



Université Sidi Mohammed Ben Abdellah
Faculté des Sciences Dhar El Mahraz - Fès
Centre d'Etudes Doctorales
"Sciences et Technologies"



Formation Doctorale : STIC
Spécialité : Génie électrique
Laboratoire : Signaux-Systèmes et Informatique

THESE DE DOCTORAT

Présentée par

K O U M I R M i l o u d

Commande Intelligente d'une Éolienne à Vitesse Variable

Soutenue le 30 /09 / 2017 devant le jury composé de :

Pr. Abdelmajid SAKA	ENSA, Fès	Président
Pr. Mohammed BENBRAHIM	Faculté des Sciences Dhar El Mahraz, Fès	Rapporteur
Pr Ahmed ROUKHE	Faculté des Sciences, Meknès	Rapporteur
Pr. Adil BROURI	ENSAM, Meknès	Rapporteur
Pr. Mohammed Nabil KABBAJ	Faculté des Sciences Dhar El Mahraz, Fès	Examineur
Pr. Ahmida CHIKHAOUI	Ecole Normale Supérieure, Fès	Examineur
Pr. Ismail BOUMHIDI	Faculté des Sciences Dhar El Mahraz, Fès	Directeur de thèse

*A mon père,
A ma mère,
A ma femme et mes filles,
A toute ma famille,
A mes amis.*

REMERCIEMENTS

Les travaux présentés dans ce mémoire ont été effectués au sein du laboratoire d'Electronique, Signaux-Systèmes et d'Informatique de la Faculté des Sciences Dhar El Mahraz de Fès.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude et mes remerciements les plus sincères à mon Directeur de thèse Monsieur Ismail BOUMHIDI, Professeur à la Faculté des Sciences Dhar El Mahraz de Fès, pour m'avoir encadré et soutenu tout au long de cette période.

Mes sincères remerciements aux Messieurs : Mohammed BENBRAHIM, Professeur à la Faculté des Sciences Dhar El Mahraz Fès, Ahmed ROUKHE, Professeur à la Faculté des Sciences Meknès et Adil BROURI, Professeur à l'ENSAM de Meknès, d'avoir pris le temps de juger ce travail et de m'avoir fait l'honneur d'être rapporteurs de ma thèse.

Je tiens également à remercier Monsieur, Mohammed Nabil KABBAJ, Professeur à la Faculté des Sciences Dhar El Mahraz Fès et Monsieur Ahmida CHIKHAOUI Professeur et vice-directeur de l'Ecole normale Supérieure de Fès, pour avoir accepté d'examiner ce travail et de faire partie du jury.

Je remercie Monsieur Abdelmajid SAKA, Professeur à L'École Nationale des Sciences Appliquées de Fès, pour avoir accepté de me faire l'honneur de présider le jury de ma soutenance.

Mes remerciements vont à Monsieur Jawad BOUMHIDI, Professeur à la Faculté des Sciences Dhar El Mahraz de Fès et à tous ceux qui m'ont soutenu ou qui, d'une manière ou d'une autre, ont contribué à l'élaboration de ce travail.

Enfin, aucun mot ne sera jamais assez fort pour exprimer tout ce que je dois à ma femme qui m'a accompagné tout au long de ce travail par son soutien inconditionnel de tous côtés et à mes trois petites filles Oumayma, Aya et Hiba.

Sommaire

Introduction générale.....	1
CHAPITRE I ETAT DE L'ART ET MODELISATION D'UNE EOLIENNE AVITESSE VARIABLE	
I.1 Introduction.....	8
I.2 Etat de l'art sur les technologies éoliennes.....	9
I.2.1 Différentes technologies des éoliennes.....	10
I.2.1.1 Eoliennes à axe vertical et éoliennes à axe horizontal.....	10
I.2.1.1.1 Turbines éoliennes à axe vertical (VAWT).....	10
I.2.1.1.2 Turbines éoliennes à axe horizontal (HAWT).....	10
I.2.1.1.2.1 Les HAWT à marche lente ou à marche rapide.....	12
I.2.1.1.2.2 Les HAWT à vitesse fixe ou à vitesse variable.....	12
I.2.1.1.2.3 Comparaison axe vertical – axe horizontal.....	15
I.2.1.2 Taille de l'éolienne.....	16
I.2.1.3 Impact sur l'environnement.....	16
I.2.2 Principaux composants d'une turbine éolienne à axe horizontal.....	17
I.2.2.1 La tour ou le mât.....	18
I.2.2.2 Le rotor.....	18
I.2.2.3 La nacelle.....	18
I.2.3 La Puissance extraite du vent.....	19
I.2.3.1 L'énergie disponible.....	19
I.2.3.2 L'énergie récupérable.....	20
I.2.3.3 La théorie de BETZ.....	21
I.2.3.4 La limite de BETZ.....	22
I.2.3.5 Le couple aérodynamique.....	23
I.3 Modélisation aérodynamique et mécanique d'une éolienne.....	24

Sommaire

I.3.1	Le vent.....	24
I.3.2	Le dispositif d'entraînement.....	24
I.3.2.1	Modèle à deux masses.....	25
I.3.2.2	Modèle à une masse.....	29
I.4	CONCLUSION.....	31

CHAPITRE II GENERALITES SUR LES TECHNIQUES D'AUTOMATIQUE ET LES ALGORITHMS UTILISEES

II.1	Introduction.....	32
II.2	Théorie de la commande par modes glissants.....	34
II.2.1	Principe de la commande par modes glissants.....	35
II.2.1.1	Définition du régime glissant.....	36
II.2.1.2	Degré relatif et choix de la surface de glissement.....	37
II.2.1.3	Synthèse de la loi de commande.....	39
II.2.2	Robustesse des modes glissants.....	39
II.2.3	Le phénomène de réticence ou « Chattering »	40
II.2.3.1	Méthode de la commande équivalente.....	40
II.2.3.2	Méthode de la couche limite.....	42
II.3	Généralités sur les réseaux de neurones artificiels (RNA).....	43
II.3.1	Composant : le neurone formel.....	44
II.3.1.1	Structure.....	44
II.3.1.2	Comportement.....	45
II.3.2	Structures des réseaux de neurones.....	47
II.3.2.1	Réseaux acycliques.....	47
II.3.2.1.1	Le réseau de neurones à une couche cachée de sigmoïdes et un neurone de sortie linéaire 'Single-hidden Layer Feed-forward Neural Networks' (SLFFNN)	49
II.3.2.1.2	Réseaux de neurones de régression généralisée.....	50
II.3.2.2	Réseaux de neurones dynamiques ou réseaux récurrents.....	53
II.3.3	Apprentissage des réseaux de neurones.....	54

Sommaire

II.3.3.1 Apprentissage supervisé.....	55
II.3.3.2 Apprentissage non supervisé.....	57
II.3.3.3 Apprentissage par renforcement.....	57
II.3.3.4 La machine extrême d'apprentissage ELM.....	58
II.3.3.4.1 Formalisation.....	59
II.3.3.4.2 Apprentissage du SLFFNN.....	61
II.3.3.4.2.1 Apprentissage à base de gradient conventionnel.....	61
II.3.3.4.2.2 Apprentissage basé sur la minimisation de la norme par les moindres carrées	62
II.3.3.4.2.3 Algorithme ELM.....	63
II.4 Optimisation par essaim de particules.....	64
II.4.1 Optimisation par essaim de particules PSO.....	64
II.4.2 Optimisation adaptative par essaim de particules APSO.....	66
II.5 CONCLUSION.....	67
 CHAPITRE III COMMANDE INTELLIGENTE ROBUSTE DE LA TURBINE EOLIENNE A VITESSE VARIABLE	
 III.1 INTRODUCTION.....	68
III.2 Zones de fonctionnement et objectifs de commande.....	70
III.3 Modèle mathématique de l'éolienne utilisé.....	73
III.4 Commande par combinaison des modes glissants standards et les réseaux de neurones de régression généralisée.....	74
III.4.1 Synthèse de la commande équivalente par modes glissants.....	74
III.4.2 Synthèse de la commande totale par modes glissants.....	75
III.4.3 Amélioration de la connaissance du système par les GRNN.....	77
III.4.3.1 Structure du réseau GRNN utilisé.....	77
III.4.3.2 Synthèse de loi de commande intelligente GRNNsM.....	79
III.4.4 Structure de la commande intelligente GRNN-SMC.....	80
III.4.5 Résultats de simulations.....	81
III.4.5.1 Résultats de simulations avec un profil du vent lentement variable...	82
III.4.5.2 Résultats de simulations avec un profil du vent rapidement variable...	85

Sommaire

III.4.5.3 Interprétation.....	88
III.5 Commande robuste intelligente par combinaison des modes glissants à action intégrale et la machine d'extrême apprentissage..	88
III.5.1 Performances des modes glissants à action intégrale.....	88
III.5.2 Adaptation du modèle mathématique de l'éolienne à la stratégie de Commande.....	89
III.5.3 Estimation de la fonction F(X) par l'algorithme ELM.....	90
III.5.4 Synthèse de la loi de commande ISMC-ELM.....	92
III.5.5 Résultats de simulation.....	94
III.5.5.1 Poursuite des références.....	94
III.5.5.2 Robustesse.....	99
III.6 CONCLUSION.....	102
 CHAPITRE IV COMMANDE EN CASCADE INTELLIGENTE ET OPTIMALE D'UN SCEE ÉQUIPÉ D'UNE MADA	
IV.1 INTRODUCTION.....	103
IV.2 Conception du contrôleur optimal à base des modes glissants et les algorithmes ELM et APSO pour le modèle à deux masses.....	105
IV.2.1 Génération de la base de données pour l'apprentissage hors ligne de l'algorithme ELM.....	106
IV.2.2 Description de la loi commande proposée.....	107
IV.2.3 Résultats de simulation.....	110
IV.2.3.1 Comparaison des commandes T_{em}^{ELM-SM} et la commande classique SMC....	110
IV.2.3.2 Comparaison des commandes proposées $T_{em}^{ELM-SM^*}$ optimisée par APSO et la commande T_{em}^{ELM-SM} sans optimisation.....	111
IV.3 Commande en cascade intelligente optimale du SCEE basé sur une MADA.....	113
IV.3.1 Modèle utilisé pour la boucle externe.....	114
IV.3.2 Modèle de la MADA avec orientation du flux destiné pour la boucle interne.	115
IV.3.3 Reformulation du problème.....	117

