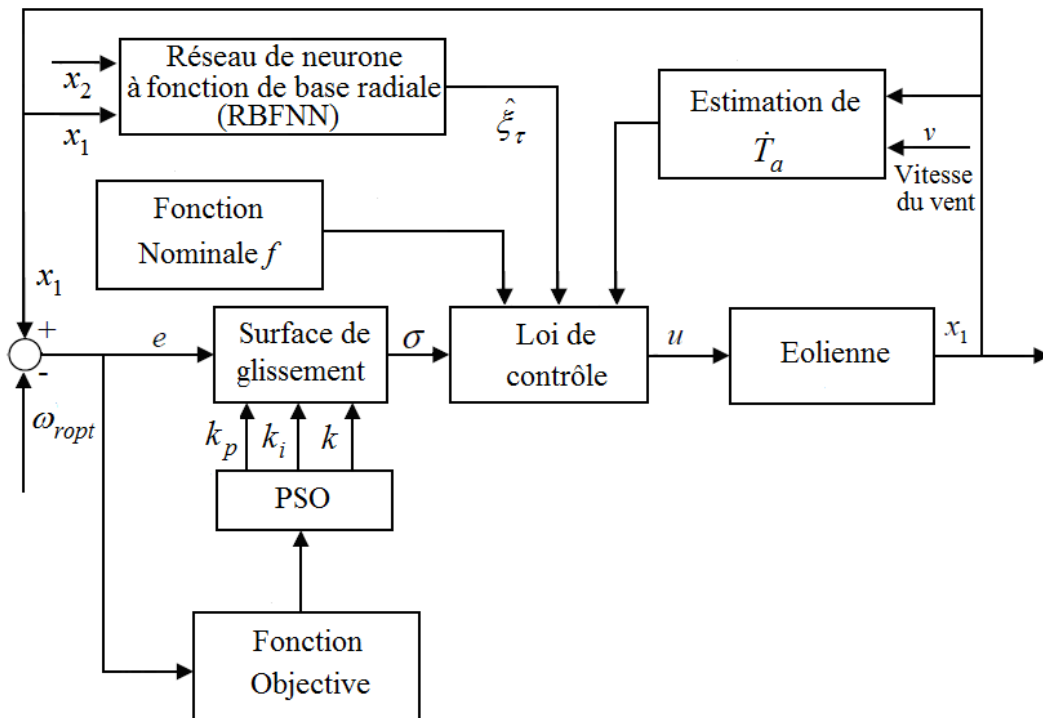


Figure 3.13 – Schéma du système de commande (RNCMG)

3.3.2.5 Résultats de simulation

Pour prouver l'efficacité de l'approche proposée, plusieurs résultats de simulation sont présentés, à l'aide de MATLAB Simulink pour le modèle à une masse d'une éolienne à vitesse variable. Toutes les simulations sont effectuées en présence d'une perturbation additive sur la commande de 115.83 N.m dans le couple du générateur. En outre, l'incertitude non structurée τ_d dans (3.29) a été modélisée avec $\tau_d(t) = 150 \sin(t)$.

Les caractéristiques numériques de l'éolienne sont présentées ci-dessous :

$$R = 4.4 \text{ m}, \quad \rho = 1.25 \text{ kg/m}^3, \quad J_t = 16 \text{ kg.m}^2, \quad K_t = 52 \text{ N.m/rad/s},$$

$$L_s = 0.01 \text{ H}, \quad R_s = 0.01 \Omega.$$

Les valeurs des paramètres de contrôle sont définies comme suit:

- La surface de glissement est donnée par l'équation (3.35) avec $\gamma = 2$;
- Le taux d'apprentissage est égal à $\alpha = 2$;
- Une population aléatoire de 20 particules ;
- Nombre maximal d'itérations $\max_{iteration} = 40$;
- La valeur minimale et maximale du coefficient d'inertie $\omega_{min} = 0.4$ et $\omega_{max} = 0.9$;
- Les valeurs minimales et maximales des coefficients d'accélération $c_{1min} = 0.1$, $c_{1max} = 2$ et $c_{2min} = 0.1$, $c_{2max} = 2$;

Afin d'évaluer les performances du contrôleur proposé, une comparaison entre les contrôleurs PI-CMG, ICMG et CMG proposés est effectuée, en présence de deux profils du vent de vitesse moyenne de 8 m/s ; nous avons considéré le cas où le profil de vent est périodique et le cas où le profil du vent est réel.

▪ Profil du vent périodique

La vitesse du vent change continuellement et sa magnitude est aléatoire sur tout intervalle. Pour simuler la vitesse du vent, il est courant de supposer que la valeur moyenne de la vitesse du vent est constante pour certains intervalles. Dans la première partie, nous avons

supposé le profil du vent comme un signal périodique. Ce profil peut être exprimé de la forme suivante:

$$v(t) = 5 \left(1.6 + 0.5 \sin \left(\frac{\pi t}{10} \right) \right) \quad (3.57)$$

Pour obtenir de meilleures performances de l'approche proposée, une comparaison entre les contrôleurs proposés est effectuée. Les gains optimisés de ce contrôleur utilisant l'approche PSO sont $k_{p-optim} = -0.9297$, $k_{i-optim} = 0.2900$ et $k_{optim} = 0.5083$.

L'évolution temporelle du vent appliqué à la turbine est illustrée dans la figure 3.14.

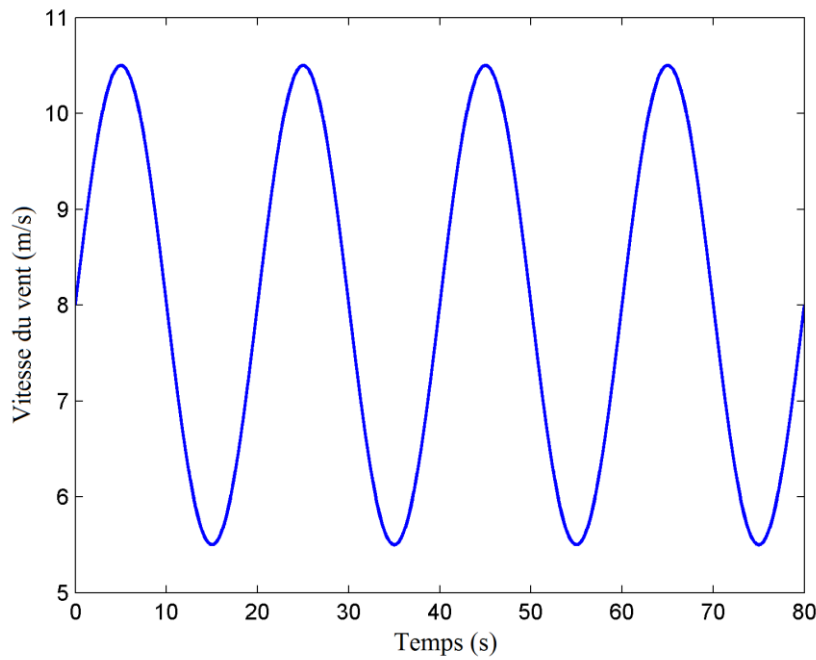


Figure 3.14 – Profil du vent périodique avec une vitesse moyenne de 8 m/s

La figure suivante présente la vitesse souhaitée du rotor et la réponse de suivi du système en boucle fermée, en appliquant les propositions de PSO-PICMG, PSO-ICMG et PSO-CMG. Il est évident, d'après cette figure, que la vitesse de rotation souhaitée du rotor converge de façon satisfaisante par l'approche de commande proposée comparée à celle de l'intégral et celui du mode glissant standard, malgré la présence d'incertitudes dans le modèle dynamique. En effet, les meilleures performances de suivi sont obtenues lorsque l'approche PSO-PICMG proposée est appliquée.

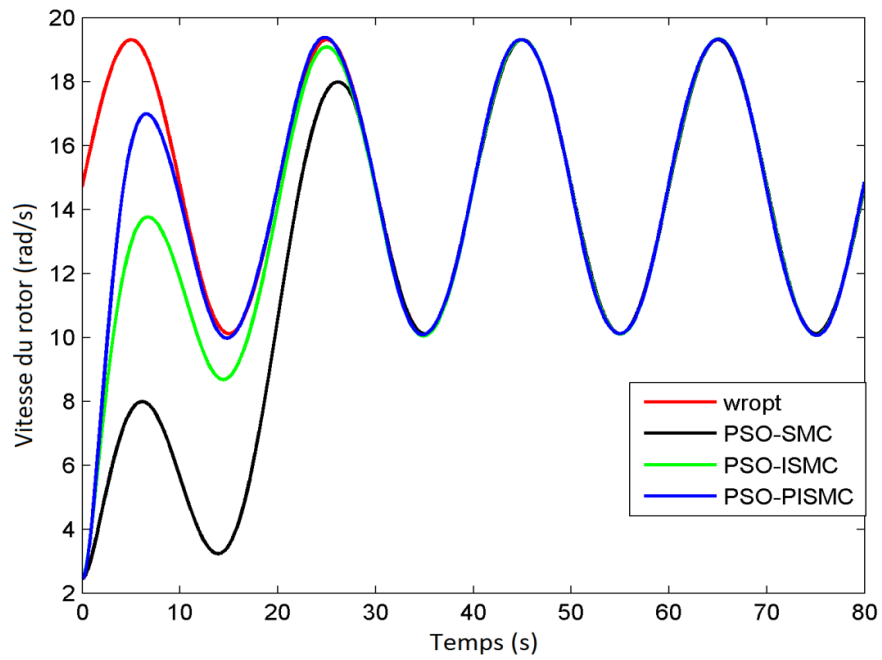


Figure 3.15 – Vitesse désirée et réelle du rotor

Les signaux d'erreur de suivi sont illustrés dans la figure 3.16. L'erreur de l'approche proposée converge plus rapidement que celui du mode glissant intégral et celui du mode glissant standard.

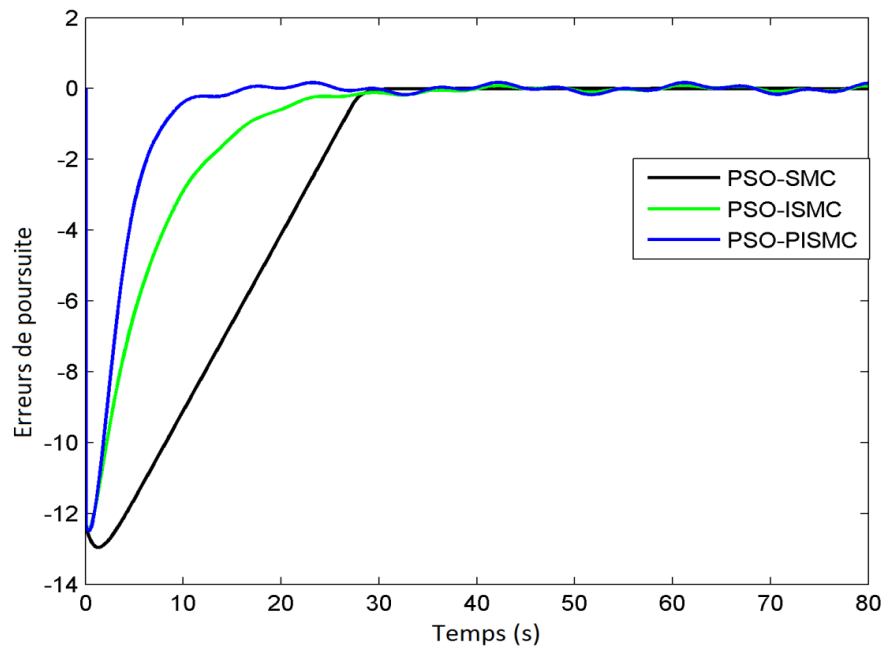


Figure 3.16 – Comparaison des erreurs de poursuite

Les signaux de commande correspondants sont illustrés dans la figure 3.17, qui montre la régularité du signal d'entrée sans aucun comportement de réticence (chattering).

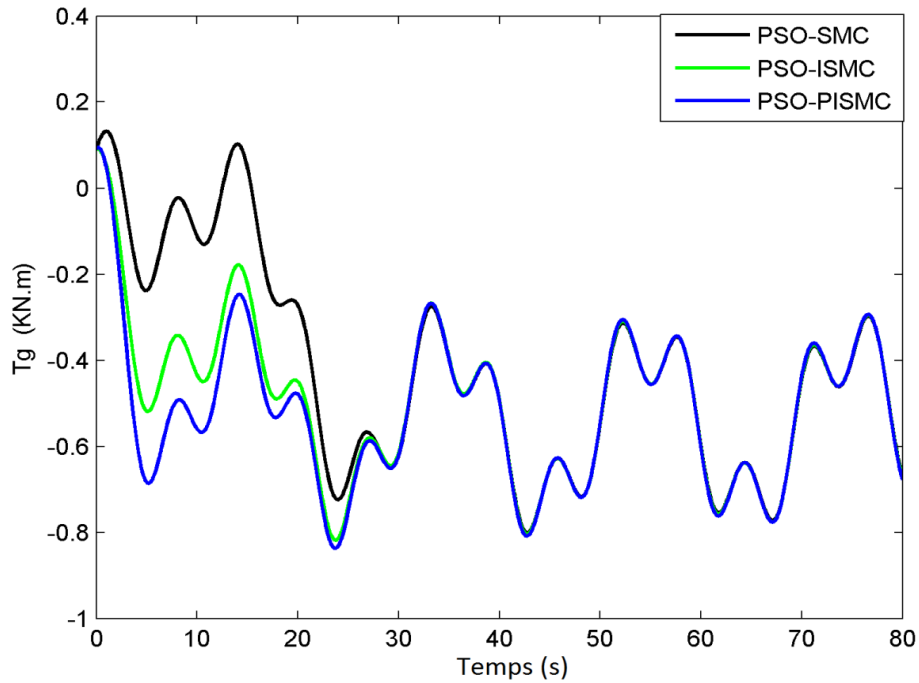


Figure 3.17 – Evolution temporelle du couple appliqué

La figure 3.18 désigne la puissance aérodynamique optimale et réelle capturée par la turbine. Ces figures permettent de constater que les meilleures performances de poursuite sont obtenues lorsque l'approche PSO-PICMG proposée est appliquée. Par conséquent, le contrôleur proposé est capable de capturer la puissance maximale du vent à condition que les mesures précises de la vitesse du vent soient disponibles.

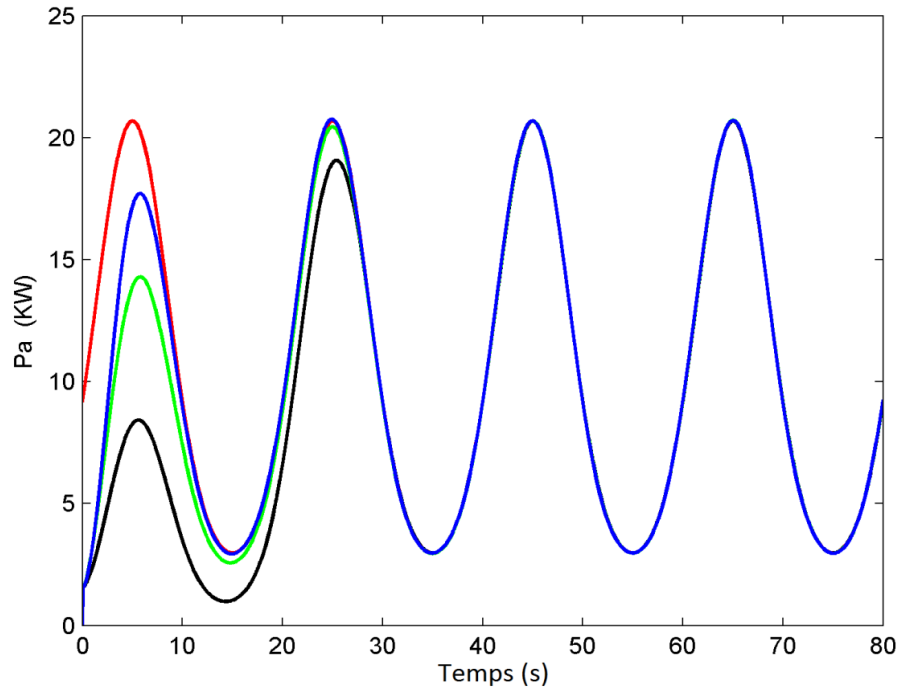


Figure 3.18 – Evolution temporelle de la puissance aérodynamique capturée du vent

▪ Profil du vent réel

Dans la deuxième partie, l'évolution temporelle du profil du vent est illustrée dans la figure 3.19. Ce profil est défini comme suit :

$$v(t) = 10 + 0.2\sin(0.1047t) + 2\sin(0.2665t) + \sin(1.2930t) + 0.2\sin(3.6645t) \quad (3.58)$$

Pour démontrer l'efficacité du contrôleur proposé, la comparaison, cette fois ci, a été réalisée en présence d'une vitesse du profil du vent sinusoïdale variant de manière aléatoire.

Les gains optimisés de ce contrôleur sont sélectionnés en utilisant l'algorithme PSO ;

$$k_{p-optim} = -0.9200, \quad k_{i-optim} = 0.3105 \quad \text{et} \quad k_{optim} = 0.5112 .$$

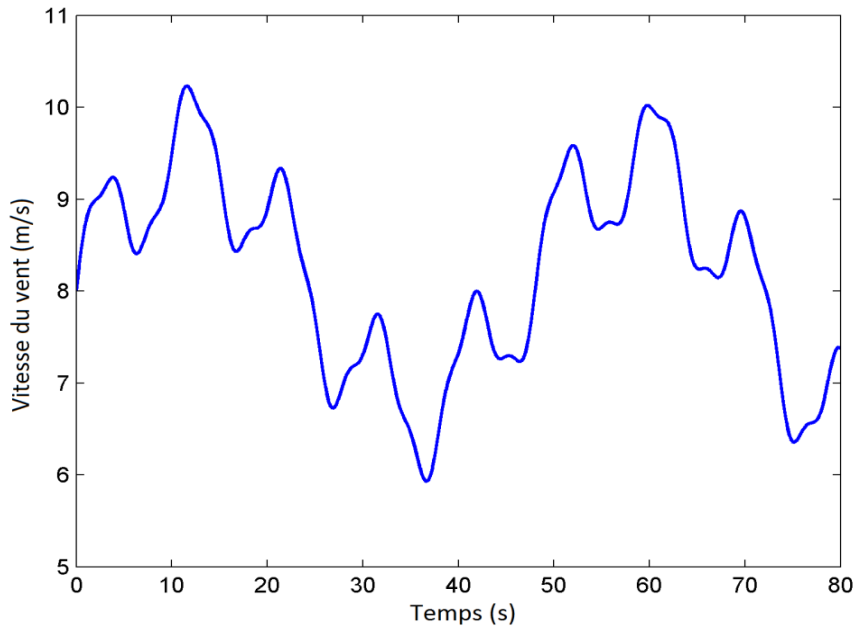


Figure 3.19 – Profil du vent variable avec une vitesse moyenne de 8 m/s

La figure 3.20 montre la vitesse souhaitée du rotor ainsi que les réponses de suivi des trois méthodes. D’après cette figure, il est clair que la réponse en sortie du PSO-PICMG atteint la valeur souhaitée plus rapidement que dans PSO-ICMG et PSO-CMG même en présence des incertitudes dans le modèle dynamique.

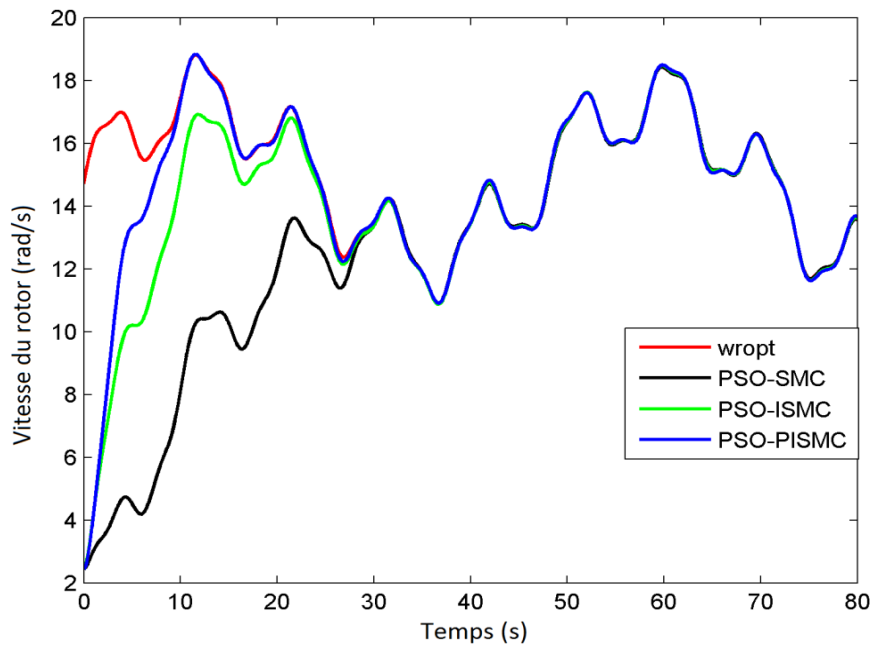


Figure 3.20 – Vitesse désirée et réelle du rotor

La figure suivante illustre les signaux d'erreur de suivi des trois approches. Il ressort clairement, de cette figure, que le contrôleur proposé fournit une réponse de suivi plus rapide par rapport aux autres approches avec une erreur minimale.

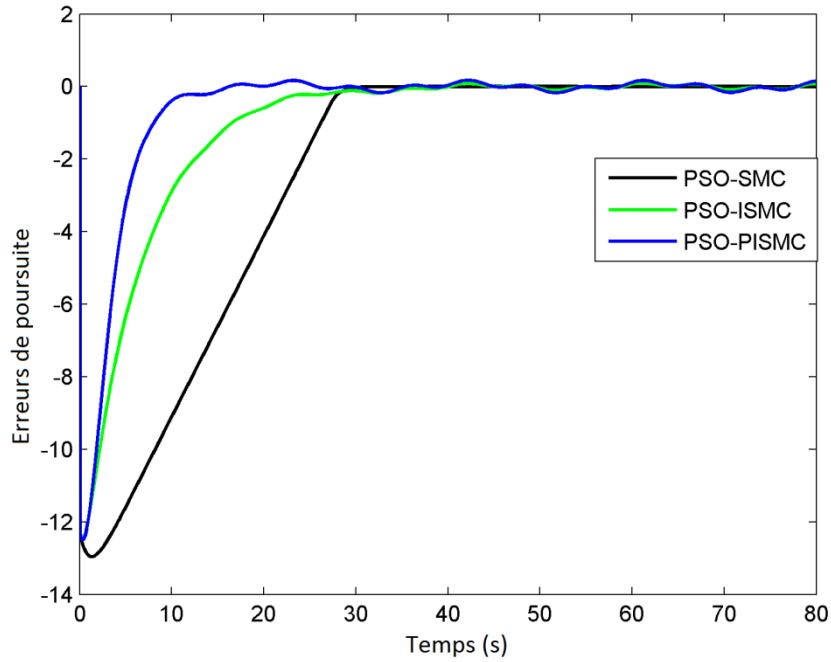


Figure 3.21 – Comparaison des erreurs de poursuite

La figure ci-dessous présente les signaux de commande correspondants aux trois propositions PSO-PICMG, PSO-ICMG et PSO-CMG. Cette dernière montre la régularité du signal d'entrée sans aucun comportement de réticence (chattering).

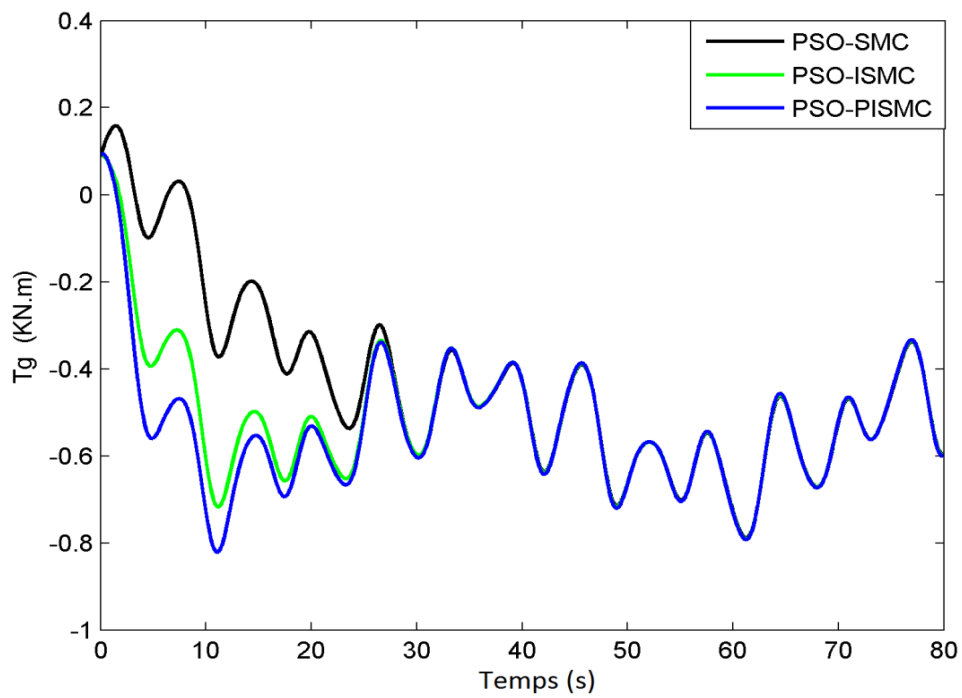


Figure 3.22 – Evolution temporelle du couple appliqué

La puissance aérodynamique optimale et réelle capturée par la turbine est également représentée dans la figure 3.23. D'après cette figure, on peut constater que les meilleures performances de poursuite sont obtenues lorsque l'approche PSO-PICMG proposée est appliquée.

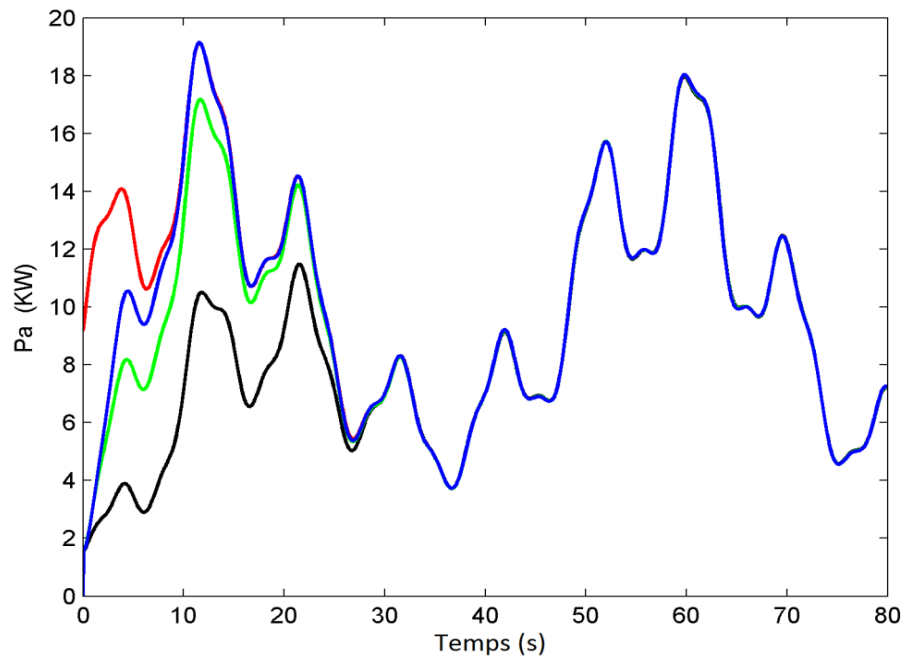


Figure 3.23 – Evolution temporelle de la puissance aérodynamique capturée du vent

La comparaison avec le PSO-PICMG, le PSO-ICMG et le PSO-CMG conventionnel a été réalisée en présence de variations de la vitesse du vent et des incertitudes du modèle. Par ailleurs, les résultats de simulation ont pu montrer que le contrôleur proposé PSO-PICMG est en mesure d'offrir une réponse transitoire plus rapide et permet d'obtenir de meilleures performances de suivi avec moins d'erreur par rapport aux autres méthodes.

3.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté des lois de commandes robustes en vue d'atteindre l'objectif primordial de la commande éolienne dans la région II, c'est à dire en dessous de la puissance nominale ; notamment l'optimisation de la capture d'énergie extraite du vent tout en réduisant les charges subies par l'éolienne. Nous avons synthétisé, en premier lieu, la commande par modes glissants à partir du modèle à une et à deux masses. Ce dernier a montré, en présence de perturbations larges, de faibles performances liées au phénomène de réticence. Par la suite nous avons introduit l'action intégrale qui, malgré sa robustesse, en présence d'incertitudes assez large, produit un phénomène oscillatoire. Par conséquent, pour une meilleure performance, nous avons proposé de combiner l'action proportionnelle à la

commande par modes glissants intégrale PI-CMG. Dans le modèle à une masse, nous avons utilisé un outil intelligent de type réseau de neurone afin d'estimer la partie inconnue du système éolien. Par la suite, pour améliorer les performances de la commande, nous avons entamé une deuxième loi de commande robuste basée sur le contrôleur proportionnel-intégral PI et l'algorithme d'optimisation PSO. Cet algorithme est utilisé pour optimiser les paramètres de contrôle, ce qui détermine les performances du système. Nous avons démontré théoriquement, la stabilité de notre commande en boucle fermée par le critère de Lyapunov. Par ailleurs, les résultats de simulation obtenus ont pu montrer, grâce aux approches proposées, une meilleure performance en termes de stabilité et de poursuite, même en présence d'incertitudes assez larges.

Toutefois, ces approches proposées peuvent améliorer la robustesse du système pour extraire le maximum d'énergie éolienne. En revanche, l'apparition du gain élevé à l'entrée de la commande reste un problème non négligeable. Afin de palier à ce dernier, la commande H^∞ robuste en fréquences finies sera élaborée dans le chapitre suivant.

Chapitre 4

Commande H^∞ robuste en fréquences finies

4.1 Introduction

La commande H^∞ a été initiée par Zames au début des années 80 et développée, en particulier par Doyle, Glover, Khargonekar et Francis [Ben-2007] [Zam-1981] [Lav-2003]. Cette approche est devenue, durant ces dernières années, une des méthodes majeures de la « commande robuste ». Elle est largement utilisée dans la commande des systèmes non linéaires incertains vu sa propriété de robustesse par rapport aux incertitudes de modélisation et les perturbations externes [Apk-1995] [Che-1996] [Ngu-2003].

Les systèmes flous basés sur le modèle Takagi-Sugeno (TS) [Tag-1985] ont également suscité un vif intérêt, durant ces dernières années. Ce modèle flou TS pouvant servir à approximer une grande classe de systèmes non linéaires complexes à l'aide de certains sous-systèmes linéaires locaux. Cependant, la plupart des théories linéaires peuvent être utilisées pour résoudre les problèmes de filtrage, d'estimation et de contrôle. Dans la littérature, il existe de nombreux résultats utiles traitant de l'analyse, du contrôle et des problèmes de filtrage utilisant l'approche floue TS [Wan-1992] [Fen-2006] [Zha-2012] [Jia-2010]. Ces problèmes de conception de contrôle de retour d'état sont étudiés à la fois pour les systèmes TS flous à temps continu et à temps discret dans [Lee-2006] [Tin-2006] [Kim-2008], des approches de contrôle de retour d'état pour les systèmes à retard temporel flou ont été étudiées dans [Lin-2008] [Wei-2009], les contrôleurs de retour de sortie statique et les contrôleurs de sortie dynamiques sont donnés dans [Hua-2007] [Lam-2007]. Ces travaux cités précédemment traitent la conception des commandes floues pour les systèmes flous T-S dans le domaine de la fréquence totale (EF).

En outre, la synthèse des lois de commande dans le domaine des fréquences finies a reçu récemment un intérêt croissant en raison des avantages qu'elle offre au concept de performance dans des intervalles des fréquences spécifiques [Xu-2016] [Wan-2015] [Zha-

2014] **[Iwa-2005]**. Cependant, il est bien connu que de nombreux systèmes physiques existants peuvent être affectés par des perturbations externes dont les plages de fréquences sont connues. Ainsi, pour obtenir des conditions moins conservatrices, il devrait être très utile de prendre en compte le domaine de fréquence des perturbations dans la conception **[Ber-2018]**. Plusieurs résultats significatifs, dans la littérature, ont été rapportés sur les approches en fréquences finies pour les systèmes flous TS **[Wan-2013]** **[Ela-2016]** **[Gao-2017]** **[Ela-2017]**. Dans ce chapitre, deux lois de commande robustes seront synthétisées pour le modèle non linéaire du système éolien:

- Commande H^∞ robuste basée sur l'algorithme PSO : Comme déjà cité, en présence de grandes incertitudes, la commande par modes glissants produit le phénomène de réticence. Le contrôleur H^∞ est une approche efficace pour rejeter ces incertitudes ainsi que les perturbations externes, tout en garantissant la stabilité et la performance constante **[Yan et Wan-2007]** **[Ngu-2003]**. Cependant, en présence de grandes incertitudes, cette approche produit un phénomène oscillatoire en raison du gain assez élevé nécessaire. Afin de garantir l'optimisation de la capture d'énergie éolienne sans aucun comportement de réticence, nous proposons, dans cette étude, de combiner l'approche H^∞ avec l'algorithme d'optimisation PSO. L'objectif principal de ce contrôleur est d'optimiser l'énergie capturée par le vent, bien évidemment inférieure à la puissance nominale, et de minimiser les contraintes mécaniques du système. Cette technique consiste à optimiser simultanément les paramètres de l'approche H^∞ afin de contrôler les trajectoires du système, ce qui détermine ses performances. De plus, la stabilité du système utilisant ce contrôleur sera analysé, comme précédemment, par la théorie de Lyapunov.

- Commande floue T-S en fréquences finies (TSFF) ; cette partie traite le problème du contrôleur H^∞ pour les systèmes à temps continu flou Takagi- Sugeno (TS) sur des plages de fréquences finies (FF). Notre objectif est de concevoir un nouveau contrôle de retour d'état dans des domaines spécifiques de fréquences finies en utilisant le lemme généralisé bien connu de Kalman Yakubovich Popov (gKYP), et le lemme de Finsler. Par la suite, nous introduisons de nombreuses matrices de jeu. Des conditions suffisantes moins conservatrices pour l'existence d'un contrôleur de retour d'état pour différentes gammes de FF sont proposées puis unifiées pour la résolution d'un ensemble d'inégalités matricielles linéaires (LMI).

4.2 Conception de la commande optimale robuste par approche H^∞

Considérons le même modèle dynamique à deux masses du système éolien donné par l'équation (3.5) et écrit ci-dessous:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = f(x_1, x_2, x_3) + bu \\ \dot{x}_3 = a_{22}x_3 + \frac{a_{23}}{a_{13}}(x_2 - a_{11}x_1 - b_{11}T_a) + b_{22}u \\ y = x_1 \end{cases} \quad (4.1)$$

Où

$u \in R$ et $y \in R$ sont respectivement l'entrée et la sortie du système ;

$\underline{x} = [x_1, x_2, x_3]^T \in R^2$ est le vecteur d'état du système disponible pour la mesure ;

$f(x_1, x_2, x_3)$ est la représentation nominale du système définie par :

$$f(x_1, x_2, x_3) = \left(a_{13}a_{31} - \frac{a_{13}a_{33}a_{11}}{a_{13}}\right)x_1 + \left(a_{11} + \frac{a_{13}a_{33}}{a_{13}}\right)x_2 + a_{13}a_{32}x_3 + \left(a_{13}b_{31} - a_{13}a_{33}b_{11}a_{13}T_a + b_{11}T_a\right)$$

$b = a_{13}b_{32}$ est une constante connue non nulle.

Dans ce travail, notre objectif principal est de proposer une loi de commande pour le système (4.1), permettant d'assurer la stabilité et la poursuite en boucle fermée même en présence des incertitudes et des perturbations externes.

4.2.1 Commande par modes glissants standard

Dans cette partie, nous considérons la commande par modes glissants standard déjà cité dans le chapitre 3.3.1.1 précédent.

Cette commande par modes glissants peut être utilisée pour une éolienne à vitesse variable. Cependant, en présence de grandes incertitudes, cette commande standard produit un phénomène de réticence dû au gain de commutation assez élevé, ce qui peut conduire à une divergence.