Sommaire

IV.3.4 Contrôle MPPT Sous-synchrone.....	117
IV.3.4.1 Génération des exemples pour l'apprentissage hors ligne du SLFFNN	118
IV.3.4.2 Calcul de la composante intelligente du MPPT.....	118
IV.3.4.3 Calcul de composante robuste de MPPT à base des modes glissants Standards.....	119
IV.3.5 Contrôle coté rotor (RSC) de la MADA.....	120
IV.3.5.1 Réglage de la MADA.....	121
IV.3.5.2 Dimensionnement du régulateur PI par la méthode de compensation des pôles.....	122
IV.3.5.3 Amélioration du découplage par ELM et APSO.....	124
IV.3.5.3.1 Estimation du terme u_g par l'algorithme ELM.....	124
IV.3.5.3.2 Optimisation des paramètres du régulateur PI par l'algorithme APSO.....	125
IV.3.5.3.3 Schéma global de l'amélioration de la commande vectorielle de la MADA.....	125
IV.3.5.4 Schéma de contrôle en cascade global du système éolien complet.....	125
IV.3.6 Résultats de simulation et interprétation.....	126
IV.3.6.1 Suivi des références en présence d'un vent de forte turbulence.....	126
IV.3.6.2 Robustesse.....	129
IV.4 Conclusion.....	131
 CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES.....	 133
 ANNEXE	 136
REFERENCES.....	140
RESUME	152
ABSTRACT	153

Références personnelles

Publications :

- M. Koumir, A. E. Bakri, and I. Boumhidi, “Integral Sliding Mode Control Based on Extreme Learning Machine for a Wind Turbine”, *Control and Intelligent Systems*, 45(3), 2017.
- M. Koumir, A. E. Bakri, and I. Boumhidi, “Cascading Control Based on Intelligent Algorithms for a Wind Turbine Equipped with a Doubly-Fed Induction Generator”, 10(4), pp. 332-340. *International Review of Automatic Control (IREACO)*.
- E. M. Boufounas, M. Koumir and I. Boumhidi, “Optimal Intelligent Control for a Variable-Speed Wind Turbine Using General Regression Neural Network and Adaptive PSO Algorithm”, *International Journal of Intelligent Engineering Informatics*, 4(3/4), pp. 267-285, 2016.
- A. E. Bakri, M. Koumir and I. Boumhidi “Extreme Learning Machine based Nonlinear Observer for Fault Detection and Isolation of Wind Turbine”, *Australian Journal of Electrical and Electronics Engineering*. In Review.

Communications:

- M. Koumir, A. E. Bakri, and I. Boumhidi, “Optimal control for a variable speed wind turbine based on extreme learning machine and adaptive Particle Swarm Optimization”, *5th International Conference on Systems and Control, ICSC'2016*, Marrakech, Morocco, pp. 151-156, 25-27 May 2016.
- A. E. Bakri, M. Koumir and I. Boumhidi, “Extreme learning machine for fault detection and isolation in wind turbine”. *2nd International Conference on Electrical and Information Technologies, ICEIT'16*, Tangier, Morocco, 4-7 May 2016.
- E. M. Boufounas, Y. Berrada, M. Koumir, and I. Boumhidi, “A robust intelligent control for a variable speed wind turbine based on general regression neural network”, *1st International Conference on Intelligent Systems and Computer Vision, ISCV'15*, Fez, Morocco, 25-26 March 2015.

Liste des symboles :

Symboles	Désignation	Unité (SI)
v	Vitesse du vent	$m.s^{-1}$
v_m	Vitesse moyenne du vent	$m.s^{-1}$
R	Rayon du rotor	m
ρ	Masse volumique de l'air	$Kg.m^{-3}$
J_r	Inertie des masses du coté rotor	$Kg.m^2$
J_g	Inertie des masses du côté de la génératrice	$Kg.m^2$
J_t	Inertie de la turbine ramenée sur l'arbre lent	$Kg.m^2$
J_{ths}	Inertie de la turbine ramenée sur l'arbre rapide	$Kg.m^2$
K_{ls}	Coefficient de frottements sur l'arbre lent	$Nm/rad/s$
K_r	Coefficient de frottements externes du rotor	$Nm/rad/s$
K_g	Coefficient de frottements externes de la génératrice	$Nm/rad/s$
K_t	Coefficient de frottements externes total ramené sur l'arbre lent	$Nm/rad/s$
K_{ths}	Coefficient de frottements externes total ramené sur l'arbre rapide	$Nm/rad/s$
B_{ls}	Coefficient de torsion sur l'arbre lent	Nm/rad
T_{ls}	Couple de l'arbre lent	Nm
T_{hs}	Couple de l'arbre rapide	Nm
T_{em}	Couple électromagnétique de la génératrice	Nm
T_a	Couple aérodynamique	N.m
ω_t	Vitesse du rotor	rad/s
ω_{topt}	Vitesse angulaire optimale du rotor	$rad.s^{-1}$
ω_{ls}	Vitesse de l'arbre lent	rad/s
ω_g	Vitesse de la génératrice	rad/s
ω_{hs}	Vitesse angulaire de l'arbre rapide	$rad.s^{-1}$
ω_{mec}	Vitesse angulaire de l'arbre de la génératrice (modèle à 1 masse)	$rad.s^{-1}$
n_g	Rapport de transmission du multiplicateur de vitesse	

Symboles	Désignation	Unité (SI)
θ_t	Position angulaire du rotor	Rad
θ_{ls}	Position angulaire d l'arbre lent	Rad
θ_g	Position angulaire du rotor de la génératrice	Rad
θ_{ls}	La position angulaire de l'arbre à marche lente	Rad
θ_t	La position angulaire de la turbine	Rad
θ_g	La position angulaire de la génératrice	Rad
P_a	Puissance aérodynamique	W
u_{eq}	Commande équivalente du système par modes glissants	
u_d	Commande robuste par modes glissants	
$\eta_{aéro}$	Rendement aérodynamique	
C_p	Coefficient de puissance	
$C_{p,max}$	Le coefficient de puissance maximal	
C_q	Coefficient de couple	
λ	Vitesse spécifique	
λ_{opt}	Vitesse spécifique optimale	
β	Angle de calage des pales	degré
β_{opt}	Angle de calage optimal	degré
L_s	Inductance des enroulements statoriques	H
L_r	Inductance des enroulements rotoriques	H
M	Mutuelle	H
R_s	Resistance des enroulements statoriques	Ω
R_r	Resistance des enroulements rotoriques	Ω
α, η	Gains de la commande robuste	
η_{opt}	Gain optimale	
V_s, ω_s	Tension et pulsation du réseau	V, rd/s
K_i, K_p	Les gains du régulateur PI	

Symboles	Désignation	Unité (SI)
I_{rq}, V_{rq}	Le courant et la tension rotorique selon l'axe q	A, V
I_{rd}, V_{rd}	Le courant et la tension rotorique selon l'axe d	A, V
I_{sq}, V_{sq}	Le courant et la tension statorique selon l'axe q	A, V
I_{sd}, V_{sd}	Le courant et la tension statorique selon l'axe d	A, V
F_{BO}	La fonction de transfert en boucle ouverte	
F_{BF}	La fonction de transfert en boucle fermée	
P_s, Q_s	Puissance active et réactive du stator	W
P_r, Q_r	Puissance active et réactive du rotor	W

Liste des acronymes :

HAWT	Eolienne à axe horizontal
VAWT	Eolienne à axe Vertical
MADA	Machine asynchrone à double alimentation
RNA	les réseaux de neurones artificiels
AG	L'algorithme génétique
ACO	L'algorithme de colonies de fourmis
PSO	L'algorithme d'optimisation par essais particuliers
APSO	L'algorithme adaptatif d'optimisation par essais particuliers
ELM	La machine d'extrême apprentissage
SHLFFNN	Réseau de neurone à une seule couche cachée
MG	Modes glissants
SMC	Commande par modes glissants
ISMG	Modes glissants à action intégrale
GRNN	Réseaux de neurone à régression généralisée
sign	La fonction signe
sat	La fonction saturation
tanh	La fonction tangente hyperbolique
RBF	La fonction de base radiale
SCEE	Systèmes de conversion d'énergie éolienne
MPPT	Suivi du maximum de puissance
GRNNNSM	Commande par combinaison des modes glissants standards et les réseaux de neurones à régression généralisée
ISMC_ELM	Commande par combinaison des modes glissants à action intégrale et l'algorithme de la machine d'extrême apprentissage
RSB	Rapport signal bruit
STD	Standard déviation
PI	Régulateur proportionnel intégrale
RSC	Commande côté rotor
PWM	Modulation de largeur d'impulsion

Introduction générale

Actuellement, les besoins planétaires en énergie électrique ont considérablement augmenté. Cette consommation mondiale d'énergie, qui ne cesse de s'accroître suite à l'intense industrialisation des dernières décennies et à la multiplication des appareils électriques domestiques et autres, a entraîné l'épuisement des ressources fossiles et l'augmentation de la pollution de l'environnement. En effet, La grande partie de l'énergie consommée provient essentiellement des combustibles fossiles (pétrole, gaz naturel, charbon) dont l'utilisation massive et croissante conduit forcément à l'épuisement de ces réserves et menace réellement l'environnement. Cette menace s'est manifestée principalement à travers la pollution et le réchauffement global de la Terre par effet de serre. Les pays industrialisés ont en conséquence massivement fait appel à une autre source d'énergie : celle des centrales nucléaires. Cette source d'énergie présente l'avantage indéniable de ne pas engendrer de pollution atmosphérique contrairement aux centrales thermiques, mais le risque d'accident nucléaire, le traitement et l'enfouissement des déchets sont des problèmes bien réels qui rendent cette énergie peu attractive pour les futures générations.