4.2.2 Commande par approche H^∞

La commande par l'approche H^∞ est considéré comme une commande robuste capable de minimiser l'erreur de poursuite face aux incertitudes de modélisation et aux perturbations externes. Le problème H^∞ consiste à concevoir une commande assurant la stabilité asymptotique du système bouclé avec un certain taux d'atténuation de l'influence des entrées exogènes sur les sorties du système. Ces entrées sont constituées des signaux de consignes et éventuellement des perturbations liées à l'environnement du système. La synthèse H^∞ fournit une commande robuste vis-à-vis de ces perturbations et les incertitudes. La formulation H^∞ est basée essentiellement sur la résolution de l'équation de *Riccati*. Cette dernière consiste à synthétiser une loi de commande de sorte à vérifier une contrainte d'atténuation de l'effet des incertitudes sur la performance de poursuite [Bou-2014].

Plaçons w la somme des incertitudes du modèle et des perturbations externes, et le vecteur d'erreur est défini comme suit:

$$\underline{E} = [e_1, e_2]^T = [e, \dot{e}]^T \quad (4.7)$$

Notre objectif consiste à développer une loi de commande adaptative au système (4.1) par l'approche H^∞ de façon à ce que l'équation suivante soit asymptotiquement stable :

$$e^{(2)} + k_1 e^{(1)} + k_0 e = 0 \quad (4.8)$$

Ce suivi stable est obtenu lorsque $w = 0$, dans le cas d'un modèle parfait sans perturbations externes.

Lorsque w apparaît ($w \neq 0$), le suivi de performance par H^∞ est nécessaire pour garantir la contrainte d'atténuation donnée par :

$$\int_0^\tau \underline{E}^T Q \underline{E} dt \leq 2V(0) + \rho^2 \int_0^\tau w^2 dt \quad \tau \in (0, \infty] \quad (4.9)$$

Où

V représente la fonction de Lyapunov choisie ;

$Q = Q^T$ est une matrice symétrique définie positive ;

$\rho \in R^+$ est la constante de niveau d'atténuation ;

Le vecteur réel $k = [k_0, k_1]^T$ est choisi de façon à ce que $h(s) = s^2 + k_1 s + k_0$ est un polynôme de Hurwitz, avec s est une variable complexe.

Choisissons le compensateur H^∞ comme suit:

$$u_h = \frac{1}{r} \underline{E}^T P B \quad (4.10)$$

Avec

r est un scalaire positif et P est une matrice symétrique définie positive vérifiant l'équation de Riccati :

$$A^T P + P A + Q - P B \left(\frac{2}{r} - \frac{1}{\rho^2} \right) B^T P = 0 \quad (4.11)$$

Où

$Q > 0$ et $2\rho^2 > r$, donc la contrainte d'atténuation de l'équation (4.9) est vérifiée.

Cette approche de contrôle est très robuste malgré les incertitudes du modèle et les perturbations externes. Cependant, le problème majeur de cette méthode est le choix du gain r . La majorité des paramètres du contrôleur H^∞ sont ajustés par des méthodes conventionnelles ou manuelles. Afin de remédier à ce problème, nous proposons d'utiliser, dans ce travail, l'algorithme utilisant l'intelligence en essaim PSO pour optimiser le gain du contrôleur H^∞ proposé.

4.2.3 Synthèse de la loi de commande H^∞ optimale basée sur l'algorithme PSO

Théorème 4.1 [Abo-2017b] :

Considérons le modèle du système décrit par (4.1) en présence d'incertitudes et de perturbations. Si la loi de commande développée pour ce système est conçue comme:

$$u = \frac{1}{b} \left(-f(x_1, x_2, x_3) + y_r^{(2)} - k^T \underline{E} - u_h \right)$$

Où

$u_h = \frac{1}{r} \underline{E}^T P B$, avec le paramètre r est optimisé par l'algorithme PSO ;

$P = P^T \geq 0$ est la solution de l'équation de Riccati (4.11); ensuite, la performance de suivi H^∞ donnée par (4.9) est obtenue pour un niveau d'atténuation prescrit ρ .

Démonstration 4.1 :

Nous avons :

$$x_1^{(2)} = f(x_1, x_2, x_3) + bu \quad (4.12)$$

La loi de commande déjà proposée est décrite par:

$$u = \frac{1}{b} \left(-f(x_1, x_2, x_3) + y_r^{(2)} - k^T \underline{E} - u_h \right) \quad (4.13)$$

D'après l'équation (4.2), nous avons :

$$e^{(2)} = f(x_1, x_2, x_3) + bu - y_r^{(2)}$$

Donc

$$y_r^{(2)} = f(x_1, x_2, x_3) + bu - e^{(2)} \quad (4.14)$$

Substituons (4.14) dans (4.13), la dynamique d'erreur de sortie peut être exprimée comme suit:

$$e^{(2)} = -k^T \underline{E} - u_h \quad (4.15)$$

Par conséquent, l'expression (4.15) peut être représentée sous la forme suivante:

$$\dot{\underline{E}} = A\underline{E} + B[-u_h] \quad (4.16)$$

Avec

$$A = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ -k_0 & -k_1 \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}$$

Considérons la fonction de Lyapunov suivante :

$$V = \frac{1}{2} \underline{E}^T P \underline{E} \quad (4.17)$$

Sa dérivée temporelle peut être exprimée comme suit:

$$\dot{V} = \frac{1}{2} \dot{\underline{E}}^T P \underline{E} + \frac{1}{2} \underline{E}^T P \dot{\underline{E}} \quad (4.18)$$

En substituant (4.16) dans (4.18), l'expression $\dot{V}$ devient alors :

$$\dot{V} = \frac{1}{2} \underline{E}^T A^T P \underline{E} + \frac{1}{2} \underline{E}^T P A \underline{E} + \frac{1}{2} B^T P \underline{E} [-u_h] + \frac{1}{2} \underline{E}^T P B [-u_h] \quad (4.19)$$

Où

$\underline{E}^T P B = B^T P \underline{E}$, ainsi $\dot{V}$ peut être écrite comme :

$$\dot{V} = \frac{1}{2} \underline{E}^T (A^T P + P A) \underline{E} + \underline{E}^T P B [-u_h] \quad (4.20)$$

En utilisant (4.11) dans (4.20) et en remplaçant u_h par son expression, l'expression de $\dot{V}$ devient alors :

$$\dot{V} = -\frac{1}{2} \underline{E}^T Q \underline{E} + \frac{(\underline{E}^T P B)^2}{r} - \frac{(\underline{E}^T P B)^2}{2\rho^2} - \frac{(\underline{E}^T P B)^2}{r} \quad (4.21)$$

Par conséquent :

$$\dot{V} = -\frac{1}{2} \underline{E}^T Q \underline{E} - \frac{(\underline{E}^T P B)^2}{2\rho^2} \quad (4.22)$$

En choisissant Q une matrice symétrique positive et $\rho \in R^+$, alors $\dot{V} < 0$. Par ailleurs, le système est stable et l'erreur de poursuite converge asymptotiquement vers zéro, ainsi, la performance H^∞ est obtenue.

4.2.4 Résultats de simulation

Dans cette partie, les résultats de simulation sont présentés pour démontrer l'efficacité de l'approche proposée. Pour une comparaison entre les stratégies de contrôle proposées et classiques, différentes simulations sont envisagées pour le modèle à deux masses d'une éolienne à vitesse variable. Toutes les simulations sont effectuées en présence d'une perturbation additive sur la commande de 10 kN.m dans le couple électromagnétique, d'un bruit de mesure additif sur ω_g avec un RSB d'environ 20 dB et d'un profil du vent fortement variable de vitesse moyenne 8.5 m/s .

Les valeurs des paramètres de contrôle sont choisies comme suit:

$$- \quad k_0 = 1, \quad k_1 = 2, \quad \rho = 0.1, \quad \gamma = 2 \quad \text{et} \quad Q = \begin{bmatrix} 0.001 & 0 \\ 0 & 0.001 \end{bmatrix};$$

- La solution de l'équation de Riccati pour Q est donnée par : $P = \begin{bmatrix} 0.0012 & 0.0002 \\ 0.0002 & 0.0002 \end{bmatrix}$.

Les paramètres de l'algorithme PSO sont également donnés ci-dessous:

- Une population aléatoire de 20 particules ;
- Nombre maximal d'itérations $max_{iteration} = 40$;
- La valeur minimale et maximale du coefficient d'inertie $\omega_{min} = 0.4$ et $\omega_{max} = 0.9$;
- Les valeurs minimales et maximales des coefficients d'accélération $c_{1min} = 0.1$, $c_{1max} = 2$ et $c_{2min} = 0.1$, $c_{2max} = 2$.

Afin d'évaluer les performances de l'approche proposée, une comparaison entre le contrôleur optimal H^∞ et le contrôleur SMC classique est effectuée. Les gains optimisés de ce contrôleur utilisant l'approche PSO sont $r_{optim} = 0.0001$ et $k_{optim} = 0.8000$.

L'évolution temporelle du vent appliqué à la turbine est montrée dans la figure 4.1.

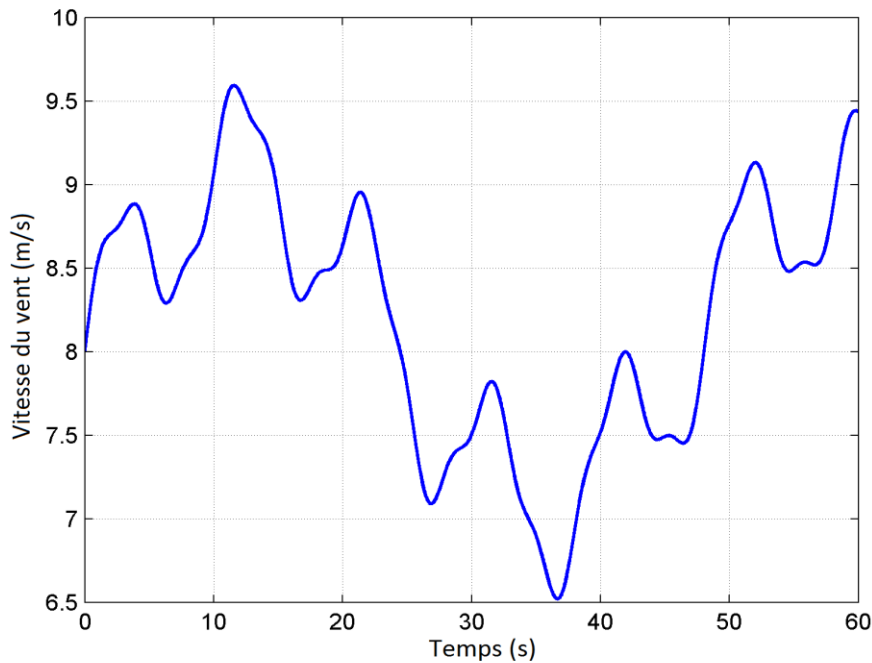


Figure 4.1 – Profil du vent variable avec une vitesse moyenne de 8.5 m/s

La figure suivante illustre la vitesse souhaitée du rotor et la réponse de suivi du système en boucle fermée, en appliquant les contrôleurs proposés PSO- H^∞ et PSO-SMC. Nous constatons, d'après cette figure, que la réponse en sortie du PSO- H^∞ atteint la valeur

souhaitée plus rapidement que dans le PSO-SMC même en présence des incertitudes dans le modèle dynamique.

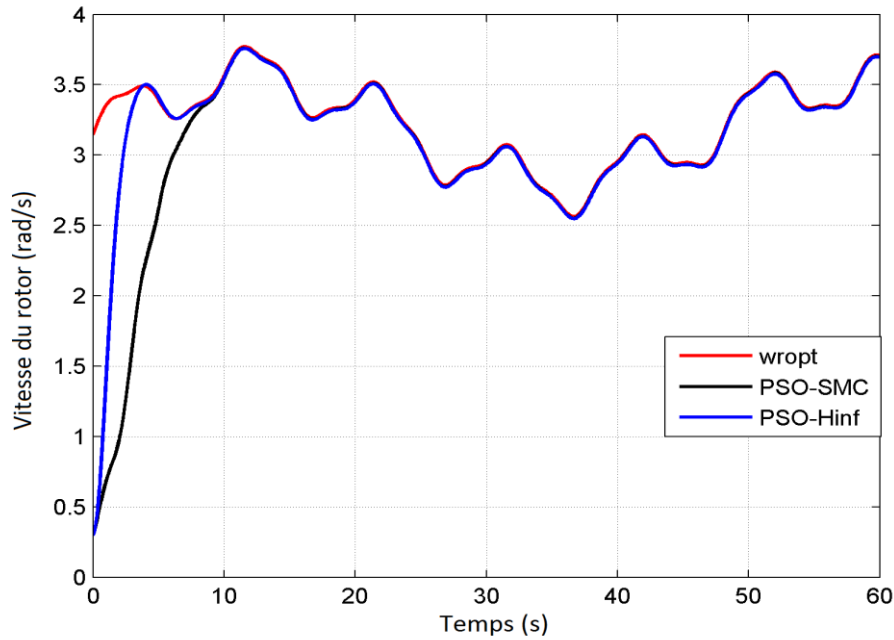


Figure 4.2 – Vitesse désirée et réelle du rotor

Les signaux d'erreur de suivi des deux approches sont présentés dans la figure 4.3. D'après cette figure, le contrôleur proposé fournit une réponse de suivi plus rapide par rapport au mode glissant standard avec une erreur minimale.

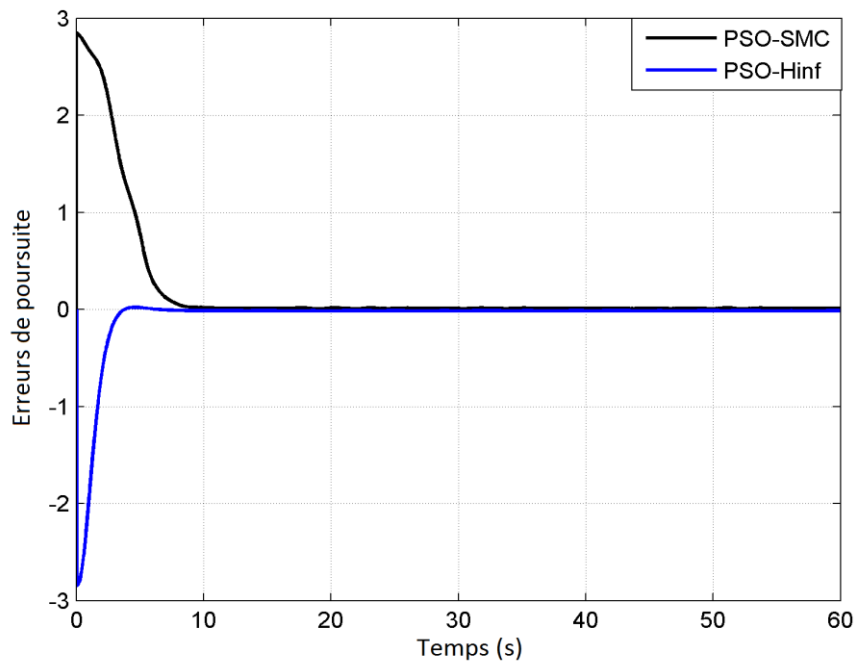


Figure 4.3 – Comparaison des erreurs de poursuite

La figure ci-dessous illustre les signaux de commande correspondants aux deux propositions $\text{PSO-}H^\infty$ et PSO-SMC . Le phénomène de réticence apparaît clairement dans le SMC, contrairement au contrôleur proposé qui montre la régularité du signal d'entrée sans aucun comportement de réticence.

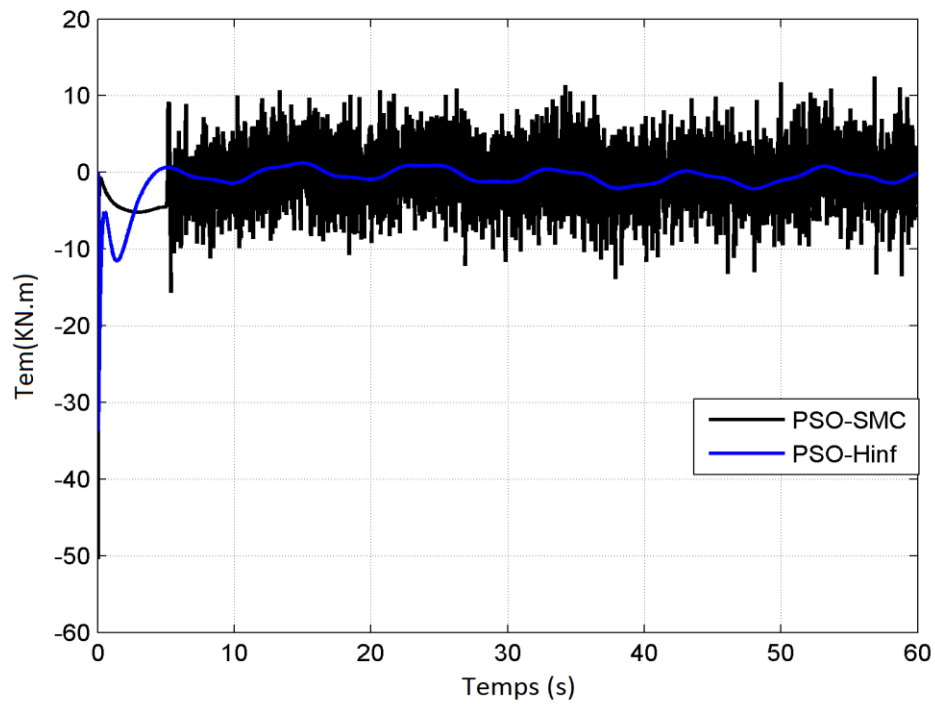


Figure 4.4 – Evolution temporelle du couple appliqué

La figure suivante présente la puissance aérodynamique optimale et réelle capturée par la turbine. Il ressort, d'après cette figure, que les meilleures performances de poursuite sont obtenues lorsque l'approche $\text{PSO-}H^\infty$ proposée est appliquée.