Depuis lors, la pollution atmosphérique, le réchauffement climatique, les risques du nucléaire et les limites des ressources ont fait prendre conscience qu'un développement économique respectant l'environnement, dans lequel nous vivons, est nécessaire.

Pour faire face à ces différents problèmes, et limiter en conséquence l'emploi de l'énergie d'origine combustible, certains pays, se sont tournés vers l'utilisation des sources d'énergies dites « propres et renouvelables » faisant appel de façon directe ou indirecte aux énergies solaire éolienne. Ces énergies renouvelables peuvent constituer une solution idéale, car elles offrent des ressources inépuisables et généralement propres, à condition d'accepter leurs fluctuations naturelles et parfois aléatoires. De toutes ces ressources, l'énergie éolienne est celle qui présente le potentiel énergétique le plus important.

Introduction générale

L'utilisation des énergies renouvelables ne date pas d'aujourd'hui. L'homme y a eu recours depuis la nuit des temps ; et en particulier, l'énergie éolienne qui a été déjà utilisée il y a 2600 ans. Il la transformait en énergie mécanique pour faire avancer les bateaux, pomper de l'eau ou moulin du grain. La transformation de l'énergie éolienne en énergie électrique – quant à elle - ne débute qu'au 19^{ième} siècle et plus précisément, à partir d'octobre 1973. Ce n'est que lors du premier choc pétrolier, que l'histoire des éoliennes a vraiment commencé [Cun 01].

Le présent travail est consacré à l'étude d'une éolienne, comme étant l'une des sources d'énergies renouvelables les plus importantes et les plus prometteuses à travers le monde. Les aides institutionnelles et gouvernementales, le progrès des technologies des aérogénérateurs et le rôle important joué par la recherche scientifique et technologique dans le domaine de la commande, en y introduisant plus «d'intelligence », ont permis le développement rapide de l'énergie éolienne avec une croissance annuelle de 30% et une pénétration du marché de l'électricité de 12% en 2012 [Pen 09]. Ainsi, le développement des éoliennes représente un grand investissement dans le domaine de la recherche scientifique et technologique. Ces systèmes aérogénérateurs peuvent constituer une alternative technologique et économique aux différentes sources d'énergies épuisables.

Le Maroc, dont le gisement éolien est non seulement très riche, mais aussi très diversifié, ne fait pas exception à la tendance internationale de donner une place de plus en plus importante aux sources d'énergies renouvelables dans le bouquet énergétique mondial. Le royaume a l'avantage de jouir d'un potentiel éolien particulièrement riche par rapport à d'autres pays. L'exploitation optimale de ce potentiel permettra de réduire la dépendance énergétique (Figure 1) et de contribuer à la stabilité énergétique du pays. Ceci est justifié par l'ambition du Maroc de devenir un leader dans le domaine des énergies renouvelables et de l'efficacité énergétique en créant en 2011, l'Institut de Recherche en Energie Solaire et Energies Nouvelles (IRESEN) et en préparant l'installation de nouveaux parcs éoliens qui renforceront les parcs déjà en fonction (Figure 2). Il y a lieu de signaler aussi que l'intérêt qu'a donné le gouvernement marocain au secteur des énergies renouvelables fait que plusieurs universités du royaume orientent désormais leurs recherches vers ce secteur scientifique et technologique. C'est dans ce cadre que s'inscrit la présente thèse. Elle porte sur l'une de ces énergies renouvelables : l'énergie éolienne.

Introduction générale

Structure de la production d'électricité – 2012 / Structure of electricity production – 2012

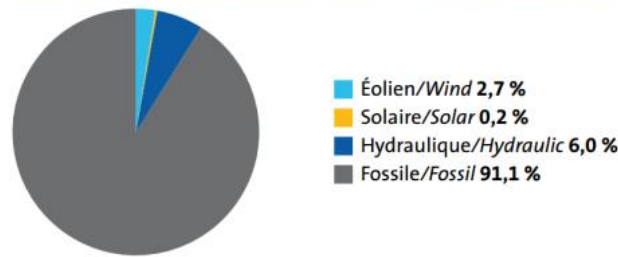


Fig. 1. Dépendance du Maroc en énergie d'origine fossile

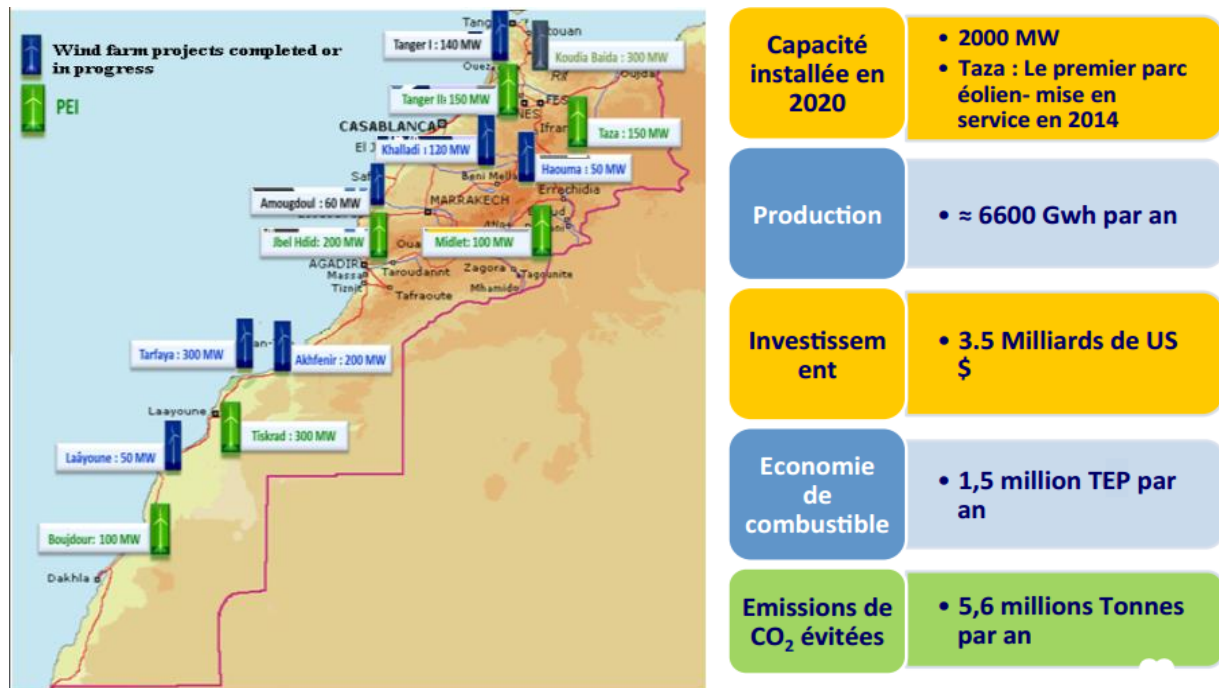


Fig. 2. Programme Marocain de l'énergie éolienne

Un des domaines où la technologie de l'énergie renouvelable peut se développer de façon substantielle est celui de l'électrification rurale et celui des sites isolés. Mais la grande partie du parc éolien actuel est constituée de systèmes raccordés au réseau public. Ces éoliennes qui sont une partie importante de la production décentralisée influencent la stabilité du réseau auquel elles sont reliées. En effet, la puissance électrique produite par l'éolienne est fluctuante. Elle varie brutalement suite à une variation rapide de la vitesse du vent. Ceci peut être considéré comme une perturbation de la puissance injectée dans le réseau et peut mettre en danger la stabilité de celui-ci. Ce travail, s'inscrit dans cette perspective et se base sur des algorithmes de l'intelligence artificielle, vise à contribuer à l'amélioration de la qualité de la puissance transmise au réseau.

La plupart des éoliennes déjà installées sont à vitesse fixe [Sal 90], [Cam 04b]. Cependant, ces éoliennes présentent plusieurs inconvénients : un faible rendement énergétique

Introduction générale

et une courte durée de vie à cause du stress subis par leur structure. En plus, cette technologie d'éoliennes génère des fluctuations considérables de la tension et de la puissance du réseau lors des variations importantes de la vitesse du vent. Les éoliennes à vitesse variable ont été alors introduites pour apporter des solutions à ces problèmes [Kui 02], [Aim 04]. Les éoliennes de dernière génération fournissent une puissance qui varie de quelques watts jusqu'à plusieurs mégawatts. La majorité des systèmes commerciaux actuels sont des turbines éoliennes à axe horizontal (HAWT) avec des rotors à trois pales (tripales) [Lop 08]. Celles-ci fonctionnent à vitesse variable et à calage variable. Ce type de fonctionnement permet d'augmenter le rendement énergétique, de baisser les charges mécaniques et d'améliorer la qualité de l'énergie électrique produite par rapport aux anciennes éoliennes à vitesse fixe. Ainsi la production annuelle d'énergie d'une éolienne à vitesse variable a augmenté de 5 à 10% par rapport à une éolienne à vitesse fixe [Ern 85]. Il a été montré par ailleurs que les approches de commande peuvent avoir un effet majeur sur l'éolienne et sur le système électrique [Can 04] ; et quel que soit le type de l'éolienne, le facteur clé demeure la stratégie de commande. Dans ce travail, nous nous intéressons à la synthèse des lois de commande qui prennent en compte la nature non linéaire de l'aérodynamique d'une grande éolienne et la nature turbulente du vent, dans le but de la maximisation de l'énergie capturée et l'amélioration de sa qualité tout en minimisant les effets subis par le dispositif d'entraînement de l'éolienne.

Pour convertir l'énergie captée par les pales de la turbine en une forme électrique, l'éolienne est équipée d'une génératrice. Actuellement, la majorité des systèmes éoliens sont basés sur la Machine Asynchrone à Double Alimentation (MADA). Son principal avantage est d'avoir des convertisseurs statiques triphasés dimensionnés pour une partie de la puissance nominale, ce qui en fait un bénéfice économique important par rapport à d'autres solutions possibles de conversion électromécanique (Machine Synchrone à Aimants Permanents par exemple). En effet, la MADA permet un fonctionnement sur une plage de vitesse de $\pm 30\%$ autour de la vitesse de synchronisme, garantissant ainsi un dimensionnement réduit des convertisseurs statiques car ceux-ci sont connectés entre le bobinage rotorique de la MADA et le réseau électrique. Un des objectifs principaux de cette thèse est de montrer d'une part qu'un système de conversion d'énergie éolienne (SCEE), basé sur une MADA peut contribuer à l'amélioration de la qualité de l'énergie électrique, en compensant la puissance réactive sans forcément nécessiter un surdimensionnement de la MADA et des convertisseurs. Le but étant

Introduction générale

d'assurer la sécurité du SCEE, la maximisation d'énergie produite à vents faibles et l'amélioration de la qualité de l'énergie fournie au réseau.

Plusieurs techniques ont été utilisées dans la littérature pour commander les éoliennes ; ces techniques peuvent être classées en deux catégories [Asl 16] : les premières sont des régulateurs linéaires et les secondes sont des régulateurs non linéaires. Toutefois, une commande linéaire ne donne généralement pas de bons résultats en comparaison avec un contrôleur non linéaire en raison du caractère non linéaire du modèle de l'éolienne [Mci 96].

En général, un modèle dynamique précis de l'éolienne est difficile à obtenir. En outre, le modèle non linéaire ne reflète pas fidèlement le fonctionnement du système éolien en raison de plusieurs facteurs, notamment : les dynamiques négligées, les relations mathématiques complexes reliant les différentes grandeurs physiques et les changements de paramètres avec le temps [Asl 16]. Une approche efficace - pour faire face à un tel cas - est d'utiliser une technique robuste qui examinera l'ensemble de ces anomalies. De ce point de vue, l'usage large, dans la littérature, de la commande par modes glissants (SMC) [Utk 92], [Bou 13], [Sht 13], dans le contrôle de tels systèmes est justifié. Le problème de l'approche SMC est que lorsque les facteurs cités sont élevés, la loi de commande exige un gain important qui provoque le phénomène de *chattering*, ce qui rend impossible la mise en œuvre de cette commande pratiquement.

Pour remédier à ce problème, nous envisageons d'utiliser des algorithmes issus de l'intelligence artificielle tel que les réseaux de neurones artificiels (RNA) et l'optimisation adaptative par essaims particuliers (APSO) dans le but d'introduire plus d'intelligence dans le fonctionnement des aérogénérateurs, en leur imposant des commandes non linéaires, intelligentes, robustes et optimales. Ces lois de commande sont amenées à tenir compte de l'aspect dynamique fortement non linéaire de l'éolienne en présence de perturbations larges, à prendre en considération aussi des perturbations provenant du vent, à réduire l'impact de tout type de perturbations sur le système dans son ensemble en les estimant avec suffisamment de précision et à assurer la robustesse du comportement du système vis-à-vis des incertitudes sur les paramètres et leurs variations.

L'objectif de ce travail se résume comme suit : concevoir les lois de commande d'un aérogénérateur à vitesse variable, en tenant compte de tous les facteurs cités et des critères d'optimisation suivants :

- L'amélioration de la qualité de l'énergie électrique produite ;

Introduction générale

- La maximisation du rendement énergétique ;
- La robustesse des commandes ;
- La sécurité du système par minimisation des efforts subits par le dispositif d'entraînement.

Cette thèse est organisée comme suit :

Dans le premier chapitre nous présenterons une description de l'énergie éolienne et des notions principales sur cette technologie suivie d'une classification détaillée des éoliennes selon leurs technologies, ce qui nous permettra de procéder à une étude comparative de celles-ci. Ensuite, le principe de fonctionnement d'une éolienne à vitesse variable équipée d'une MADA sera décrit ainsi que son avantage par rapport au fonctionnement à vitesse fixe. Le fonctionnement à vitesse variable est lié en grande partie au type de la génératrice qui assure la conversion mécanique-électrique. Ceci nous a incités à donner un bref état de l'art des génératrices dédiées à la production éolienne en présentant les avantages et les inconvénients de chacune d'elles. Cette petite comparaison nous a conduit à travailler avec la MADA.

Après avoir brièvement décrit le mécanisme d'extraction éolienne, nous détaillerons le modèle mathématique du SCEE en deux parties :

- La première partie concerne le modèle à deux masses de la partie mécanique de l'éolienne comme étant un modèle plus général qui s'applique à n'importe quelle éolienne.
- Sur la base de quelques hypothèses simplificatrices, le modèle à deux masses est ensuite simplifié en un modèle à une masse, destiné aux éoliennes de grande taille seulement, sera détaillé en deuxième partie.

Dans le deuxième chapitre, nous présenterons dans un premier temps un état d'art sur la méthode de commande robuste par les modes glissants, ensuite nous aboutirons aux généralités sur les techniques d'estimation et d'optimisation intelligentes : les réseaux de neurones artificiels, la machine d'extrême apprentissage « *Extreme Learning Machine* » (ELM) et l'algorithme d'optimisation adaptatif par essais particuliers. Ces techniques seront utilisées pour contrôler l'éolienne dans le but d'un fonctionnement robuste, intelligent et optimal.

Dans le troisième chapitre nous présenterons tout d'abord une explication des zones de fonctionnement d'une éolienne à vitesse variable basée sur la valeur de la vitesse du vent suivie de l'énoncé des objectifs de commande dans la zone des vents faibles. Ceux-ci sont

Introduction générale

définis comme étant la maximisation de l'énergie produite via la technique du suivi du point maximal de la puissance (*Most Power Point Tracking* MPPT) et le maintien de la sécurité du SCEE par la minimisation des efforts subis par le dispositif d'entraînement.

La deuxième partie de ce chapitre concerne la commande de l'éolienne à vitesse variable. Deux stratégies de commande seront présentées pour contrôler la vitesse mécanique de la turbine éolienne utilisant le modèle à deux masses.

Le premier contrôleur combine la robustesse de la commande par modes glissants standards et l'intelligence apportée par l'introduction des réseaux de neurones de régression généralisée (GRNN) dans le but de construire un contrôleur robuste et intelligent. Le deuxième contrôleur est une amélioration du premier en introduisant l'action intégrale dans les modes glissants et en améliorant beaucoup le temps d'apprentissage des réseaux de neurones par l'introduction de l'algorithme d'extrême apprentissage. Ce chapitre s'achèvera par des simulations développées sous Matlab/Simulink qui mettront en comparaison les techniques de commande proposées et celle des modes glissants.

Dans le quatrième et dernier chapitre, nous profiterons de l'écart existant entre les constantes de temps de la partie mécanique et celles de la partie électrique pour développer une commande en cascade du SCEE complet basée sur deux boucles de régulation. La première boucle dite externe concerne la turbine éolienne pour laquelle un contrôleur, qualifié de robuste, optimal et intelligent à base des modes glissants et des algorithmes ELM et APSO, sera construit. Ce contrôleur sera testé tout d'abord pour un modèle à deux masses vu sa complexité, puis adapté au modèle à une masse. La deuxième boucle dite interne concerne la MADA pour laquelle une commande vectorielle avec orientation du flux statorique basée sur deux régulateurs PI est construite. La commande découplée de cette boucle sera assurée par l'introduction de l'algorithme ELM pour approximer une force électromotrice. L'algorithme APSO sera utilisé pour optimiser les gains des régulateurs PI afin de réduire la dépendance des paramètres évoluant de la machine.

Ce travail s'achèvera par une conclusion générale.