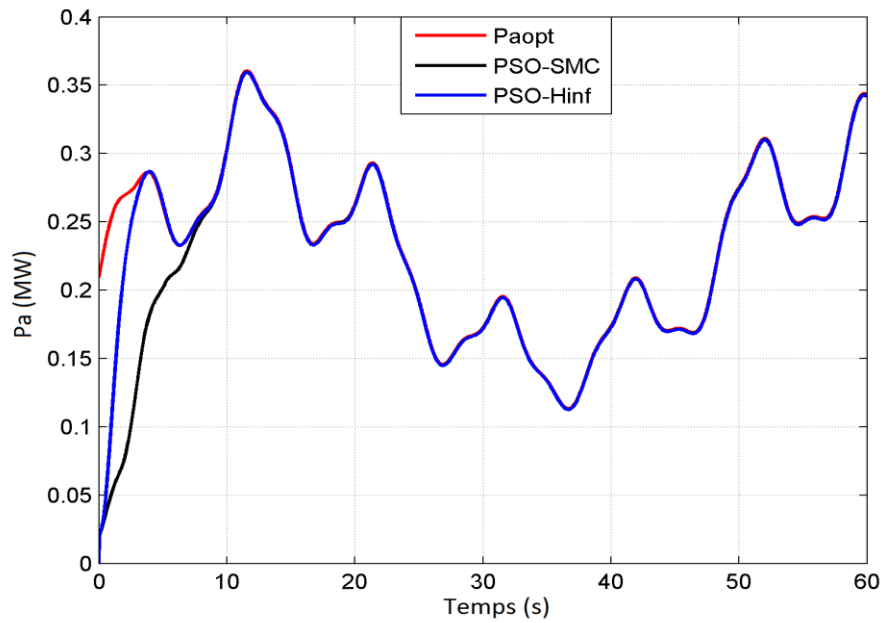


Figure 4.5 – Evolution temporelle de la puissance aérodynamique capturée du vent

Les figures 4.6 et 4.7 montrent la variation puis la convergence des gains optimisés vers leurs valeurs optimales sélectionnés en utilisant l'approche PSO ; $r_{optimum} = 0.0001$ et $k_{optimum} = 0.8000$.

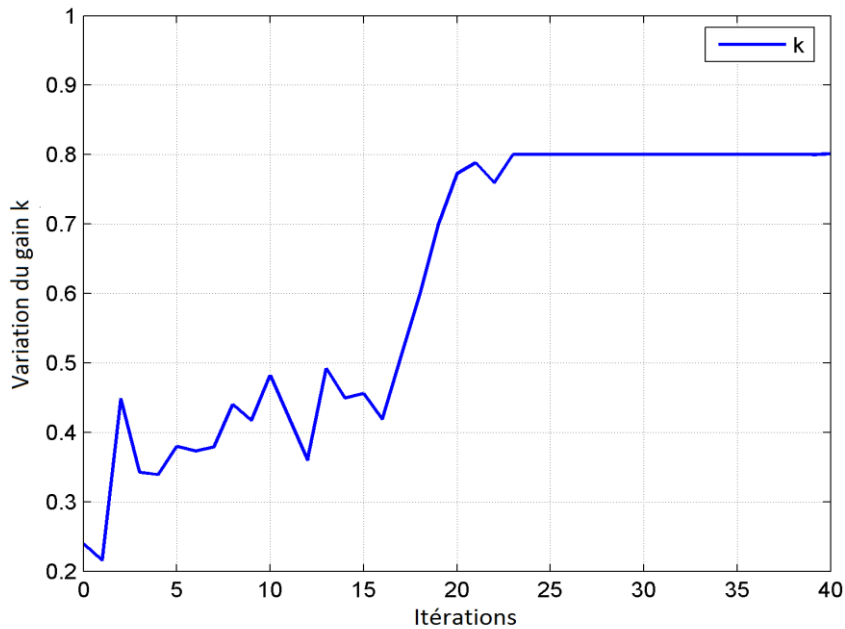


Figure 4.6 – Convergence vers l'optimal global de k

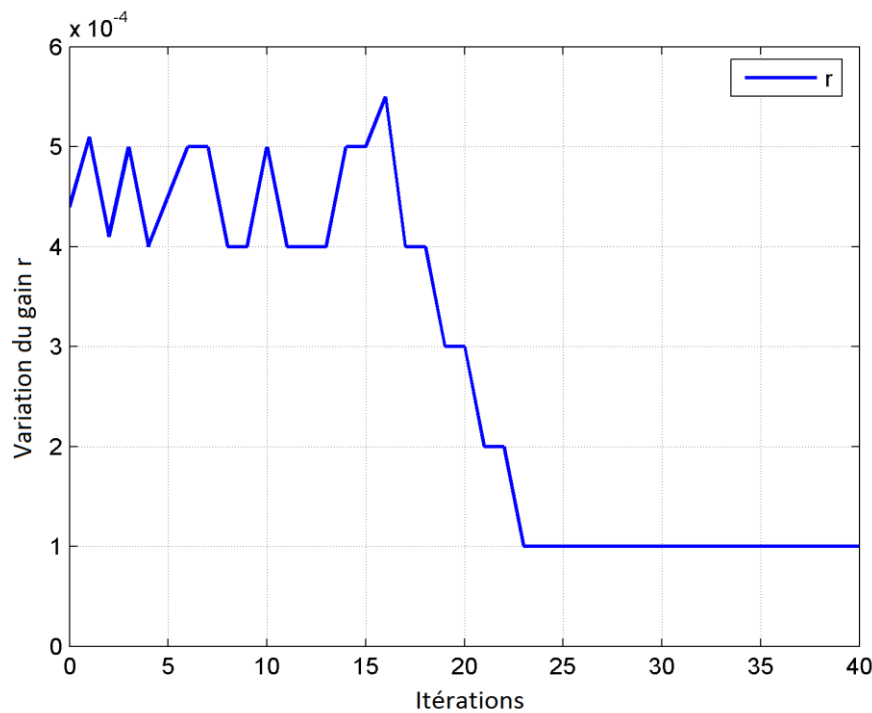


Figure 4.7 – Convergence vers l'optimal global de r

La comparaison avec le PSO- H^∞ , ainsi que le PSO-SMC classique a été réalisée en présence d'incertitudes et de perturbations externes. D'après les résultats de simulation, nous avons pu constater que le contrôleur proposé PSO- H^∞ est en mesure d'offrir une réponse transitoire plus rapide et permet d'obtenir de meilleures performances de suivi avec moins d'erreur par rapport au mode glissant standard.

4. 3 Commande floue T-S en fréquences finies

Dans cette partie, nous traitons le problème du contrôleur H^∞ pour les systèmes à temps continu flou Takagi-Sugeno (TS) sur des gammes de fréquences finies (FF). L'objectif principal de ce dernier est de concevoir un nouveau contrôle de retour d'état dans des domaines spécifiques de fréquences finies.

4.3.1 Formulation de l'approche H^∞ en fréquences finies

Tout d'abord, nous introduisons les lemmes suivants, qui seront utilisés dans la preuve de nos résultats. Toutes les démonstrations de ces lemmes sont données dans les références associées.

Lemme 4.1 [Oli-2001] :

Soit $\xi \in R^n$, $Q \in R^{n \times n}$ et $B \in R^{m \times n}$ avec $\text{rang}(B) = r < n$ et $B^\perp \in R^{n \times (n-r)}$ est une matrice de rangée de colonnes complète satisfaisant $BB^\perp = 0$. Les conditions suivantes sont alors équivalentes:

1. $\xi^* Q \xi < 0, \forall \xi \neq 0 : B\xi = 0$
2. $B^{\perp*} Q B^\perp < 0$
3. $\exists \mu \in R : Q - \mu B^* B < 0$
4. $\exists \chi \in R^{n \times m} : Q + \chi B + B^* \chi^* < 0$

Le modèle dynamique flou, proposé par Takagi et Sugeno [Tag-1985], est décrit par des règles floues « SI-ALORS », qui représentent localement des relations linéaires entrée / sortie d'un système. Le modèle flou Takagi Sugeno (TS) à temps continu se présente sous la forme suivante:

Règle de plan i : SI ξ_1 est M_1^i ...et ξ_p est M_p^i ALORS

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= A_i x(t) + B_i u(t) + B_{1i} w(t) \\ z(t) &= C_i x(t) + D_{1i} w(t) \end{aligned} \tag{4.23}$$

Où

$x(t) \in R^{n_x}$ est le vecteur d'état;

$u(t) \in R^{n_u}$ est le vecteur d'entrée de contrôle;

$y(t) \in R^{n_y}$ est le vecteur de sortie du contrôle;

$w(t) \in R^{n_w}$ est inconnu mais l'entrée de perturbation est liée à l'énergie;

A_i, B_i, B_{1i}, C_i et D_{1i} sont des matrices réelles constantes de dimensions compatibles;

$i = 1, \dots, r$, r est le nombre de règles de SI-ALORS;

ξ_j , avec $j = 1, \dots, p$ représentent les variables de base; p est le nombre de variables de lieu et M_j^i sont des ensembles flous.

L'utilisation d'un défenseur central, d'une inférence de produit et d'un singleton, donne le modèle flou TS global suivant :

$$\begin{aligned}\dot{x}(t) &= \sum_{i=1}^r h_i(\xi) \{A_i x(t) + B_i u(t) + B_{1i} w(t)\} \\ z(t) &= \sum_{i=1}^r h_i(\xi) \{C_i x(t) + D_i w(t)\}\end{aligned}\quad (4.24)$$

Où

$$h_i(\xi(t)) = \frac{\alpha_i(\xi(t))}{\sum_{j=1}^r \alpha_j(\xi(t))}; \quad \alpha_j(\xi(t)) = \prod_{j=1}^r M_{ij}(\xi(t)); \quad \xi(t) = [\xi_1(t), \xi_2(t), \dots, \xi_T(t)]^T$$

$M_{ij}(\xi(t))$ est le grade d'adhésion de $\xi_j(t)$ dans M_{ij} ; où l'on suppose que :

$$\sum_{i=1}^r \alpha_i(\xi(t)) > 0; \quad \alpha_i(\xi(t)) \geq 0; \quad i = 1, 2, \dots, r \quad (4.25)$$

Pour tout t . Et donc, on peut obtenir les conditions suivantes:

$$\sum_{i=1}^r h_i(\xi(t)) > 0; \quad h_i(\xi(t)) \geq 0; \quad i = 1, 2, \dots, r \quad (4.26)$$

Cependant, le système flou peut être réécrit comme suit:

$$\begin{aligned}\dot{x}(t) &= A(\xi)x(t) + B(\xi)u(t) + B_1(\xi)w(t) \\ z(t) &= C(\xi)x(t) + D(\xi)w(t)\end{aligned}\quad (4.27)$$

Où

$$\begin{aligned}A(h) &= \sum_{i=1}^r h_i(\xi(t))A_i; \quad B(h) = \sum_{i=1}^r h_i(\xi(t))B_i; \quad B_1(h) = \sum_{i=1}^r h_i(\xi(t))B_{1i}; \\ C(h) &= \sum_{i=1}^r h_i(\xi(t))C_i; \quad D(h) = \sum_{i=1}^r h_i(\xi(t))D_i.\end{aligned}$$

Pour tous t : la structure PDC classique basée sur le contrôleur par retour d'état pour le modèle T-S est considérée dans cette étude, où la $i^{\text{ème}}$ règle d'installation est similaire à celle donnée en (34) et est décrite comme suit:

Règle de plan i: SI ξ_1 est M_1^i ...et ξ_p est M_p^i ALORS

$$u(t) = K_i x(t) ; \quad i = 1, 2, \dots, r \quad (4.28)$$

Et la loi de contrôle floue de retour d'état est de la forme suivante :

$$u(t) = \sum_{j=1}^r h_j(\xi(t)) K_j x(t) \quad (4.29)$$

De (4.24) et (4.29), le système flou à boucle fermée suivant devient :

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= A_c(h)x(t) + B_1(h)w(t) \\ z(t) &= C(h)x(t) + D(h)w(t) \end{aligned} \quad (4.30)$$

Où

$$A_c(h) = A(h) + B(h)K(h) ;$$

Définition 4.1 :

Soit un scalaire $\gamma > 0$, le système flou en boucle fermée de (4.30) est dit avec une limite de performance H^∞ ne dépassant pas γ , si l'inégalité suivante est vérifiée:

$$\int_0^\infty z^T(t)z(t)dt \leq \gamma^2 \int_0^\infty w^T(t)w(t)dt \quad (4.31)$$

D'après le théorème de Parseval [Rob-1997] [Goo-2001], nous avons une autre définition de performance de H^∞ .

Définition 4.2 :

Soit un scalaire $\gamma > 0$, le système flou en boucle fermée de (4.30) est dit avec une limite de performance H^∞ ne dépassant pas γ , si l'inégalité suivante est vérifiée:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} Z^T(\mu)Z(\mu)d\mu \leq \gamma^2 \int_{-\infty}^{+\infty} W^T(\mu)W(\mu)d\mu \quad (4.32)$$

Où

$W(\mu)$, $Z(\mu)$ sont respectivement la transformée de Fourier de l'entrée de perturbation exogène $w(t)$ et le signal flou en boucle fermée $z(t)$.

Définition 4.3 :

Le problème abordé dans le présent travail est formulé comme suit:

Étant donné le système flou (4.27), nous devons concevoir un contrôleur flou approprié sous la forme de (4.29), de sorte à ce que les deux conditions suivantes soient satisfaites:

- Le système flou en boucle fermée (4.30) doit être asymptotiquement stable ;
- Avec une limite de performance H^∞ prescrite liée à $\gamma > 0$, l'indice de performance suivant doit être satisfait :

$$\int_{\mu \in \nabla} Z^T(\mu)Z(\mu)d\mu \leq \gamma^2 \int_{\mu \in \nabla} W^T(\mu)W(\mu)d\mu \quad (4.33)$$

Où

∇ est défini dans le tableau (4.1); BF, MF et HF désignent respectivement les plages de fréquences basse, moyenne et haute, et les $\bar{\mu}_1, \bar{\mu}_2, \bar{\mu}_h$ sont des scalaires connus.

–	Basse Fréquence (BF)	Moyenne Fréquence (MF)	Haute Fréquence (HF)
∇	$ \mu \leq \bar{\mu}_1$	$\bar{\mu}_1 \leq \mu \leq \bar{\mu}_2$	$ \mu \geq \bar{\mu}_h$

Tableau 4.1 – Différentes gammes de fréquences

Remarque 4.1 :

Lorsque $\nabla = (-\infty, +\infty)$, (4.33) est réduit à (4.32) et, par conséquent, l'indice de performance de fréquences finies (FF) H^∞ est réduit à l'ensemble du cas de fréquences (EF).

4.3.2 Analyse de l'approche H^∞ en fréquences finies

Nous allons énoncer, tout d'abord, le théorème donnant une condition suffisante pour le système flou en boucle fermée (4.30) avec une spécification en fréquence finie (FF) dans (4.33).

Lemme 4.2 :

Soit $\gamma > 0$ un scalaire donné. Le système de contrôle (4.30) est asymptotiquement stable et la performance en fréquences finies de l'approche H^∞ (4.33) est satisfaite s'il existe des matrices Hermitiennes $P = P^T \in H_n$, $0 < Q = Q^T \in H_n$ telles que :

$$\begin{bmatrix} A_c(h) & B_1(h) \\ I & 0 \end{bmatrix}^T \Xi \begin{bmatrix} A_c(h) & B_1(h) \\ I & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} C^T(h)C(h) & C^T(h)D(h) \\ D^T(h)C(h) & -\gamma^2 I + D^T(h)D(h) \end{bmatrix} < 0 \quad (4.34)$$

✓ Pour une gamme de basse fréquence (BF) $|\mu| \leq \bar{\mu}_1$:

$$\Xi = \begin{bmatrix} -Q & P \\ P & \bar{\mu}_1^2 Q \end{bmatrix} \quad (4.35)$$

✓ Pour une gamme de moyenne fréquence (MF) $\bar{\mu}_1 \leq \mu \leq \bar{\mu}_2$, $\bar{\mu}_0 = \frac{\bar{\mu}_1 + \bar{\mu}_2}{2}$:

$$\Xi = \begin{bmatrix} -Q & P + j\bar{\mu}_0 Q \\ P - j\bar{\mu}_0 Q & -\bar{\mu}_1 \bar{\mu}_2 Q \end{bmatrix} \quad (4.36)$$

✓ Pour une gamme de haute fréquence (HF) $|\mu| \geq \bar{\mu}_h$

$$\Xi = \begin{bmatrix} -Q & P \\ P & -\bar{\mu}_h^2 Q \end{bmatrix} \quad (4.37)$$

Remarque 4.2 :

Si toutes les matrices du théorème 4.3 sont indépendantes des fonctions d'appartenance, le système flou devient un système linéaire et le théorème 4.3 est réduit au lemme gKYP [Iwa-2005]. Ce dernier s'est avéré un outil efficace pour traiter le problème des fréquences finies des systèmes linéaires invariants dans le temps.

Dans le théorème suivant, nous présentons des conditions suffisantes pour la solvabilité de l'analyse du contrôleur H^∞ avec les spécifications des fréquences finies (FF) seront présentées.

Théorème 4.2 [Abo-2020] :

Considérons le système continu de (4.27). Pour des constantes $\gamma > 0$, le système flou en boucle fermée (4.30) est asymptotiquement stable et satisfait à la spécification de (4.33) s'il

existe un hermitien $P \in H_n$, $0 < Q = Q^T \in H_n$, une matrice symétrique définie positive $0 < W = W^T \in H_n$ et des matrices $G \in H_n$, telles que :

$$\Upsilon(\xi(t)) = \begin{bmatrix} -G - G^T & W + GA_c(h) - G^T \\ * & \text{sym}[GA_c(h)] \end{bmatrix} < 0 \quad (4.38)$$

Et

$$\psi(\xi(t)) = \begin{bmatrix} \psi_{11}(h) & \psi_{12}(h) & GB_1(h) & 0 \\ * & \psi_{22}(h) & GB_1(h) & C^T(h) \\ * & * & -\beta^2 I & D^T(h) \\ * & * & * & -I \end{bmatrix} < 0 \quad (4.39)$$

Où

✓ Pour une gamme de basse fréquence (BF) $|\mu| \leq \bar{\mu}_1$:

$$\begin{aligned} \psi_{11}(\xi(t)) &= -Q - G - G^T ; \\ \psi_{12}(\xi(t)) &= P + GA_c(h) - G^T ; \\ \psi_{22}(\xi(t)) &= -\bar{\mu}_1^2 Q + \text{sym}[GA_c(h)]. \end{aligned}$$

✓ Pour une gamme de moyenne fréquence (MF) $\bar{\mu}_1 \leq \mu \leq \bar{\mu}_2$, $\bar{\mu}_0 = \frac{\bar{\mu}_1 + \bar{\mu}_2}{2}$:

$$\begin{aligned} \psi_{11}(\xi(t)) &= -Q - G - G^T ; \\ \psi_{12}(\xi(t)) &= P + j\bar{\mu}_0 Q + GA_c(h) - G^T ; \\ \psi_{22}(\xi(t)) &= -\bar{\mu}_1 \bar{\mu}_2 Q + \text{sym}[GA_c(h)]. \end{aligned}$$

✓ Pour une gamme de haute fréquence (HF) $|\mu| \geq \bar{\mu}_h$:

$$\begin{aligned} \psi_{11}(\xi(t)) &= -Q - G - G^T ; \\ \psi_{12}(\xi(t)) &= P + GA_c(h) - G^T ; \\ \psi_{22}(\xi(t)) &= -\bar{\mu}_h^2 Q + \text{sym}[GA_c(h)]. \end{aligned}$$

Démonstration 4.2 :

Tout d'abord, $\bar{A}(\xi(t))$ est stable si et seulement s'il existe $W = W^T > 0$ tel que :

$$A_c^T(h)\bar{P} + WA_c(h) < 0 \quad (4.40)$$

Cette dernière peut être réécrite sous la forme suivante :

$$\begin{bmatrix} A_c(h) \\ I \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} 0 & W \\ W & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A_c(h) \\ I \end{bmatrix} < 0 \quad (4.41)$$

Définissons

$$\varrho = \begin{bmatrix} 0 & W \\ W & 0 \end{bmatrix}; \quad \zeta = \begin{bmatrix} \dot{x}(t) \\ x(t) \end{bmatrix}; \quad \chi = \begin{bmatrix} G \\ G \end{bmatrix}; \quad \mathcal{B} = [-I \quad A_c(h)]; \quad \mathcal{B}^\perp = \begin{bmatrix} A_c(h) \\ I \end{bmatrix}. \quad (4.42)$$

D'après le lemme 4.1, (4.41) et (4.42) sont équivalentes à :

$$\begin{bmatrix} 0 & W \\ W & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} G \\ G \end{bmatrix} [-I \quad A_c(h)] + [-I \quad A_c(h)] \begin{bmatrix} G \\ G \end{bmatrix} < 0 \quad (4.43)$$

Cette équation n'est rien d'autre que (4.38).

De plus, nous prouvons que (4.34), (4.35) et (4.36) sont équivalents à (4.39). Supposons que l'inégalité (4.39) soit valide. Donnons,

$$\varrho = \begin{bmatrix} -Q & P + j\bar{\mu}_0 Q & 0 \\ * & -\bar{\mu}_1 \bar{\mu}_2 Q + C^T(h)C(h) & C^T(h)D(h) \\ * & * & \gamma^2 I + D^T(h)D(h) \end{bmatrix}; \quad \zeta = \begin{bmatrix} \dot{x}(t) \\ x(t) \\ w(t) \end{bmatrix}; \quad \chi = \begin{bmatrix} G \\ G \\ 0 \end{bmatrix};$$

$$\mathcal{B} = [-I \quad A_c(h) \quad B_1(h)]. \quad (4.44)$$

Par l'utilisation de complément de Schur, on trouve l'inégalité suivante :

$$\varrho + \chi \mathcal{B} + \mathcal{B}^T \chi^T < 0 \quad (4.45)$$

Sous la quatrième condition du lemme 4.1, avec :

$$\mathcal{B}^\perp = \begin{bmatrix} A_c(h) & B_1(h) \\ I & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix}$$

Et en utilisant la deuxième condition du lemme 4.2, nous obtenons (4.34), (4.35) et (3.36).

4.3.3 Conception de l'approche H^∞ en fréquences finies

D'après le théorème 4.2, le résultat garantissant l'existence d'un contrôleur flou à retour d'état est donné comme suit:

Théorème 4.3 [Abo-2020] :

Considérons le système flou T-S à temps continu définie par (4.27). Avec un scalaire constant $\gamma > 0$, le système flou en boucle fermée (4.30) est asymptotiquement stable et satisfait à la spécification donnée en (4.33). S'il existe un hermitien $\tilde{P} \in H_n$, $0 < \tilde{Q} = \tilde{Q}^T \in H_n$, une matrice symétrique définie positive $0 < \tilde{W} = \tilde{W}^T \in H_n$ et des matrices $Y(h)G$, telles que :

$$\bar{Y}(h) = \begin{bmatrix} -\bar{G}^T - \bar{G} & \bar{Y}_{12}(h) \\ * & \text{sym}[A(h)\bar{G}^T + B_1(h)G^T] \end{bmatrix} < 0 \quad (4.46)$$

Avec

$$\bar{Y}_{12}(h) = \tilde{W} + A(h)\bar{G}^T + B_1(h)Y^T(h) - \bar{G} ;$$

et

$$\bar{\psi}(h) = \begin{bmatrix} \bar{\psi}_{11}(h) & \bar{\psi}_{12}(h) & B_1(h) & 0 \\ * & \bar{\psi}_{22}(h) & B_1(h) & \bar{G}C^T(h) \\ * & * & -\beta^2 I & D^T(h) \\ * & * & * & -I \end{bmatrix} < 0 \quad (4.48)$$

Où

✓ Pour une gamme de basse fréquence (BF) $|\mu| \leq \bar{\mu}_1$:

$$\bar{\psi}_{11}(h) = -\tilde{Q} - \bar{G}^T - \bar{G} ;$$

$$\bar{\psi}_{12}(h) = \bar{P} - \bar{G} + A(h)\bar{G}^T + B_1(h)Y^T(h);$$

$$\bar{\psi}_{22}(h) = -\bar{\mu}_l^2 \tilde{Q} + \text{sym}[A(h)\bar{G}^T + B_1(h)Y^T(h)].$$

✓ Pour une gamme de moyenne fréquence (MF) $\bar{\mu}_1 \leq \mu \leq \bar{\mu}_2$, $\bar{\mu}_0 = \frac{\bar{\mu}_1 + \bar{\mu}_2}{2}$:

$$\begin{aligned}\bar{\psi}_{11}(h) &= -\tilde{Q} - \bar{G}^T - \bar{G}; \\ \bar{\psi}_{12}(h) &= \bar{P} + j\bar{\mu}_0\tilde{Q} - \bar{G} + A(h)\bar{G}^T + B_1(h)Y^T(h); \\ \bar{\psi}_{22}(h) &= -\bar{\mu}_1\bar{\mu}_2\tilde{Q} + \text{sym}[A(h)\bar{G}^T + B_1(h)Y^T(h)].\end{aligned}$$

✓ Pour une gamme de haute fréquence (HF) $|\mu| \geq \bar{\mu}_h$

$$\begin{aligned}\bar{\psi}_{11}(h) &= -\tilde{Q} - \bar{G}^T - \bar{G}; \\ \bar{\psi}_{12}(h) &= \bar{P} - \bar{G} + A(h)\bar{G}^T + B_1(h)Y^T(h); \\ \bar{\psi}_{22}(h) &= -\bar{\mu}_h^2\tilde{Q} + \text{sym}[A(h)\bar{G}^T + B_1(h)Y^T(h)].\end{aligned}$$

De plus, la matrice de gain du contrôleur définie dans (4.29) est donnée par :

$$K(h) = (\bar{G}^{-1}Y(h))^T \quad (4.49)$$

Démonstration 4.3 :

Soit $\bar{G} = G^{-1}$, $Y(h) = \bar{G}K(h)^T$, $\bar{Q} = G^{-1}QG^{-T}$, $\bar{P} = G^{-1}PG^{-T}$ et $\tilde{W} = G^{-1}WG^{-T}$. Avant et après multiplication de (4.38) par des matrices non singulières $\hat{\delta} = \text{diag}\{G^{-1}, G^{-1}\}$ et $\hat{\delta}^T$ respectivement, alors, l'inégalité (4.38) est équivalente à celle de (4.50). De plus, en suivant la même démarche pour (4.39) : en multipliant respectivement avant et après par des matrices non singulières $\delta = \text{diag}\{G^{-1}, G^{-1}, I, I\}$, et δ^T , et par conséquent, l'inégalité (4.39) est équivalente à celle de (4.51).

Par la suite, le théorème 4.4 est donné pour résoudre le problème du contrôleur H^∞ des systèmes flous T-S dans la spécification des fréquences finies donnée par (4.33).

Théorème 4.4 [Abo-2020] :

Considérons le système continu donné dans (4.26). Avec des scalaires constants $\gamma > 0$ et λ , il existe un contrôleur de retour d'état (4.29) tel que le système en boucle fermée résultant (4.30) est asymptotiquement stable et satisfait à la spécification de (4.33). S'il existe un Hermitien $P \in H_n$, $0 < Q = Q^* \in H_n$ ainsi qu'une matrice symétrique définie positive $0 < W = W^T$ et des matrices G, Y_j satisfaisant les LMI suivants:

$$\tilde{Y}_{ij} = \begin{bmatrix} -\tilde{G}^T - \tilde{G} & \tilde{Y}_{12ij} \\ * & \text{sym}[A_i \tilde{G}^T + B_{1i} G^T] \end{bmatrix} < 0 \quad (4.50)$$

Avec

$$\tilde{Y}_{12ij} = \tilde{W} + A_i \tilde{G}^T + B_{1i} Y_j^T - \tilde{G} ;$$

Et

$$\bar{\psi}_{ij} = \begin{bmatrix} \tilde{\psi}_{11ij} & \tilde{\psi}_{12ij} & B_1(\xi(t)) & 0 \\ * & \tilde{\psi}_{22ij} & B_{1i} & \tilde{G} C_i^T \\ * & * & -\beta^2 I & D_i^T \\ * & * & * & -I \end{bmatrix} < 0 \quad (4.51)$$

Où

- ✓ Pour une gamme de basse fréquence (BF) $|\mu| \leq \bar{\mu}_1$:

$$\tilde{\psi}_{11ij} = -\tilde{Q} - \tilde{G}^T - \tilde{G} ;$$

$$\tilde{\psi}_{12ij} = \tilde{P} - \tilde{G} + A_i \tilde{G}^T + B_{1i} Y_j^T ;$$

$$\tilde{\psi}_{22ij} = -\tilde{\mu}_i^2 \tilde{Q} + \text{sym}[A_i \tilde{G}^T + B_{1i} Y_j^T] .$$

- ✓ Pour une gamme de moyenne fréquence (MF) $\bar{\mu}_1 \leq \mu \leq \bar{\mu}_2$, $\bar{\mu}_0 = \frac{\bar{\mu}_1 + \bar{\mu}_2}{2}$:

$$\tilde{\psi}_{11ij} = -\tilde{Q} - \tilde{G}^T - \tilde{G} ;$$

$$\tilde{\psi}_{12ij} = \tilde{P} + j\tilde{\mu}_0 \tilde{Q} - \tilde{G} + A_i \tilde{G}^T + B_{1i} Y_j^T ;$$

$$\tilde{\psi}_{22ij} = -\tilde{\mu}_1 \tilde{\mu}_2 \tilde{Q} + \text{sym}[A_i \tilde{G}^T + B_{1i} Y_j^T] .$$

- ✓ Pour une gamme de haute fréquence (HF) $|\mu| \geq \bar{\mu}_h$

$$\tilde{\psi}_{11ij} = \tilde{Q} - \tilde{G}^T - \tilde{G} ;$$

$$\tilde{\psi}_{12ij} = \tilde{P} - \tilde{G} + A_i \tilde{G}^T + B_{1i} Y_j^T ;$$

$$\tilde{\psi}_{22ij} = -\tilde{\mu}_h^2 \tilde{Q} + \text{sym}[A_i \tilde{G}^T + B_{1i} Y_j^T] .$$

Par conséquent, la matrice de gain du contrôleur définie dans (4.29) est donnée par :

$$K_j = (\bar{G}^{-1}Y_j)^T, \quad 1 \leq j \leq r \quad (4.52)$$

Démonstration 4.4 :

En prenant la somme suivante :

$$\sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^r h_i h_j \tilde{Y}_{ij} \cdot \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^r h_i h_j \tilde{\psi}_{ij}$$

Alors le théorème 4.3 est obtenu. Ainsi, la démonstration est prouvée.

Remarque 4.3:

Le théorème 4.4 fournit des conditions suffisantes pour le problème du contrôleur H^∞ en fréquences finies (FF) et ce via le contrôleur de retour d'état. Nous allons présenter, dans ce qui suit, un exemple numérique pour montrer que l'approche en fréquences finies (FF) proposé présente de meilleures performances que celles en fréquences totales (EF) existantes lorsque les plages de fréquences des bruits sont connues.

Remarque 4.4 :

Notons que l'inégalité matricielle linéaire (LMI) donnée par (4.51) a des variables complexes. Selon [Gah-1995], cette inégalité matricielle dans les variables complexes peut être convertie en une LMI de plus grande dimension dans les variables réelles. Cela signifie que l'inégalité $\Omega_1 + j\Omega_2 < 0$ est équivalente à $\begin{bmatrix} \Omega_1 & \Omega_2 \\ -\Omega_2 & \Omega_1 \end{bmatrix}$, ce qui implique que LMI dans (4.51) peut être adressée.

4.3.4 Résultats de simulation

Dans cette section, nous présentons un exemple de simulation pour démontrer l'efficacité des techniques proposées dans ce travail. On considère une vitesse de vent élevée et on suppose que les variables de l'éolienne varient dans les plages de fonctionnement $17m/s \leq v \leq 35m/s$ et $-2^\circ \leq \beta \leq 24^\circ$, dont la modélisation floue a été effectuée dans [Bou-2012].

Les valeurs numériques listées sont considérées pour évaluer les performances du contrôleur proposé et sont données par les mêmes paramètres cités dans les chapitres précédents.

Le modèle de l'éolienne peut être approché par le modèle flou T-S suivant:

Règle de plan 1: SI β est $M_1(t)$ et v est $N_1(t)$ ALORS

$$\begin{aligned}\dot{x}(t) &= A_1 x(t) + B_1 u(t) + B_{11} w(t) \\ z(t) &= C_1 x(t) + D_{11} w(t)\end{aligned}\tag{5.53}$$

Règle de plan 2: SI β est $M_1(t)$ et v est $N_2(t)$ ALORS

$$\begin{aligned}\dot{x}(t) &= A_2 x(t) + B_2 u(t) + B_{12} w(t) \\ z(t) &= C_2 x(t) + D_{12} w(t)\end{aligned}\tag{5.54}$$

Règle de plan 3: SI β est $M_2(t)$ et v est $N_1(t)$ ALORS

$$\begin{aligned}\dot{x}(t) &= A_3 x(t) + B_3 u(t) + B_{13} w(t) \\ z(t) &= C_3 x(t) + D_{13} w(t)\end{aligned}\tag{5.55}$$

Règle de plan 4: SI β est $M_2(t)$...et v est $N_2(t)$ ALORS

$$\begin{aligned}\dot{x}(t) &= A_4 x(t) + B_4 u(t) + B_{14} w(t) \\ z(t) &= C_4 x(t) + D_{14} w(t)\end{aligned}\tag{5.56}$$

Où

$$A_1 = A_2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & -1 & 0 \\ \frac{-k_s}{J_r} & \frac{-b_s}{J_r} & \frac{b_s}{J_r} & \frac{-T_a \beta_1}{J_r} \\ \frac{-k_s}{J_g} & \frac{-(b_s+b_g)}{J_g} & \frac{b_s}{J_g} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{-1}{\tau} \end{bmatrix}; A_3 = A_4 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & -1 & 0 \\ \frac{-k_s}{J_r} & \frac{-b_s}{J_r} & \frac{b_s}{J_r} & \frac{-T_a \beta_3}{J_r} \\ \frac{-k_s}{J_g} & \frac{-(b_s+b_g)}{J_g} & \frac{b_s}{J_g} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{-1}{\tau} \end{bmatrix};$$

$$B_1 = B_2 = B_3 = B_4 = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & \frac{b_g}{J_g} \\ \frac{1}{\tau} & 0 \end{bmatrix} ; \quad B_{11} = B_{12} = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{T_{av_1}}{J_r} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} ; \quad B_{13} = B_{14} = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{T_{av_2}}{J_r} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} ;$$

$$C_1 = C_2 = C_3 = C_4 = [0 \ 0 \ 1 \ 0] ; \quad D_1 = D_2 = D_3 = D_4 = 0 .$$

Et

$$T_{a\beta_1} = 723980; \quad T_{a\beta_2} = 376070; \quad T_{av_1} = 106440; \quad T_{av_2} = 85370.$$

Les fonctions d'appartenance sont données comme suit :

$$h_1 = M_1(\beta)N_1(v) ; \quad h_2 = M_1(\beta)N_2(v) ; \quad h_3 = M_2(\beta)N_1(v) ; \quad h_4 = M_2(\beta)N_2(v)$$

Où

$$M_1(\beta) = \frac{\beta - \beta_1}{\beta_2 - \beta_1} ; \quad M_2(\beta) = \frac{\beta_2 - \beta}{\beta_2 - \beta_1} ; \quad N_1(v) = \frac{v - v_1}{v_2 - v_1} ; \quad N_2(v) = \frac{v_2 - v}{v_2 - v_1} .$$

Pour montrer la valeur de notre approche proposée, nous fournissons dans le tableau 4.2 le minimum de γ .

Les performances du contrôleur H^∞ dans le domaine des fréquences finies (FF) ont été prouvées. Par la suite, nous allons comparer nos résultats avec ceux proposés dans **[Don-2008]**.

En simulant le théorème 4.4, nous avons obtenu les résultats suivants :

Gamme de fréquences	Méthodes	γ
Fréquence totale (EF) ($0 \leq \mu \leq +\infty$)	Théorème 2 dans [Don-2008]	2.3214
Basse Fréquence (BF) ($ \mu \leq 2$)	Notre Théorème 4.4	0.7815
Moyenne Fréquence (MF) ($2 \leq \mu \leq 6$)	Notre Théorème 4.4	1.1102
Haute Fréquence (HF) ($ \mu \geq 6$)	Notre Théorème 4.4	0.2145

Tableau 4.2 – Comparaison des limites de performance H^∞ obtenues par différentes méthodes

Il est montré clairement que le théorème 4.4 donne des résultats moins conservateurs que celui de l'approche de la fréquence totale (EF) proposée dans [Don-2008]. Ce qui démontre l'avantage de la méthode en fréquences finies (FF) proposée dans cette étude.