Chapitre I

État de l'art et modélisation d'un aérogénérateur à vitesse variable

I.1 Introduction

Le besoin d'élaborer des systèmes d'énergie propre durables auxquels on peut se fier à long terme a fait accentuer l'intérêt actuel pour l'énergie éolienne pour les applications nationales, communautaires et particulières, du fait que cette énergie est renouvelable, fiable, rentable et non polluante. Les aides financières, les lois gouvernementales, l'aérodynamique et l'ingénierie moderne ont permis d'améliorer les éoliennes. L'évolution rapide de cette technologie a donné naissance aux éoliennes fonctionnant à vitesse variable dont le fonctionnement permet d'augmenter le rendement énergétique, de diminuer les efforts mécaniques et d'améliorer la qualité de l'énergie électrique produite, par rapport aux éoliennes à vitesse fixe [Ern 85].

De nos jours, la forme de technologie la plus connue et utilisée, est celle de l'aérogénérateur qu'est un dispositif de production de l'électricité à partir de l'énergie cinétique du vent. Pour ce faire, l'énergie cinétique du vent est captée par les pales afin de la transformer en énergie mécanique, celle-ci est transformée à son tour en énergie électrique par un générateur de type synchrone ou asynchrone. Ainsi la production de l'énergie électrique se fait par deux conversions et deux transformations faisant appel à quatre domaines de la physique : l'aérodynamique, la mécanique, l'électromagnétisme et l'automatique (figure I.1). La transduction aérodynamique-mécanique est assurée par la partie mécanique de l'éolienne.

Chapitre I

Cette partie est un élément essentiel dans la conversion éolienne, c'est pourquoi, dans le troisième chapitre, notre intérêt sera focalisé sur celle-ci.

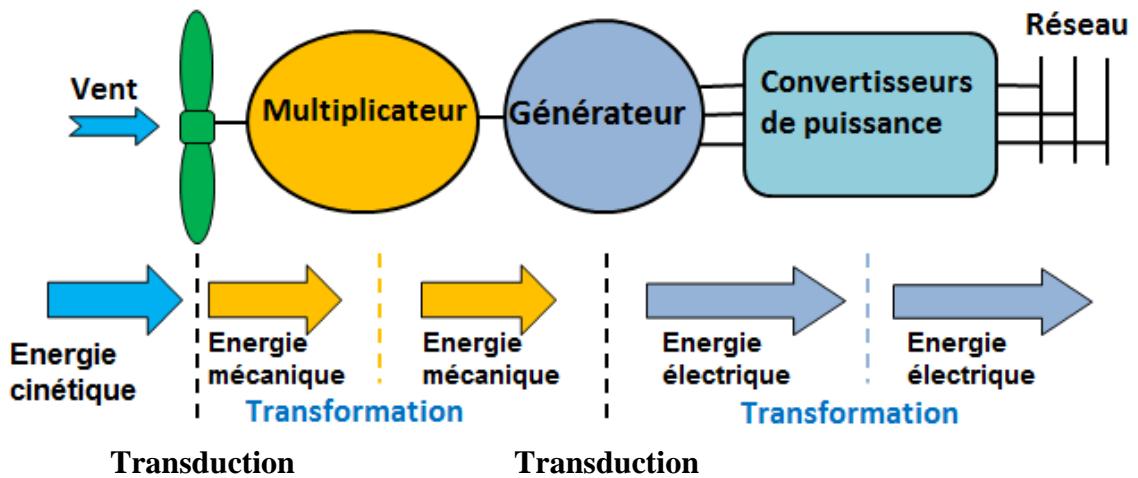


Figure I.1 Transduction de l'énergie cinétique du vent en énergie électrique

Ce chapitre est consacré, dans un premier lieu, à une synthèse bibliographique sur les différentes technologies d'éoliennes existantes ainsi qu'au principe de fonctionnement d'une éolienne à vitesse variable. Cette première partie s'achèvera par un choix de l'éolienne d'étude. Dans la deuxième partie de ce chapitre, un modèle mathématique associé à l'éolienne choisie sera élaboré en se basant sur les lois issues des différents champs de la physique. Le modèle présenté est un modèle à deux masses qu'est un modèle général appliqué aux éoliennes de toute taille. En adoptant des hypothèses simplificatrices, le modèle à deux masses sera simplifié en un modèle à une masse ramené soit sur l'arbre à marche rapide ou sur l'arbre à marche lente.

I.2 Etat de l'art sur les technologies éoliennes

L'intérêt consacré à la production de l'énergie éolienne a connu des fluctuations dès la conception du premier aérogénérateur. C'est avec la crise pétrolière des années 70 que cet intérêt ressurgit et ne cesse d'augmenter jusqu'à présent. Les gouvernements occidentaux commencèrent à investir de l'argent pour notamment améliorer la technologie des aérogénérateurs, ce qui donna naissance aux aérogénérateurs modernes dotés de technologies variées et diversifiées [Bel 10]. Ces diverses technologies peuvent être classées selon plusieurs façons.

Chapitre I

I.2.1 Différentes technologies des éoliennes.

Il existe différentes façons de classer les turbines éoliennes, parmi ces classifications la véritable et importante classification est celle basée sur l'orientation de l'axe de rotation de la turbine par rapport au vent (horizontal ou vertical), c.-à-d. qu'il existe des éoliennes à axe horizontal (HAWT) et des éoliennes à axe vertical (VAWT).

I.2.1.1 Eoliennes à axe vertical et éoliennes à axe horizontal.

I.2.1.1.1 Aéroturbines à axe vertical (VAWT).

Les éoliennes à axe vertical ont été les premières structures développées pour produire de l'électricité. De nombreuses variantes ont été testées depuis les années vingt, dont beaucoup sans succès, mais deux structures sont parvenues au stade de l'industrialisation [Lec 09] : Le rotor de Savonius, et le rotor de Darrieus, la figure I.2 montre trois conceptions de VAWT [Hau 06]. Malgré l'avantage qu'elles possèdent au niveau des organes de commande et du générateur qui sont au niveau du sol donc facilement accessibles, ces éoliennes sont peu utilisées et même abandonnées actuellement à cause des critères suivants :

- La présence du capteur d'énergie près du sol l'expose aux turbulences et au gradient de vent.
- Les éoliennes de grande taille occupent au sol une surface très importante.

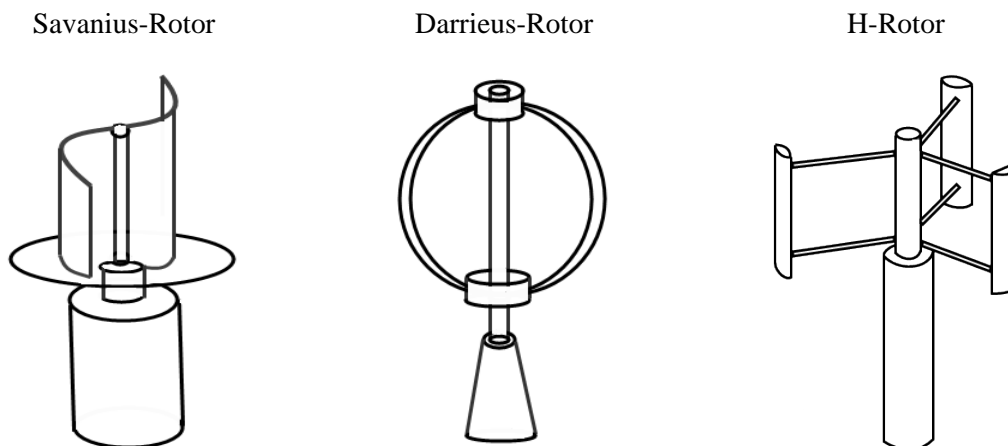


Figure I.2 Turbines à axe vertical.

I.2.1.1.2 Turbines éoliennes à axe horizontal (HAWT).

Une turbine à axe horizontal demeure face au vent. Elle est fixée au sommet d'une tour, ce qui lui permet de capter une quantité plus importante d'énergie éolienne. Selon son

Chapitre I

nombre de pales, une HAWT est dite mono-pale, bipale, tripale ou multi-pale. Le rotor tripale étant le plus utilisé car il constitue un compromis entre le coefficient de puissance, le coût et la vitesse de rotation du capteur éolien [Vri 83].

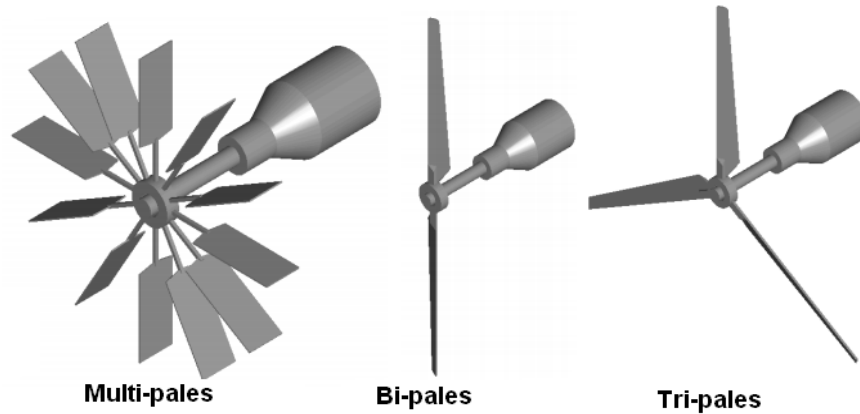
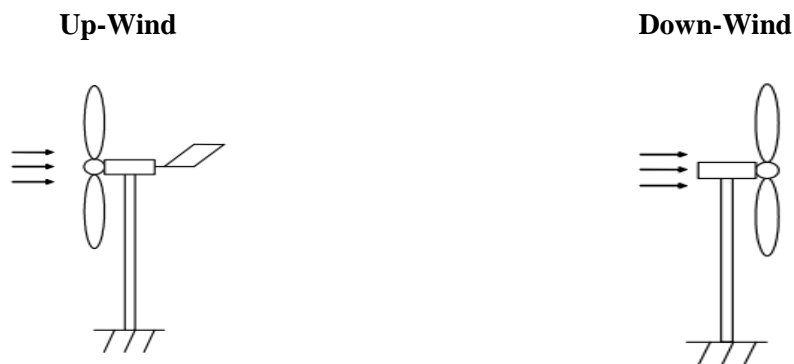


Figure I.3 Turbines à axe Horizontal.