- ✓ Pour la plage de basse fréquence (BF) dans l'intervalle ($|\mu| \leq 2$), une borne de norme H^∞ est obtenue comme $\gamma = 0.7815$ et les gains de retour d'état obtenus sont :

$$\begin{aligned}
 K_1 &= 10^3 \times \begin{bmatrix} 1.0382 & 3.0212 & 1.2487 & 1.1052 \\ -95.1382 & 1.4425 & -0.2487 & -0.4052 \end{bmatrix} ; \\
 K_2 &= 10^3 \times \begin{bmatrix} 1.0214 & 3.1485 & 1.2458 & 1.1125 \\ -95.1452 & 1.4512 & -0.2215 & -0.4725 \end{bmatrix} ; \\
 K_3 &= 10^3 \times \begin{bmatrix} 1.0175 & 3.1425 & 1.2714 & 1.1154 \\ -95.1214 & 1.4325 & -0.2514 & -0.3015 \end{bmatrix} ; \\
 K_4 &= 10^3 \times \begin{bmatrix} 1.0147 & 3.4515 & 1.2198 & 1.0714 \\ -94.5874 & 1.4425 & -0.2524 & -0.3817 \end{bmatrix} .
 \end{aligned} \tag{4.57}$$

- ✓ Pour la gamme de moyenne fréquence (MF) ($2 \leq \mu \leq 6$), avec un indice de performance H^∞ égal à $\gamma = 1.1102$, les gains de retour d'état correspondants sont les suivants:

$$K_1 = 10^3 \times \begin{bmatrix} 0.9914 & 2.9541 & 1.1124 & 1.3245 \\ -95.2458 & 1.1214 & -0.2784 & -0.5111 \end{bmatrix} ;$$

$$\begin{aligned}
 K_2 &= 10^3 \times \begin{bmatrix} 0.9847 & 2.9478 & 1.5478 & 1.0524 \\ -95.1825 & 1.2741 & -0.2325 & -0.5014 \end{bmatrix} ; \\
 K_3 &= 10^3 \times \begin{bmatrix} 0.9812 & 3.1478 & 1.3248 & 1.0741 \\ -94.8715 & 1.7185 & -0.7548 & -0.9548 \end{bmatrix} ; \\
 K_4 &= 10^3 \times \begin{bmatrix} 0.9578 & 3.2174 & 1.2945 & 1.3325 \\ -94.1748 & 2.0014 & -0.8471 & -0.3948 \end{bmatrix} .
 \end{aligned} \tag{4.58}$$

- ✓ Finalement, pour la gamme de haute fréquence (HF) ($|\mu| \geq 6$), avec un indice de performance H^∞ égal à $\gamma = 0.2145$, les gains de retour d'état correspondants sont donnés comme suit:

$$\begin{aligned}
 K_1 &= 10^3 \times \begin{bmatrix} 1.0102 & 2.9518 & 1.1502 & 1.3208 \\ -94.8417 & 1.2018 & -0.2525 & -0.2908 \end{bmatrix} ; \\
 K_2 &= 10^3 \times \begin{bmatrix} 1.0984 & 3.2546 & 1.0578 & 1.0174 \\ -96.0364 & 1.3206 & -0.1465 & -0.1108 \end{bmatrix} ; \\
 K_3 &= 10^3 \times \begin{bmatrix} 1.1187 & 3.0847 & 1.1974 & 1.2176 \\ -96.0147 & 1.6605 & -0.5847 & -0.5943 \end{bmatrix} ; \\
 K_4 &= 10^3 \times \begin{bmatrix} 1.0487 & 3.1425 & 1.2845 & 1.0987 \\ -95.1211 & 1.3387 & -0.2528 & -0.4125 \end{bmatrix} .
 \end{aligned} \tag{4.59}$$

Nous assumons que ($2 \leq \omega \leq 6$). Supposons que la perturbation et la condition initiale soient identiques à celles utilisées dans $w(t) = (2 + t^{1.3})^{-1}$ et $x(0) = [-0.1 \ -0.1 \ 0.1 \ 0.1]^T$. En utilisant l'approche en fréquences infinies (FF), les réponses de $x_1(t)$, $x_2(t)$, $x_3(t)$, $x_4(t)$, $z(t)$ et $u(t)$ sont présentées respectivement dans les figures 4.8, 4.9, 4.10, 4.11, 4.12 et 4.13.

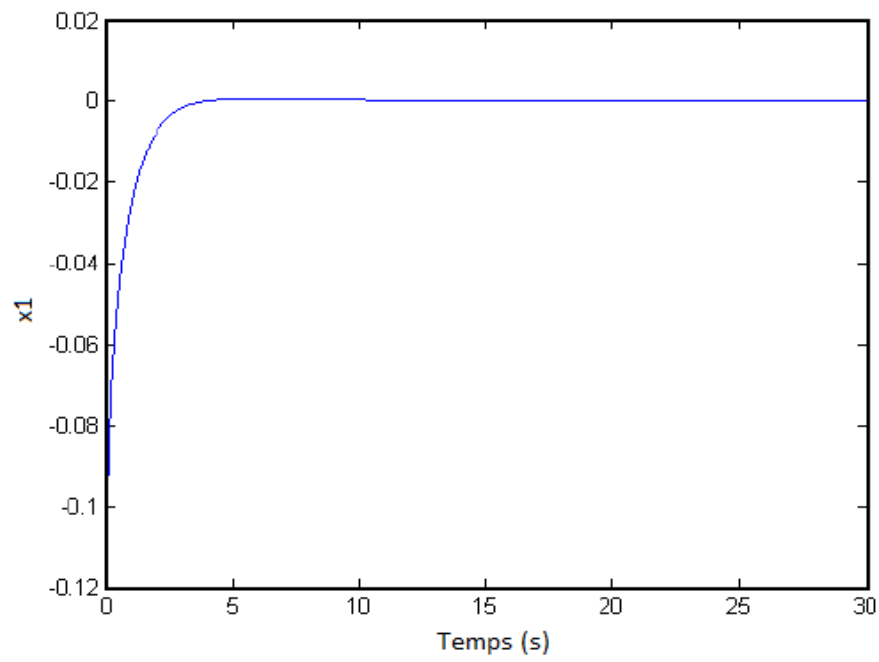


Figure 4.8- Réponse d'état de $x_1(t)$

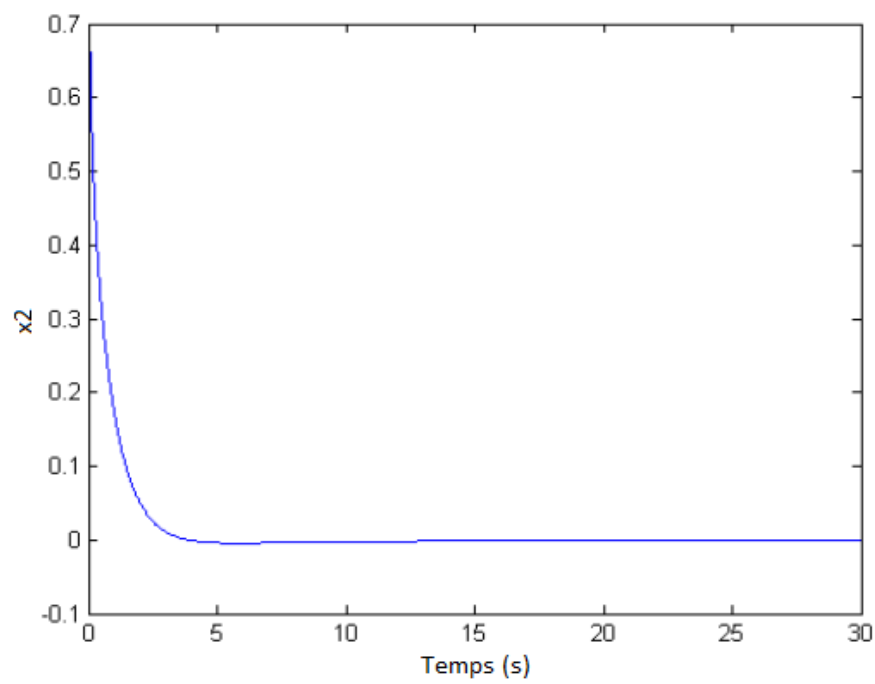


Figure 4.9 : Réponse d'état de $x_2(t)$

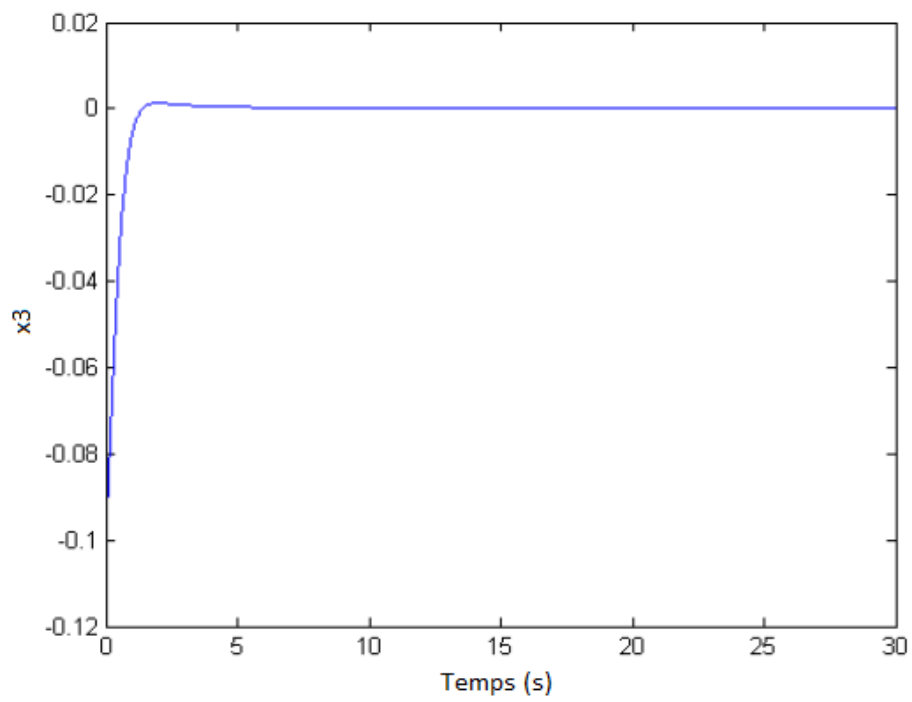


Figure 4.10 : Réponse d'état de $x_3(t)$

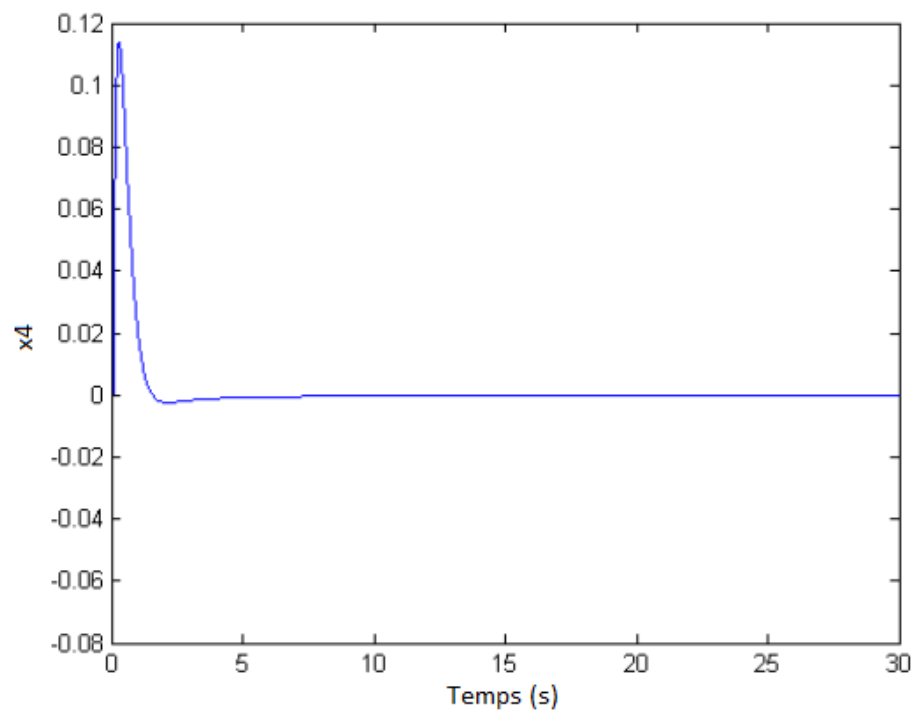


Figure 4.11 : Réponse d'état de $x_4(t)$

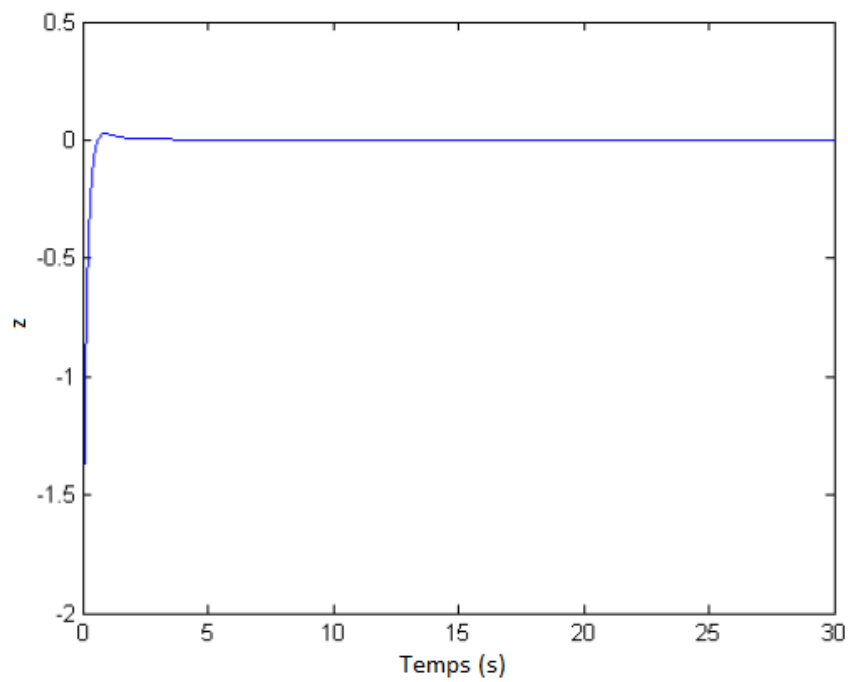


Figure 4.12 : Estimation de la sortie contrôlée $z(t)$

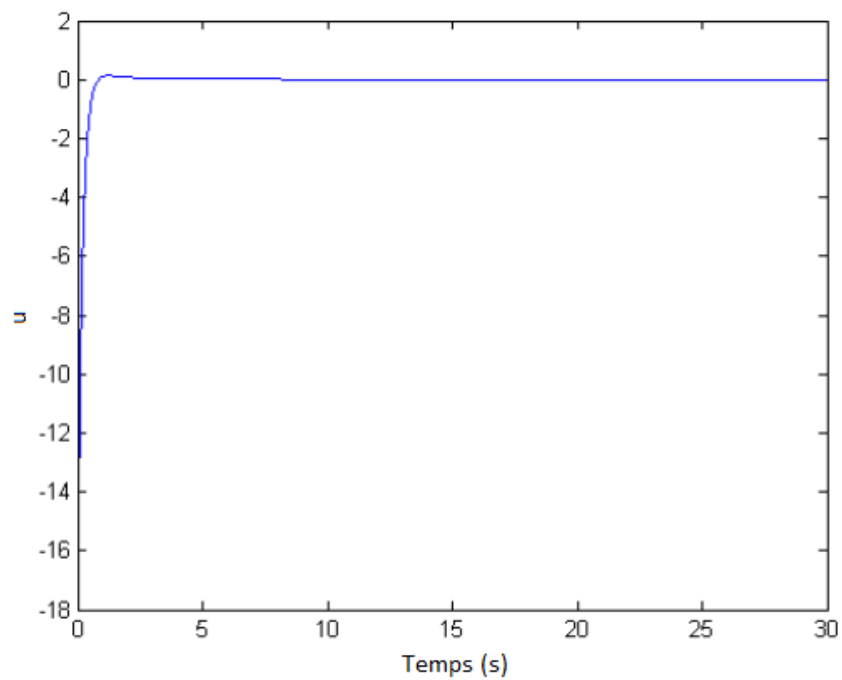


Figure 4.13 : Estimation de la loi de commande $u(t)$

A partir de ces résultats de simulation, on peut remarquer que le système, en boucle fermée, est asymptotiquement stable. Et par conséquent, contrairement aux méthodes de

conception des contrôleurs existantes, la nouvelle méthode proposée constitue également une bonne alternative.

4.4 Conclusion

Nous avons proposé, dans ce chapitre, deux lois de commandes robustes améliorées et synthétisées pour le modèle non linéaire du système éolien:

Dans cette première loi de commande, un contrôleur optimal et robuste appliquées au modèle à deux masses d'une éolienne à vitesse variable a été introduit au-dessus des conditions de fonctionnement de puissance nominale, afin d'améliorer l'énergie capturée par le vent. La technique consiste en une combinaison du contrôleur H^∞ avec la technique PSO. Cette approche a été ensuite sélectionnée pour optimiser le gain de contrôleur H^∞ . La stabilité de cette commande en boucle fermée a été démontrée théoriquement via les critères de Lyapunov. La comparaison avec le PSO-SMC classique a été réalisée en présence d'incertitudes et de perturbations externes. Les résultats de la simulation montrent que le PSO- H^∞ peut fournir une réponse transitoire plus rapide sans phénomène de réticence par rapport au PSO-SMC conventionnel.

La seconde loi de commande traite le problème du contrôleur H^∞ pour les systèmes à temps continu flou Takagi-Sugeno (TS) sur des gammes de fréquences finies (FF). La contribution de ce travail est de supposer que l'énergie de la perturbation est limitée sur les gammes de basse fréquence (BF)/ moyenne fréquence (MF)/ haute fréquence (HF) en utilisant le lemme généralisé de Kalman Yakubovich Popov (gKYP) et celui de Finsler. Nous avons introduit, par la suite, de nombreuses matrices de jeu, des conditions suffisantes moins conservatrices pour l'existence d'un contrôleur par retour d'état pour différentes gammes de fréquences finies (FF). Cette approche de fréquences finies a été proposée pour s'assurer que le système commandé est asymptotiquement stable. Un exemple numérique a été présenté pour montrer l'efficacité de l'approche proposée en fréquences finies. Les résultats obtenus ont montré une bonne performance en termes de stabilité.

Conclusion générale et perspectives

Les travaux présentés dans ce mémoire s'articulent dans le cadre de la conception des lois de commandes robustes et intelligentes désignées à une éolienne à vitesse variable ainsi que l'optimisation de l'énergie extraite du vent. Pour ce, nous avons pu concevoir et développer des systèmes de commande robuste permettant l'amélioration de la qualité de puissance transmise, la maximisation du rendement aérodynamique et la réduction des contraintes et des charges subies par les différents éléments de l'éolienne.

Dans ce travail, nous avons, tout d'abord, donné un aperçu général sur les outils intelligents ainsi que la commande par modes glissants, par la suite, nous avons décrit le principe de fonctionnement et la modélisation d'une éolienne à vitesse variable. Nous avons débuté le troisième chapitre par une définition des zones de fonctionnement de l'éolienne ainsi que les objectifs souhaités de la commande. On s'est limité, dans ce travail, au fonctionnement dans la zone II c'est-à-dire à vent faibles. Une loi de commande robuste par modes glissants combinés avec le contrôleur proportionnel intégral, les réseaux de neurones et l'algorithme par essaim particulaire a été présentée. Les réseaux de neurones ont été utilisés pour permettre une bonne description du système et pour surmonter le problème de réticence et de divergence en présence d'incertitudes assez larges. Les paramètres du système de commande ont été optimisés grâce à l'algorithme PSO. La stabilité du système en boucle fermée a été démontrée en utilisant la méthode de Lyapunov.

Le quatrième chapitre est divisé en deux parties : la première concerne la commande H^∞ et la seconde désigne l'approche des fréquences finies.

Toutefois, l'apparition d'un gain élevé conduit au phénomène de réticence, chose pour laquelle nous avons présenté dans un premier lieu, une nouvelle commande robuste par H^∞ à base de l'algorithme PSO. Cette approche est efficace pour rejeter les incertitudes et les perturbations externes, tout en garantissant la stabilité et la performance constante.

Nous avons utilisé, dans un second lieu, l'approche H^∞ pour les systèmes flous Takagi-Sugeno (TS) sur des plages de fréquences finies (FF). Nous avons conçu un nouveau contrôle de retour d'état dans des domaines spécifiques de fréquences finies tout en utilisant le lemme généralisé de Kalman Yakubovich Popov (gKYP), et le lemme de Finsler.

Les résultats de simulations obtenus ont été présentés afin de valider et de montrer l'efficacité des approches proposées.

En perspectives

- Ils seraient intéressant de faire une application des lois de commandes élaborées pour d'autres zones de fonctionnement de l'éolienne ;
- Une étude de la robustesse et de la stabilité de ces commandes dans un réseau réel (lorsque l'éolienne est intégrée au réseau électrique) serait très utile;
- Une application des approches proposées sur un système hybride éolien-photovoltaïque serait désirable;
- L'utilisation d'autres algorithmes d'optimisation efficace pour optimiser les gains de la commande serait intéressante.

Bibliographie

- [Abo-2017a] S. Aboulem, E-M. Boufounas, & I. Boumhidi, “Optimal tracking and robust intelligent based PI power controller of the wind turbine systems”, *The second International Conference on Intelligent Systems and Computer Vision (ISCV'17)*, IEEE, 2017.
- [Abo-2017b] S. Aboulem, F-E. Lamzouri, E-M. Boufounas, A. El Amrani and I. Boumhidi, “Optimized H_{∞} control for wind energy conversion system based on evolutionary algorithm”, *The 3rd International Conference on Electrical and Information Technologies (ICEIT)*.
- [Abo-2019] S. Aboulem, E-M. Boufounas, & I. Boumhidi, “Intelligent Proportional-Integral sliding mode control of wind turbine systems based particle swarm optimization”, *International Journal of Automation and Control (IJAAC)*, Vol. 13, No. 3, 2019.
- [Abo-2020] S. Aboulem, A. El-Amrani, I. Boumhidi, “Finite frequency H_{∞} control for wind turbine systems in T-S form”, *International Journal of Power Electronics and Drive Systems (IJPEDS)*, Vol. 11, No. 3, pp. 1313-1322, September 2020.
- [Abu-2008] N. Abu-Tabak «Stabilité dynamique des systèmes électriques multimachines: modélisation, commande, observation et simulation », Thèse de Doctorat de l'école centrale de LYON 19 Novembre 2008.
- [Ack-2000] T. Ackermann et al., “Wind energy technology and current status: A review,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 4, pp. 315-374, 2000.
- [Aim-2004] S. Al Aimani, “ Modélisation de différentes technologies d'éoliennes intégrées dans un réseau de moyenne tension”, Thèse de doctorat, École Centrale de Lille, 2004.
- [And-1967] B. Anderson, “A system theory criterion for positive real matrices,” *SIAM J Control* 5(2), 171–182, 1967.
- [Apk-1995] P. Apkarian, and G. Becker. “Self-scheduled H_{∞} control of linear parameter varying systems: a design example”, *Automatica*, tome 31, no 9, pp. 1251–1261, 1995.

- [Aza-2015]** A.T., Azar, and Q. Zhu. “Advances and Applications in Sliding Mode Control systems”, Studies in Computational Intelligence, Vol. 576, Springer-Verlag, Germany. ISBN: 978-3-319-11172-8, 2015.
- [Bab-2015]** A. Babazadeh, M. G. Shahbandi, S. R. Seyedalizadeh-Ganji, M. Joharianzadeh, “A PSO algorithm for continuous berth allocation problem”, *International Journal of Shipping and Transport Logisticsl (IJSTL)*, Vol. 7, No. 4, 2015.
- [Bar-2005]** M. Barić, I. Petrović, & N. Perić, “Neural network-based sliding mode control of electronic throttle,” *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 18(8), 951–961, 2005.
- [Bel-2010]** B. Beltran, « Contribution à la commande robuste des éoliennes à base de génératrices asynchrones double alimentation : Du mode glissant classique au mode glissant d'ordre supérieur », Thèse de doctorat, Université de Bretagne occidentale, France, 2010.
- [Ben-2007]** A. Benlatreche, “ Contribution à la commande robuste de systèmes à grande échelle d’enroulement de bandes flexibles ”, Thèse de Doctorat, Université Louis Pasteur, Strasbourg I, 26 Janvier 2007.
- [Ber-2017]** Y. Berrada, A. El Amrani, & I. Boumhidi, “Finite frequency TS fuzzy control for a variable speed wind turbine,” *14th International Multi- Conference on Systems, Signals & Devices (SSD)*, (pp. 505-510), IEEE, 20170.
- [Ber-2018]** Y. Berrada, “ Modélisation, commande et optimisation d’un système éolien ” Thèse de doctorat, Université Sidi Mohamed Ben Abdellah Fès, Maroc, 2018.
- [Bou-2005]** J. Boumhidi, “ Commande robuste par modes glissants de premier ordre et d’ordre supérieur : Application aux systèmes robotisés, ” Thèse de doctorat national en automatique, Université Sidi Mohamed Ben Abdellah, 2005.
- [Bou-2006]** B. Boukhezzar, “Les Stratégies de Commande pour l’Optimisation et la Régulation de Puissance des Eoliennes à Vitesse Variable, ” Thèse de doctorat, Université de Paris XI, France, 2006.
- [Bou-2012]** S. Bououden, M. Chadli, S. Filali, & A. El Hajjaji, “Fuzzy model based multivariable predictive control of a variable speed wind turbine: LMI approach. ” *Renewable Energy*, 37(1), 434-439, 2012.

- [Bou-2013]** E-M. Boufounas, J. Boumhidi, N. Farhane & I. Boumhidi, “ Neural network sliding mode controller for a variable speed wind turbine,” *Control and Intelligent Systems*, 41(4), 251–258, 2013.
- [Bou-2015]** E-M Boufounas, “Contribution à la commande robuste d’une éolienne à vitesse variable à base d’algorithmes d’apprentissage automatique, ” Thèse de doctorat, Université Sidi Mohamed Ben Abdellah Fès, Maroc, 2015.
- [Bon-1994]** P. M. M Bongers. “Modeling and Identification of Flexible Wind Turbines and a Factorizational Approach to Robust Control, ” PhD thesis, Delft University of Technology, June 1994.
- [Buh-2003]** M.D. Buhmann, ‘Radial basis functions: theory and implementations’, Cambridge: University Press, 2003.
- [Cam-2004a]** H. Camblong. Rodriguez vidal, and J. R. Puiggoli. “Principles of a simulation Model for a variable- speed pitch-regulated wind turbine”, *Wind Engineering*, vol. 28, no. 2, pp. 157 – 175, 2004.
- [Cam-2004b]** H. Camblong, “Minimisation de l’impact des perturbations d’origine éolienne dans la production d’électricité par des aérogénérateurs à vitesse variable, ” Thèse de doctorat, École Nationale Supérieure d’Arts et Métiers (ENSAM) Bordeaux, 2004.
- [Can-2004]** J.M. Canini. “ Les différentes technologies pour les générateurs éoliens ”. In Production décentralisée état et perspectives, Paris-Nord Villepinte, Club 15 : Réseau d’énergie électrique, 2004.
- [Car-1996]** R. Cardenas-Dobson. “Control of Wind TURBINE Using a Switched Reluctance Generator”, PhD thesis, University of Nottingham, 1996.
- [Che-1996]** B.S Chen, C.H. Lee and Y.C. Chang, “H infinity tracking design of uncertain nonlinear SISO systems: Adaptive fuzzy approach”. *IEEE Trans. Fuzzy syst.*, vol. 4, no. 1, pp. 32-43, 1996.
- [Cle-2002]** M. Clerc and J. Kennedy. “The particle swarm: explosion, stability, and convergence in multi-dimensional complex space”. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 6, pp. 58–73, 2002.

- [Don-2008]** J. Dong, & G.H. Yang, “State feedback control of continuous-time TS fuzzy systems via switched fuzzy controllers. ” *Information Sciences*, 178(6), 1680-1695, 2008.
- [Dun-2017]** Z. Duan, J. Zhou, & J. Shen, “Finite Frequency Filter Design for Nonlinear 2-D Continuous Systems in TS Form,” *Journal of the Franklin Institute*, 2017.
- [Ebe-2000]** R.C. Eberhart and Y.H. Shi. “Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization”, *In: Proceedings of the 6th IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pp. 84–88, IEEE Press, 2000.
- [Eke-1997]** T. Ekelund. “Modeling and Linear Quadratic Optimal Control of Wind Turbines,” PHD thesis, Chalmers University of Technology, Sweden, April 1997.
- [Ela-2004]** S. El-Aimani, “Modélisation de différentes technologies d’éoliennes intégrées dans un réseau de moyenne tension,” *Thèse de doctorat, Université des sciences et technologies de Lille*, 2004.
- [Ela-2016]** A. El-Amrani, A. Hmamed, B. Boukili, & A. El Hajjaji, “ H_∞ filtering of TS fuzzy systems in Finite Frequency domain,” *In Systems and Control (ICSC), 2016 5th International Conference on* (pp. 306-312). IEEE, 2016.
- [Ela-2017]** A. El-Amrani, B. Boukili, A. Hmamed & I. Boumhidi, “H1 model reduction for TS fuzzy systems with _finite frequency specifications. ” *In 2017 Intelligent Systems and Computer Vision (ISCV)* (pp. 1-7). IEEE, 2017.
- [Ern-1985]** J. Ernst and W. Leonhard. “Optimisation of wind energy output of variable speed wind turbines”. *In Wind Power 85*, San Francisco, CA, 1985.
- [Fen-2006]** G. Feng, “A survey analysis and design of model-based fuzzy control systems. ”, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 14(5), 676697, 2006
- [Fra-2005]** B. Francois, B. Robyns, E. De Jaeger, F. Minne, “Technologies d’éolienne de forte puissance connectée au réseau de moyenne tension”, *Revue REE*, no. 5, pp. 65-74, 2005.
- [Fu-1995]** L. Fu, “Neural Networks in Computer Intelligence ”, New York: McGraw-Hill, 1995.

- [Gah-1995] P. Gahinet, A. Nemirovskii, A.J. Laub, & M. Chilali, "LMI Control Toolbox User's Guide." The Mathworks, Natick, Massachusetts, 1995.
- [Gao-2017] H. Gao, S. Xue, S. Yin, J. Qiu & C. Wang,. "Output Feedback Control of Multi-rate Sampled-Data Systems With Frequency Specifications." IEEE Transactions on Control Systems Technology, 25(5), 1599-1608, 2017
- [Ger-2002] O. Gergaud, "Modélisation énergétique et optimisation économique d'un système de production éolien et photovoltaïque couplé au réseau et associé à un accumulateur," thèse de doctorat de l'école normale supérieure de CACHAN, décembre 2002.
- [Goo-2001] G.C. Goodwin, S.F. Graebe, M.E. Salgado. "Control System Design", Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 2001
- [Ham-2008] N. Hamdi, "Modélisation Et Commande Des Génératrices Eoliennes", thèse de doctorat d'Université MENTOURI de CONSTANTINE, 2008.
- [Han-1999] M. Hand and M. J. Balas. "Non-linear and linear model based controller design for variable-speed wind turbines". In *Proceeding of the 3rd ASME/JSME Joint Fluids Engineering Conference*, July 1999.
- [Hau-2006] E. Hau, "Wind Turbines: Fundamentals, Technologies, Application, Economics", Springer, Germany, 2006.
- [Heb-1949] D.O. "Hebb, The organisation of behaviour", Wiley, New-York, 1949.
- [Hei-1998] S. Heier. "Grid Integration of Wind Energy Conversion Systems". John Wiley & Sons Ltd, 1998.
- [Hep-1990] F. Heppner and U. Grenander. "A stochastic nonlinear odel for coordinated bird flocks". AAAS Publication, Washington, DC, 1990.
- [Hop-2000] B. Hopfensperger, D.J. Atkinson, & R.A. Lakin, "Stator-flux-oriented control of a doubly-fed induction machine with and without position encoder," *IEE Proceedings - Electric Power Applications*, 147,241-250, 2000.
- [Hua-2007] D. Huang, & S.K. Nguang, "Static output feedback controller design for fuzzy systems: An ILMI approach." *Information Sciences*, 177(14), 3005-3015, 2007

- [Ken-1995] J. Kennedy and R. C. Eberhart. "Particle Swarm Optimization". In : *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks IV*, pp. 1942–1948, Perth, Australia, November 1995.
- [Isi-1995] A. Isidori. "Nonlinear Control Systems". Springer-Verlag, London, 1995.
- [Iwa-2003] T. Iwasaki, G. Meinsma, & M. Fu, "Generalized S-procedure and finite frequency KYP lemma", *Math Probl Eng*, 6,305–320, 2000
- [Iwa-2005] T. Iwasaki, & S. Hara, "Generalized KYP lemma: unified frequency domain inequalities with design applications," *IEEE Transactions on automatic control*, 50(1), 41–59, 2005.
- [Iwa-2015] T. Iwasaki, "KYP Lemma and Generalizations/Applications," *Encyclopedia of Systems and Control: Springer London*, pp. 608–614, 2015.
- [Jia-2010] B. Jiang, Z. Mao, & P. Shi, "H1 filter design for a class of networked control systems via T-S fuzzy model approach. ," *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 18(1), 201208, 2010.
- [Jin-2013] C. JinXing, "Support vector regression based on optimal training subset and adaptive particle swarm optimization algorithm," *Applied Soft Computing*, vol. 13, no. 8, pp.3473–3481, 2013.
- [Joh-2001] G. L. Johnson. "Wind Energy Systems. Manhattan", KS, Electronic edition, December, 2001.
- [Kal-1963] R. Kalman, "Lyapunov functions for the problem of Lur'e in automatic control," *Proc Natl Acad Sci*, 49(2), 201–205, 1963.
- [Ken-1995] J. Kennedy and R. C. Eberhart. "Particle Swarm Optimization". In : *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks IV*, Perth, Australia, November, pp. 1942–1948, 1995.
- [Ken-1998] J. Kennedy. "The behavior of particles". In : *Proceedings of the 7th Conference on Evolutionary Computation*, LNCS, Springer, pp. 581–589, 1998.
- [Kim-2008] S.H. Kim, & P. Park, " H1 State-Feedback Control Design for Fuzzy Systems Using Lyapunov Functions With Quadratic Dependence on Fuzzy Weighting Functions. " *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 16(6), 1655-1663, 2008.

- [Kui-2002] G. Van kuik, “Is Research Ready? What Drives the Developments?”, *Global Wind Power Conference Proceedings*, Paris, 2002.
- [Eke-1997] T. Ekelund. “Modeling and Linear Quadratic Optimal Control of Wind Turbines”. PHD thesis, Chlmers University of Technology, Sweden, April 1997.
- [Ern-1985] J. Ernst and W. Leonhard. “Optimisation of wind energy output of variable speed wind turbines”. In *Wind Power 85*, San Francisco, CA, 1985.
- [Kou-2017] M. Koumir, “ Commande intelligente d’une éolienne à vitesse variable ” Thèse de doctorat, Université Sidi Mohamed Ben Abdellah Fès, Maroc, 2017.
- [Kun-1994] P. Kundur, “Power System Stability and Control,” *New York: McGraw- Hill*, 1994.
- [Lam-2007] J. Lam, & S. Zhou, “Dynamic output feedback H1 control of discrete-time fuzzy systems: a fuzzy-basis-dependent Lyapunov function approach. ” *International Journal of Systems Science*, 38(1), 25-37, 2007.
- [Lav-2003] L. Lavigne, “ Outils d’analyse et de synthèse des lois de commande robustes des systèmes dynamiques plats ”, Thèse de Doctorat, Université Bordeaux I, 17 Juin 2003.
- [Lee-2006] H.J. Lee, J.B. Park, & Y.H. Joo, “Robust load-frequency control for uncertain nonlinear power systems: A fuzzy logic approach”. *Information Sciences*, 176(23), 3520- 3537, 2006.
- [Lei-2000] W. E Leithead “Control of variable speed wind turbines: design task”. *International Journal Of Control*, vol. 73, no.13, pp. 1189-1212, 2000.
- [Lev-2003] A. Levant, “Universal Higher-order Sliding Modes, differentiation and Output feedback control”, *Int. J. of control*, vol. 76, no. 9/10, pp. 924–941, 2003.
- [Li-2016] S. Li, H. Wang, T. Tian, A. Aitouch, and J. Klein, ‘Direct power control of DFIG wind turbine systems based on an intelligent proportional-integral sliding mode control’, *ISA Transactions*, <http://dx.doi.org/10.1016/j.isatra.2016.06.003>, 2016.
- [Lin-2008] C. Lin, Q.G. Wang, T.H. Lee, & Y. He, “ Design of Observer-Based H1 Control for Fuzzy Time-Delay Systems. ” *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 16(2), 534-543, 2008.