Suivant leur orientation en fonction du vent, les HAWT sont dites en amont « up-wind » ou en aval « down-wind ». La figure I.4 montre les deux types mentionnés.



Avantages :

- Rotor face au vent ;
- Absence du problème de (tower shadow)
- Mécanisme d'orientation est essentiel
- Largement prédominante.

Inconvénients :

- Problème de (tower shadow) :
- Absence du mécanisme d'orientation.

Figure I.4 Turbines éoliennes en amont et en aval.

Les éoliennes à axe horizontal peuvent à leur tour être classées suivant leur marche (lente ou rapide) ou selon leur vitesse (fixe ou variable) [Bel 10].

Chapitre I

I.2.1.1.2.1 Les HAWT à marche lente ou à marche rapide.

➤ Les éoliennes à marche lente

Les éoliennes à marche lente sont munies d'un grand nombre de pales (entre 20 et 40), leur inertie importante impose en général une limitation du diamètre à environ 8 m. Leur coefficient de puissance atteint rapidement sa valeur maximale lors de la montée en vitesse mais décroît également rapidement par la suite. Leur rendement est faible car leur vitesse en bout de pale est limitée.

➤ Les éoliennes à marche rapide

Les éoliennes à marche rapide sont les plus utilisées et sont pratiquement toutes dédiées à la production d'énergie électrique. Elles possèdent généralement entre 1 et 3 pales fixes ou orientables pour contrôler la vitesse de rotation [Ben 06]. La longueur des pales peut atteindre 60 m pour des éoliennes de plusieurs MW. Leur coefficient de puissance atteint des valeurs élevées et décroît lentement lorsque la vitesse augmente. Elles fonctionnent rarement en dessous d'une vitesse de vent de 3m/sec.

I.2.1.1.2.2 Les HAWT à vitesse fixe ou à vitesse variable.

➤ Les rotors à vitesse fixe.

Les éoliennes à vitesse fixe sont les conceptions les plus classiques. Une éolienne à vitesse fixe désigne que son rotor tourne toujours à la même vitesse angulaire, peu importe la vitesse du vent. Cette vitesse de fonctionnement dépend de l'architecture de la turbine elle-même et de la fréquence du réseau électrique. Elles utilisent une génératrice asynchrone (GAS) à rotor à cage d'écureuil. Les rotors à vitesse fixe sont souvent munis d'un système d'orientation de pales permettant à la génératrice de fonctionner au voisinage du synchronisme et d'être connectée directement au réseau sans dispositif d'électronique de puissance. Ainsi ce système allie simplicité et faible coût. Puisque la fréquence du réseau est fixe, la vitesse du rotor est déterminée par le rapport du multiplicateur et du nombre de pole de la génératrice. Ce concept a l'avantage d'être moins coûteux et d'une construction robuste. Ses inconvénients sont : la consommation de la puissance réactive et les chutes de tension créées lors du démarrage. Pour minimiser ces deux effets néfastes ce type de génératrice doit être lié au réseau par l'intermédiaire de gradateurs à thyristors et des bancs de condensateurs (Figure I. 5) [Poi 03a] et [Arb 06].

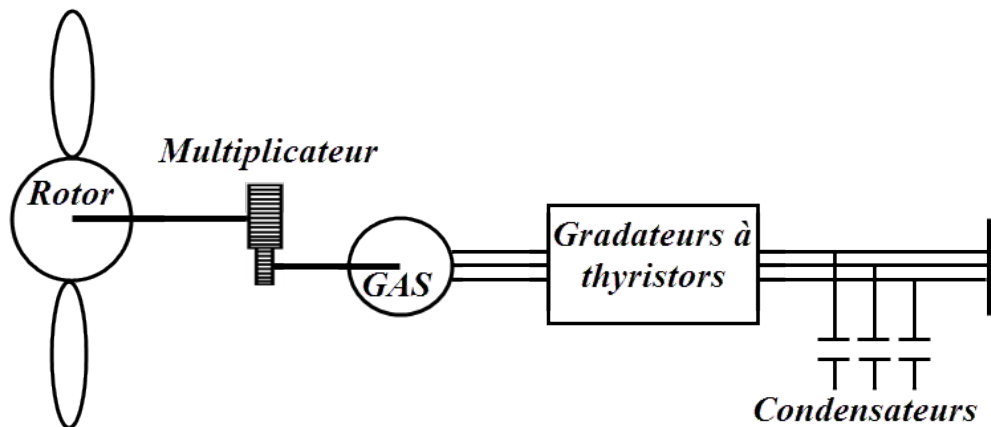


Figure I.5 Connexion au réseau d'un système à vitesse fixe

➤ **Les rotors à vitesse variable.**

Actuellement, les éoliennes de forte puissance fonctionnent sous vitesse variable. Le terme vitesse variable désigne le fait que la vitesse de la turbine est indépendante de la fréquence du réseau électrique. Leurs pales se caractérisent principalement par leur géométrie dont dépendront les performances aérodynamiques et les matériaux dont elles sont constituées. Ces systèmes à vitesse variable sont des conceptions récentes développés grâce à l'évolution de l'électronique de puissance, elles permettent à la fois de récupérer plus d'énergie, de réduire les coûts du système mécanique, de réduire le bruit et d'améliorer la qualité de l'énergie produite [Poi 03a].

L'obtention de la vitesse variable est souvent réalisée en utilisant deux solutions technologiques. La première est représentée dans la Figure I.6, elle associe une génératrice asynchrone (GAS) à cage d'écureuil à un convertisseur de puissance, celui-ci se compose d'un redresseur à commutation forcée et d'un onduleur à commutation naturelle [Arb 06].

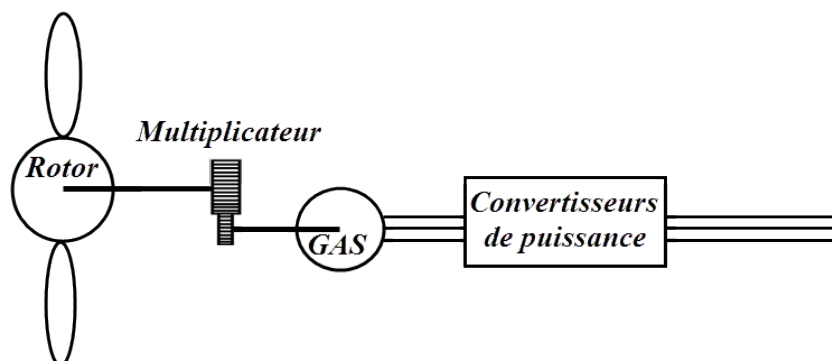


Figure I.6 Connexion d'un système à vitesse variable au réseau

Dans la deuxième solution représentée dans la Figure I.7, la GAS à rotor bobinée est doublement alimentée par le stator et à travers un convertisseur à commutation naturelle par le

Chapitre I

rotor. La puissance qui traverse le convertisseur est plus petite c'est pour cela qu'il est dimensionné à 20% jusqu'à 30% de la puissance nominale de la génératrice [LAR 00]. Les GAS à rotor bobiné nécessitent un rotor sensiblement plus complexe ce qui engendre des problèmes d'usure et des coûts d'acquisition et de maintenance plus élevés. Mais en contrepartie, ces convertisseurs de puissance, permettent 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 afin d'optimiser la puissance fournie au réseau [Aim 04] et [Arb 06].

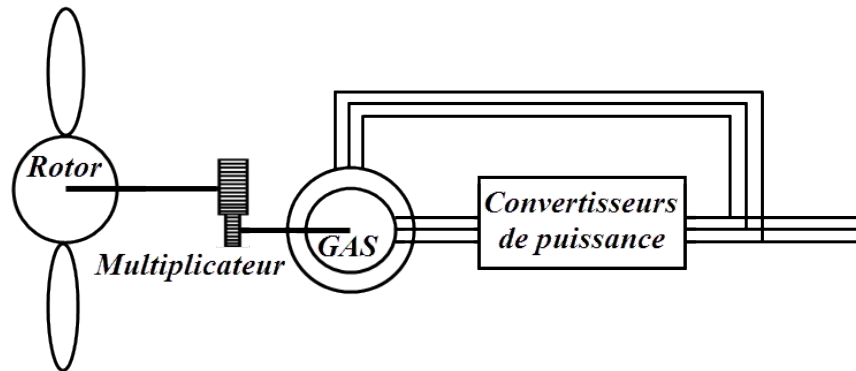


Figure I.7 Connexion d'un système à vitesse variable au réseau

➤ Intérêt de la vitesse variable

Un exemple de caractéristiques donnant la puissance disponible en fonction de la vitesse de rotation du générateur pour différentes vitesses de vent est illustré sur la Figure I.8. Il apparaît clairement que si la vitesse de rotation est fixe les maxima théoriques des courbes de puissance ne seraient pas exploités. Pour cela, et afin de pouvoir optimiser l'extraction de puissance, il faut ajuster la vitesse de rotation de l'arbre en fonction de la vitesse du vent.