- [Lon-2016] Y.Ye.D Long, & P.F. Xu, "Finite frequency filtering for networked systems with time-varying delays under multi-packet transmission," In *Industrial Electronics Society, IECON 2016-42nd Annual Conference of the IEEE* (pp. 6794-6799). IEEE, 2016.
- [Ma-1997] X. Ma. "Adaptive Extremum Control And Wind Turbine Control". PHD thesis. Denmark. May 1997.
- [Mah-1999] O. Mahmoudi, N. Madani, M. F Benkhoris and F. Boudjema, "Cascade sliding mode control of a field oriented induction machine drive", *The European Physical journal*, April 1999.
- [Mam-1977] E. MAMDANI, "Application of fuzzy logic to approximate reasoning using linguistic systems," *Fuzzy Sets and Systems*, 26, 1182-1191, 1977.
- [Mas-2015] S. Massou, E-M. Boufounas, & I. Boumhidi, "Optimized Neural Network Sliding Mode Control for Two Links Robot Using PSO Technique," *Springer International Publishing Switzerland 2016, Proceedings of the Mediterranean Conference on Information & Communication Technologies 2015*, pp. 49-55, 2015.
- [McC-1943] W.S. McCulloch and W. Pitts, "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity", *Bulletin of Math. Biophysics*, vol. 5, pp. 115-133, 1943.
- [Mes-2002] A. Messaoudi, "*Modélisation et Commande d'un Actionneur synchrone*", Thèse de Magister, Université de Batna, Algérie, 2002.
- [Mut-2005] I. Muteanu, N.A. Cutululis, A.I. Bratcu and E. Ceanga, "Optimisation of variable speed wind power systems based on LQG approach", *Control Engineering practice*, vol. 13, no. 7, pp. 903-912, 2005.
- [Ngu-2003] S.K. Nguang, P. Shi, "H ∞ fuzzy output feedback control design for nonlinear systems: An LMI approach". *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 11, no. 3, pp.331-340, 2003.
- [Oli-2001] M.C. Oliveira, & R.E. Skelton, "Stability tests for constrained linear systems." In *Perspectives in robust control* (pp. 241-257). Springer, London, 2001

- [Ozc-1999] E. Ozcan and C. Mohan. "Particle Swarm Optimization : surfing the waves". In : *Proceeding of the 1999 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, IEEE Press, Washington, DC, USA, pp. 1939–1944, 1999.
- [Pat-1999] R. M. Patel, "Wind and solar power systems ", CRC Press, 1999.
- [Ped-1984] W. PEDRYCZ, "An identification algorithm in fuzzy relational systems," *Fuzzy Sets and Systems*, 13, 153-167, 1984.
- [Pee-2003] E. S. Peer, A. P. Engelbrecht, and F. Van Den Bergh. "Using neighborhoods with the guaranteed convergence PSO". In : *Proceedings of the IEEE Swarm intelligence Symposium 2003 (SIS'03)*, pp. 235–242, IEEE Press, Indianapolis, Indiana, USA, 2003.
- [Pen-1996] R. Pena, J.C. Clare, & G.M. Asher, "Doubly fed induction generator using back-to-back PWM converters and its application to variable-speed wind-energy generation," *IEE Proceedings - Electric Power Applications*, 143,231-241, 1996.
- [Poi-2003] F. Poitiers, " Etude et commande de génératrices asynchrones pour l'utilisation de l'énergie éolienne", thèse de doctorat de l'université de Nantes, soutenue le 19/12/2003.
- [Ran-1996] A. Rantzer, "On the Kalman-Yakubovich-Popov lemma," *Systems & Control Letters*, 28(1), 7-10, 1996.
- [Rey-1987] W. Craig Reynolds. "Flocks, herds, and schools: A distributed behavioral model. *Computer Graphics*", 21(4): 25–34, 1987.
- [Rob-1997] E.S. Robert, T. Iwasaki & E. Dimitri. "A Unified Algebraic Approach to Linear Control Design. " London, UK: Taylor & Francis, 1997.
- [Ros-1958] F. Rosenblatt, "The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain", *Psychological Review*, vol. 65, no. 6, pp. 386-408, 1958.
- [Ros-1998] C. Rosental, "Histoire de la logique floue une approche sociologique des pratiques de démonstration," *Revue de synthèse*, 119(4), 575-602, 1998.
- [Rud-2015] V.R.R. Rudraraju, C. Nagamani, & G.S. Ilango, "A control scheme for improving the efficiency of DFIG at low wind speeds with fractional rated

- converters,” *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 70, 61-69, 2015.
- [Rum-1986]** D.E. Rumelhart, et J. L. McClelland, “Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition”, vol. 1. M.I.T. Press. 1986.
- [Sag-1998]** C. Saget, “ La variation électronique de vitesse au service de la production d’énergie électrique par éolienne ”, *REE*, vol. 7, pp.42-48, 1998.
- [Sal-1998]** S.A. Salle, D. Reardon, W.E. Leithead, and M.J. Grimble. “Review of wind turbine control”. *International Journal of control*, vol. 52, no 6, pp. 1295-1310, 1990
- [She-2011]** Y. She, X. She, and M.E. Baran, ‘Universal tracking control of wind conversion system for purpose of maximum power acquisition under hierarchical control structure’, *IEEE Trans. Energy Convers*, Vol. 26, pp.766-775, 2011.
- [Sir-1988]** H. Sira-Ramirez, “Differential geometric methods in variable structure control”, *Int. J of control*, vol. 48, no. 4, pp. 1359-1390, 1988.
- [Slo-1983]** J.J. Slotine and S.S. Sastry, “Tracking control of nonlinear system using sliding Surface, with application to robotic manipulators”, *Int. Jour. of Control*, vol. 38, pp. 465-492, 1983.
- [Slo-1984]** J.J.E. Slotine, “Sliding controller design for nonlinear systems”, *Int.Jour. of Cont.*, vol. 40, no. 2, pp. 421-434, 1984.
- [Slo-1991]** J.J.E. Slotine and W. Li. “Applied nonlinear control”, Prentice-Hall Englewood Cliffs, New Jersey, vol. 461. 1991.
- [Son-2000]** Y.D. Song, B. Dhinakaran, and X.Y. Bao, ‘Variable speed control of wind turbines using nonlinear and adaptive algorithms’, *J. Wind Eng. Ind. Aerodyn*, Vol.85, No. 3, pp.293-308, 2000.
- [Sun-2011]** W. Sun, H. Gao, & O. Kaynak, “Finite Frequency H_∞ Control for Vehicle Active Suspension Systems,” *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 19(2), 416-422, 2011.
- [Tag-1985]** T. Takagi, & M. Sugeno, “Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. ” *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, (1), 116-132, 1985.

- [Tin-2006] C.S Ting, "Stability analysis and design of Takagi-Sugeno fuzzy systems. " Information Sciences, 176(19), 2817-2845, 2006.
- [Tre-2003] I. C. Trelea. "The particle swarm optimization algorithm : convergence analysis and parameter selection". *Information Processing Letters*, vol. 85, no. 6, pp. 317–325,2003.
- [Utk-1992] V. Utkin. "Sliding modes in control optimization". Springer Verlag, USA 1992.
- [Utk-1993] V.I. Utkin, "Sliding mode control design principles and applications to electric drives," *Industrial Electronics, IEEE Transactions*, 40, 23-36, 1993.
- [Utk-1996] V. Utkin, V and J. Shi, 'Integral sliding mode in systems operating under uncertainty conditions', *Digests 35th Annual Conf. IEEE on Decision and Control*, pp. 4591-4596, 1996.
- [Utk-1999] V. Utkin, J. Guldner, and J. Shi, 'Sliding Mode Control in Electromechanical System', London: Taylor & Francis, 1999.
- [Utk-2013] V.I. Utkin, "Sliding modes in control and optimization," *Springer Science & Business Media*, 2013.
- [Van-2001] F. Van Den Bergh. "An Analysis of Particle Swarm Optimizers". PhD thesis, Faculty of Natural and Agricultural Sciences, University of Pretoria, South Africa, 2001.
- [Vih-2002] H. Vihriälä. "Control of variable speed wind turbines". PhD thesis, Tampere university of technology, November 2002.
- [Vri-1983] . D. Vries, "On the theory of the horizontal axis wind turbine ", *Ann. Rev. Fluid. Mech.* Vol. 983, no. 15, pp. 77-96. 1983.
- [Wan-1992] L.X. Wang, "Fuzzy systems are universal approximators ", *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 11631170, 1992.
- [Wan-2013] H. Wang, L.Y. Peng, H.H. Ju, & Y.L. Wang, " H1 state feedback controller design for continuous-time TS fuzzy systems in finite frequency domain ". *Information Sciences*, 223, 221-235, 2013.

- [Wan-2015] R. Wang, et. al. "Optimization and finite-frequency H_∞ control of active suspensions in in-wheel motor driven electric ground vehicles," *Journal of the Franklin Institute*, 352(2), 468–484, 2015.
- [Wei-2009] G. Wei, G. Feng, & Z. Wang, Robust H_1 Control for Discrete-Time Fuzzy Systems With In finite-Distributed Delays. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 17(1), 224-232, 2009.
- [Xu-2016] J. Xu, C. Cai, G. Cai, & Y, "Robust H_∞ control for miniature unmanned aerial vehicles at hover by the finite frequency strategy," *IET Control Theory & Applications*, 10(2), 190-200, 2016.
- [Xu-2017] S. Xu, G. Sun, & W. Sun, "Fault-Tolerant Finite Frequency H_∞ Control for Uncertain Mechanical System with Input Delay and Constraint," *Asian Journal of Control*, 19(2), 765-780, 2017.
- [Yan-2007] Y.S. Yanga, and X.F. Wang, "Adaptive H^∞ tracking control for a class of uncertain nonlinear systems using radial-basis-function neural networks," *Neurocomputing*, vol. 70, nos. 4–6, pp.932–941, 2007.
- [Yil-2009] A.S. Yilmas, and Z. Ozer, 'Pitch angle control in wind turbines above the rated wind speed by multi-layer perceptron and radial basic function neural networks', *Expert Systems with Applications*, Vol. 36, No. 6, pp.9767–75, 2009.
- [Zad-1965] L.A. Zadeh, "Fuzzy sets," *Information and Control*, 8(3), 338-359, 1965.
- [Zam-1981] G. Zames, "Feedback and optimal sensitivity: Model reference transformations, multiplicative seminorms, and approximations," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 26, issue N°4, 1981.
- [Zha-2012] H. Zhang, Y. Shi, & A.S. Mehr, "On H_1 Filtering for Discrete-Time Takagi-Sugeno Fuzzy Systems". *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 20(2), 396-401, 2012.
- [Zha-2014] H. Zhang, R. Wang, J. Wang, & Y. Shi, Y. "Robust finite frequency H_∞ static-output-feedback control with application to vibration active control of structural systems," *Mechatronics*, 24(4), 354-366, 2014.
- [Zhe-2003] Y. Zheng, L. Ma, L. Zhang, and J. Qian. "On the convergence analysis and parameter selection in particle swarm optimization". *In: Proceedings of*

International Conference on Machine Learning and Cybernetics 2003, pp. 1802– 1807, 2003.

- [Zou-2015]** Y. Zou, & X. Lei, “A compound control method based on the adaptive neural network and sliding mode control for inertial stable platform,” *Neurocomputing* 155, 286–294, 2015.

Annexe A

Aérodynamique de l'éolienne

A.1 Puissance aérodynamique

Soit dm une masse d'air homogène, de densité ρ , contenue dans un cylindre horizontal, dont l'une des sections S est la surface balayée par le rotor, de longueur dl , incidente sur le rotor à une vitesse v , comme illustré dans la figure A.1.

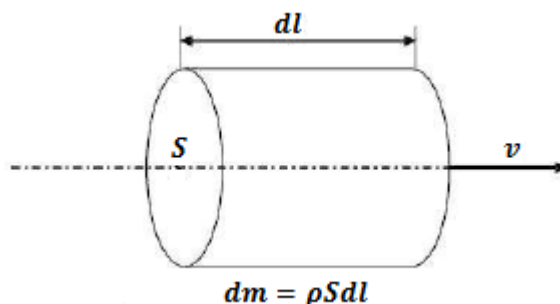


Figure A.1- Colonne d'air incidente sur le rotor

L'énergie cinétique de cette colonne est donnée par :

$$dE_c = \frac{1}{2} \rho S dl v^2 \quad (\text{A.1})$$

En substituant $dl = v dt$ dans l'équation (A.1), la puissance transmise par cette masse s'écrit :

$$P_{a0} = \frac{dE_c}{dt} = \frac{1}{2} \rho S v^3 \quad (\text{A.2})$$

Puisqu'on ne peut pas extraire la totalité de la puissance contenue dans le vent, une partie seulement est transmise au rotor.

Le coefficient de puissance du rotor appelé aussi « facteur de rendement aérodynamique » est ainsi définie comme suit :

$$C_p = \frac{P_a}{P_{a0}} = \frac{P_a}{\frac{1}{2}\rho S v^3} \quad (\text{A.3})$$

Ce rapport donne la proportion de l'énergie cinétique du flux d'air qui est transformé en énergie mécanique.

Par conséquent, la puissance aérodynamique extraite du rotor est donné par la forme suivante :

$$P_a = \frac{1}{2}\rho S v^3 C_p \quad (\text{A.4})$$

A.2 Caractéristique de l'éolienne

Nous avons testé, dans cette thèse, nos algorithmes sur une éolienne à axe horizontal et à vitesse variable. Le tableau ci-dessous présente les caractéristiques fondamentales de cette dernières [Bou-2006]:

Paramètre	Signification
Diamètre du rotor	43.3 m
Rapport de transmission	43.165
Hauteur du moyeu	36.6 m
Puissance électrique nominale	600 kW
Vitesse nominale du rotor	42 tr/min
Couple maximal du générateur	162 kN.m
Vitesse maximale du rotor	43 tr/min
Vitesse maximale du système de calage	19°/s
Maximum de l'angle de calage	30°
Minimum de l'angle de calage	-5°

Tableau A.1- Caractéristiques de l'éolienne

A.3 Coefficient de puissance de l'éolienne

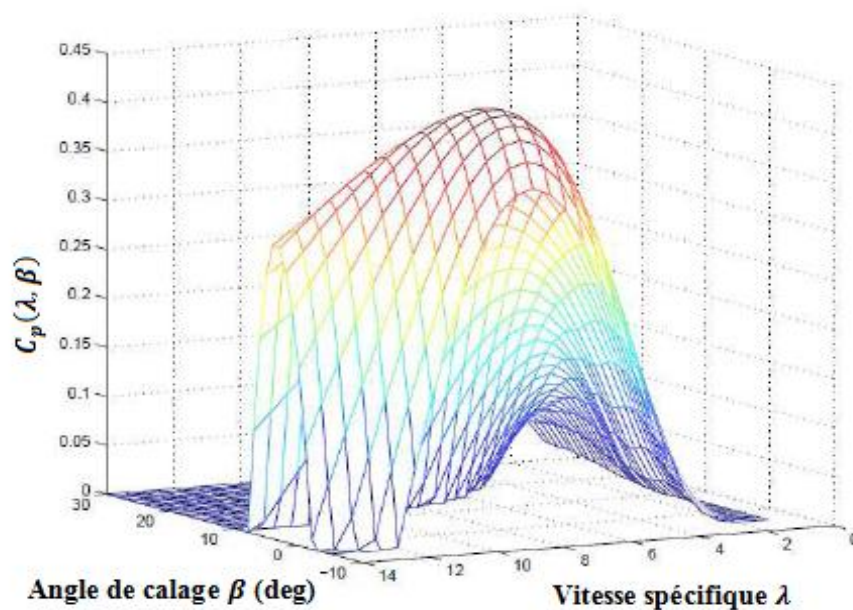


Figure A.2- Coefficient de puissance $C_p(\lambda, \beta)$

A.4 Coefficient de couple de l'éolienne

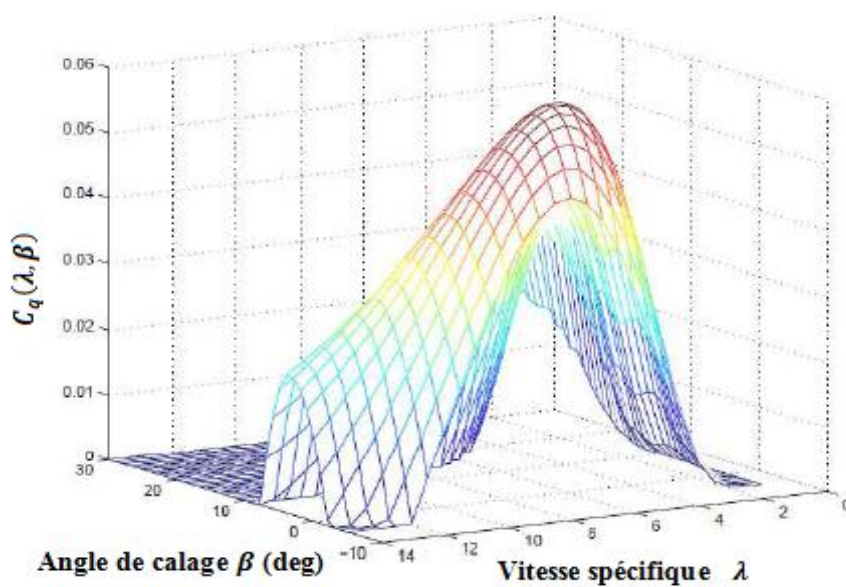


Figure A.3- Coefficient de couple $C_q(\lambda, \beta)$

A.5 Modèle à deux masses

Paramètre	Signification
$R = 21.65m$	Rayon du rotor
$\rho = 1.29kg/m^3$	Masse volumique de l'air
$J_r = 3.25 \times 10^5 kg.m^2$	Inertie des masses du coté du rotor
$J_g = 34.4kg.m^2$	Inertie des masses du coté de la génératrice
$K_r = 27.36N.m/rad/s$	Coefficient de frottements visqueux externes du rotor
$K_g = 0.2N.m/rad/s$	Coefficient de frottements visqueux externes de la génératrice
$K_{ls} = 9500N.m/rad/s$	Coefficient de frottements visqueux externes de l'arbre lent
$B_{ls} = 2.691 \times 10^5 N.m/rad$	Coefficient de torsion de l'arbre lent
$n_g = 43.165$	Rapport de transmission du multiplicateur

Tableau A.2- Paramètres du modèle à deux masses

A.6 Modèle à une masse

Paramètre	Signification
$R = 21.65m$	Rayon du rotor
$\rho = 1.29kg/m^3$	Masse volumique de l'air
$J_t = 3.92 \times 10^5 kg.m^2$	Inertie de la turbine
$K_t = 400N.m/rad/s$	Coefficient de frottements visqueux

Tableau A.3- Paramètres du modèle à une masse