Les avantages principaux des éoliennes à vitesse variable équipées d'une MADA comparées à celles à vitesse fixe sont les suivants [Fra 05] :

- Augmentation de la plage de fonctionnement, notamment pour les faibles vitesses de vent où le maximum de puissance peut être aisément converti, ainsi une éolienne à vitesse variable peut extraire annuellement de 8% à 15% plus d'énergie du vent qu'une éolienne à vitesse fixe [Vih 02].
- Simplicité du système d'orientation des pales.
- Réduction des efforts mécaniques grâce à l'adaptation de la vitesse de la turbine lors des variations du vent.
- Réduction du bruit lors des fonctionnements à faible puissance car la vitesse est lente.

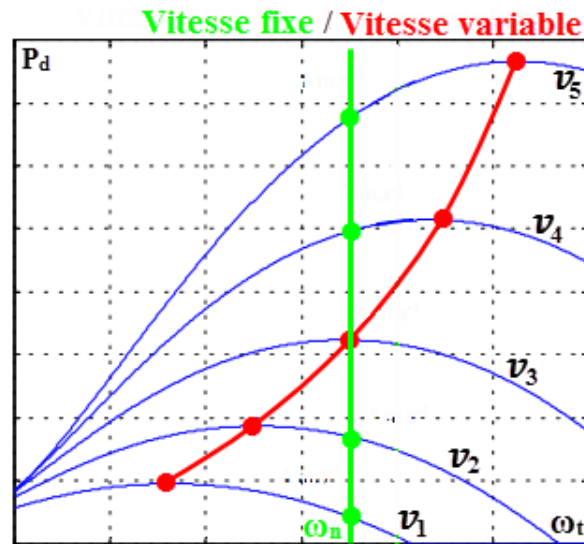


Figure I.8 Exemple de puissance théorique disponible au niveau de la turbine éolienne.

I.2.1.1.2.3 Comparaison axe vertical – axe horizontal.

Le tableau suivant donne les avantages et les inconvénients des deux classes d'éoliennes :

	Avantages	Inconvénients
AXE HORIZONTAL	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Efficacité de conversion d'énergie élevée ; ➤ Autodémarrage possible ; ➤ Rotor positionné en hauteur donnant accès à des vents élevés ; 	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Cout d'installation élevé ; ➤ Nécessite une tour robuste ; ➤ Nécessite de longs câbles électriques ;
AXE VERTICAL	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Cout d'installation réduit ; ➤ Maintenance des équipements plus aisée ; ➤ Ne nécessite pas de dispositif d'orientation de la turbine dans l'axe du vent. 	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Efficacité de conversion d'énergie faible ; ➤ Haute variation du couple mécanique et forces sur les éléments des pales ; ➤ Doit démarrer en moteur ; ➤ Options limitées pour le contrôle de la vitesse ou de la puissance.

Tableau I.1 Comparaison des avantages et des inconvénients des deux classes d'éoliennes.

La plupart des éoliennes installées sont à axe horizontal. Dans la suite, on se limitera à l'étude d'une éolienne tripale, « *upwind* », « *HAWT* » et à vitesse variable équipée d'une MADA.

Chapitre I

I.2.1.2 Taille de l'éolienne.

Le diamètre du cercle formé par les pales du rotor détermine la quantité d'énergie pouvant être extraite du vent et par conséquent la quantité de puissance générée. En effet, les éoliennes ont différentes dimensions, cela est due aux progrès en science des matériaux qui ont permis la fabrication de pales plus légères et plus solides ainsi que l'amélioration de la conception des tours et des fondations, ce qui permet la construction d'appareils de plus en plus imposants. Le Tableau I.2 propose une classification de ces turbines selon la puissance qu'elles délivrent et le diamètre de leur hélice [Gou 82].

Echelle	Diamètre de l'hélice	Puissance délivrée
Petite	Moins de 12 m	Moins de 40 KW
Moyenne	12 m à 45 m	De 40 KW à 1 MW
Grande	46 m et plus	1MW et plus

Tableau I.2 Classification des turbines éoliennes selon la taille.

I.2.1.3 Impact sur l'environnement.

L'énergie éolienne est une énergie propre et renouvelable qui ne produit ni pollution, ni déchet. Par contre, elle a un impact sur l'avifaune, le bruit et le paysage [Cam 04b] et [Bel 10].

Parmi les inconvénients de l'éolienne on peut citer :

- L'impact visuel qui reste un thème subjectif. C'est pour cela, une étude paysagère est indispensable lors du montage du projet.
- Le bruit d'une éolienne a une double source : la première, d'origine mécanique liée aux machines tournantes dans la nacelle (génératrice, etc.) et la seconde, d'origine aérodynamique, liée à la rotation des pales. Le bruit mécanique est nettement atténué grâce aux progrès réalisés au niveau du multiplicateur. Le bruit aérodynamique quant à lui est lié à la vitesse de rotation du rotor, et celle-ci doit donc être limitée. Mais, dans la plupart des cas, le bruit du vent couvre celui des éoliennes.
- L'impact sur les oiseaux : les éoliennes peuvent avoir un effet négatif de deux façons :
 - ✓ Des collisions au niveau du mât, des pales, des câbles électriques,
 - ✓ Des perturbations des territoires de nidification et de séjour des oiseaux.

Chapitre I

Il faut cependant noter que les dégâts provoqués par les éoliennes sont insignifiants comparés aux routes ou aux lignes à haute tension. Cet avantage vient s'ajouter à ceux cités ci-dessous :

- Lorsque de grands parcs d'éoliennes sont installés sur des terres agricoles, seulement 2% du sol est requis pour les éoliennes. La surface restante est disponible pour l'exploitation agricole, l'élevage et autres utilisations.
- Une énergie renouvelable : Contrairement aux énergies fossiles, les générations futures pourront toujours en bénéficier.
- Une énergie sans risque : Contrairement à l'énergie nucléaire, elle ne produit évidemment pas de déchets radioactifs dont on connaît la durée de vie.
- Une énergie qui n'émet quasiment pas de gaz à effet de serre. Chaque MWh d'électricité produit par l'énergie éolienne réduit de 0.8 à 0.9 tonnes les émissions de CO₂ produites chaque année en comparaison de la production d'électricité avec les sources combustibles.
- Les parcs éoliens se démontent très facilement et ne laissent pas de traces.

I.2.2 Principaux composants d'une turbine éolienne à axe horizontal.

Une éolienne est constituée principalement de trois parties : Le mât, le rotor et la nacelle (figure I.9).

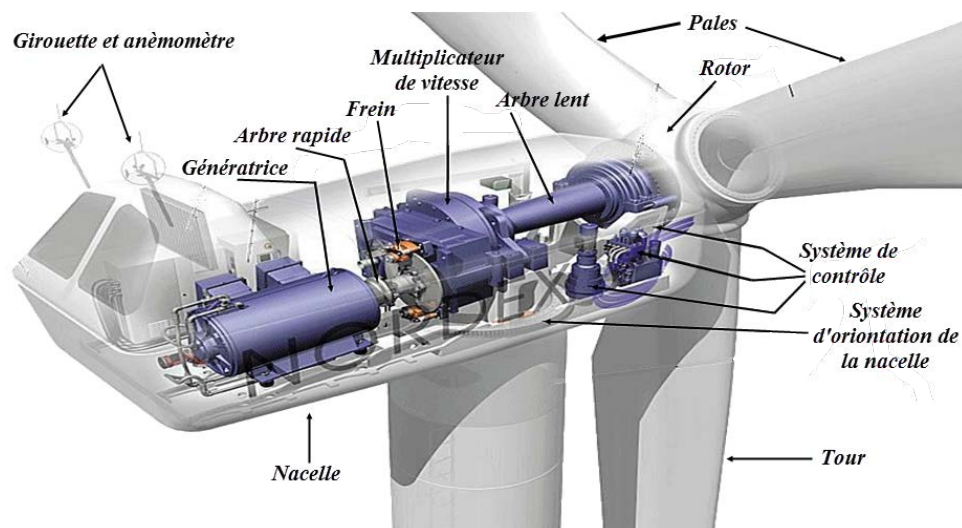


Figure I.9 Principaux composants de l'éolienne moderne

Chapitre I

I.2.2.1 La tour ou le mât.

La tour permet de placer le rotor à une hauteur suffisante pour permettre son mouvement (Nécessaire pour les éoliennes à axe horizontal) et/ou placer ce rotor à une hauteur lui permettant d'être entraîné par un vent plus fort et régulier qu'au niveau du sol. Le mât abrite généralement une partie des composants électriques et électroniques (modulateur, commande, multiplicateur, générateur, etc.) [Poi 03a].

I.2.2.2 Le rotor.

Le rotor est composé de plusieurs pales (en général trois) et du nez de l'éolienne. Le rotor est entraîné par l'énergie du vent, il peut être couplé directement ou indirectement à un générateur électrique. Le rotor est relié à la nacelle par le moyeu.

I.2.2.3 La nacelle.

La nacelle est montée au sommet du mât, elle abrite les composants mécaniques, pneumatiques, certains composants électriques et électroniques, nécessaires au fonctionnement de la machine, elle comporte :

➤ Le multiplicateur de vitesse

Le multiplicateur de vitesse sert à élever la vitesse de rotation entre l'arbre primaire et l'arbre secondaire qui entraîne la génératrice électrique. En effet, la faible vitesse de rotation de l'éolienne ne permettrait pas de générer du courant électrique dans de bonnes conditions avec les générateurs de courant classiques. L'arbre secondaire comporte généralement un frein mécanique qui permet d'immobiliser le rotor au cours des opérations de maintenance et d'éviter l'emballement de la machine.

➤ La génératrice

C'est elle qui convertit l'énergie mécanique en énergie électrique. La partie électrique de l'éolienne, en général, consiste en un générateur électrique synchrone ou asynchrone :

- ✓ Les machines synchrones utilisées sont plutôt à rotor bobiné avec un grand nombre de pôles [Abu 08] ; elles tournent, donc, à une vitesse lente. La turbine éolienne est directement reliée au rotor sans multiplicateur de vitesse. Les machines à réluctance variable se classent aussi sous cette catégorie de générateurs [Cam 04b]. Ces générateurs sont connectés au réseau par

l'intermédiaire d'un convertisseur de puissance. La puissance produite est généralement faible.

- ✓ Les machines asynchrones sont à cage ou à rotor bobiné. Ces machines tournent à une vitesse beaucoup plus importante que celle de la turbine éolienne d'où la nécessité d'utiliser un multiplicateur de vitesse. Cette technologie est généralement utilisée pour les fortes puissances. La machine asynchrone fonctionne en mode moteur ou générateur. Elle 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. Il s'agit en fait d'un ordinateur qui peut gérer le démarrage de la machine lorsque la vitesse du vent est suffisante, gérer le pas des pales, le freinage de la machine, l'orientation de l'ensemble rotor + nacelle face au vent. Pour mener à bien ces différentes tâches, le contrôleur utilise les données fournies par un anémomètre (capteur de vitesse du vent) et une girouette (capteur de direction du vent), habituellement situés à l'arrière de la nacelle. Enfin, le contrôleur assure également la gestion des différentes pannes pouvant survenir.

➤ **Le dispositif d'orientation de la nacelle.**

Il permet la rotation de la nacelle à l'extrémité supérieure de la tour, autour de l'axe vertical. L'orientation est généralement assurée par des moteurs électriques, par l'intermédiaire d'une couronne dentée. De nombreuses éoliennes comportent un système de blocage mécanique de la position de la nacelle suivant une orientation donnée cela permet de bloquer l'éolienne durant les opérations de maintenance.

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

Il permet d'ajuster la portance des pales à la vitesse du vent pour maintenir une puissance sensiblement constante à vent fort (turbines à vitesse variable) ou de maintenir une vitesse de rotation constante quel que soit la vitesse du vent (turbines à vitesse fixe).

I.2.3 La Puissance extraite du vent.

I.2.3.1 L'énergie disponible.

On considère une colonne d'air de longueur dl , de section S , de masse volumique ρ animée d'une vitesse v conformément à la figure suivante (Figure I.10) :

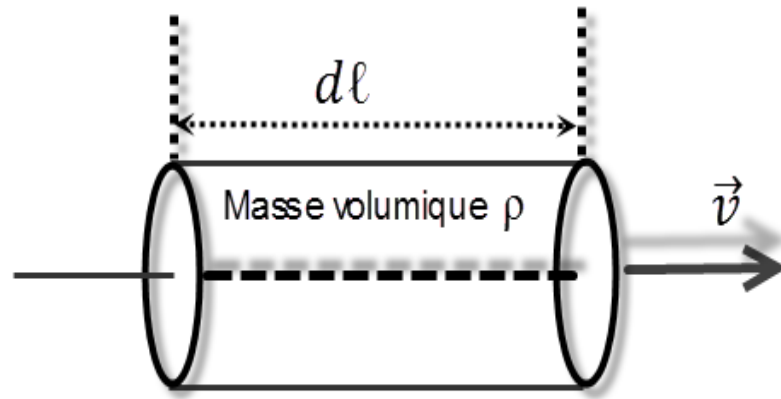


Figure I.10 Colonne d'air

L'énergie cinétique de cette colonne d'air est :

$$dE_c = \frac{1}{2} dm v^2 \quad (\text{I.1})$$

avec

$$dm = \rho S dl \quad (\text{I.2})$$

d'où

$$dE_c = \frac{1}{2} \rho S v^3 dt \quad (\text{I.3})$$

On en déduit la puissance aérodynamique disponible :

$$P_d = \frac{dE_c}{dt} = \frac{1}{2} \rho S v^3 \quad (\text{I.4})$$

I.2.3.2 L'énergie récupérable.

Il est impossible d'extraire toute l'énergie disponible, pour cela on définit un coefficient de performance C_p sans dimension qui exprime la capacité de la turbine à extraire de l'énergie du vent. Ce paramètre est une fonction de la vitesse spécifique λ et de l'angle de calage β ; avec $\lambda = \frac{R\omega_t}{v}$ ou $R\omega_t$ désigne la vitesse tangentielle du bout de la pale, R étant le rayon de l'aire balayée par le rotor (figure I.11).

Le coefficient $C_p(\lambda, \beta)$ est propre à chaque éolienne du fait qu'il dépend du nombre de pales du rotor et de leurs formes géométriques et aérodynamiques (longueur, profile des sections) [Cam 04a]. Celles-ci sont conçues en fonction des caractéristiques d'un site, puissance nominale souhaitée, type de régulation (en pitch ou par décrochage) et du type du fonctionnement (à vitesse fixe ou variable).

Chapitre I

La puissance aérodynamique extraite P_a est ainsi une fonction non linéaire de la vitesse du vent, de la vitesse du rotor et de l'angle de calage. Elle est donnée par l'expression suivante :

$$P_a = C_p P_d = \frac{1}{2} \rho S v^3 C_p(\lambda, \beta)$$

ou par :

$$P_a = \frac{1}{2} \rho \pi R^2 v^3 C_p(\lambda, \beta) \quad (\text{I.5})$$

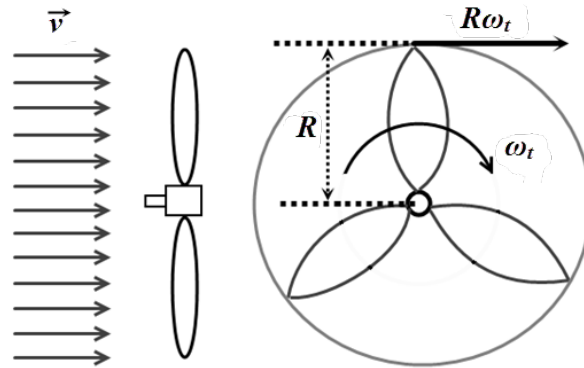


Figure I.11 Vitesse tangentielle et angulaire

I.2.3.3 La théorie de BETZ

Soit un tube de courant d'air de vecteurs de vitesse axiale suivants : initial \vec{v}_0 , dans le plan du rotor \vec{v}_1 et à l'aval du rotor \vec{v}_2 . Et soit S_0 la surface à l'entrée du tube de courant, S_1 la surface balayée par le rotor et S_2 la surface à l'aval du rotor (Figure I.12).

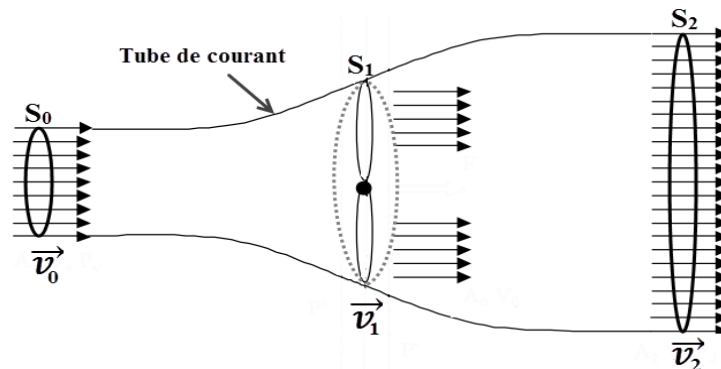


Figure I.12 Veine de vent à la traversée de l'aéromoteur

La production d'énergie se fait par prélèvement d'énergie cinétique à la traversée de l'aéromoteur. On supposera l'air est incompressible, ce qui permettra d'écrire la conservation du débit volumique :

$$S_0 v_0 = S_1 v_1 = S_2 v_2 \quad (\text{I.6})$$

Chapitre I

Le théorème d'Euler (variation de la quantité de mouvement de la veine de vent entre l'amont et l'aval de l'hélice) permet d'écrire que le module de la force \vec{F} s'exerçant sur les pales de l'aéromoteur est donné par l'expression :

$$F = \rho S_1 v_1 (v_0 - v_2) \quad (\text{I.7})$$

ainsi l'expression de la puissance mécanique fournie à l'aéromoteur :

$$P_m = F v_1 = \rho S_1 v_1^2 (v_0 - v_2) \quad (\text{I.8})$$

de plus, la masse d'air élémentaire dm traversant l'éolienne pendant le temps dt est donnée par :

$$dm = \rho S_1 v_1 dt \quad (\text{I.9})$$

Ainsi, la variation d'énergie cinétique de cette masse d'air dm lorsque sa vitesse passe de la valeur v_0 à la valeur v_2 est donnée par :

$$dE_c = \frac{1}{2} dm (v_0^2 - v_2^2) \quad (\text{I.10})$$

La puissance transportée par cette masse est :

$$P_m = \frac{1}{2} \rho S_1 v_1 (v_0^2 - v_2^2) \quad (\text{I.11})$$

En égalisant les puissances $P_m = P_d$ on trouve :

$$v_1 = \frac{v_0 + v_2}{2} \quad (\text{I.12})$$

Ainsi la puissance récupérable selon la théorie de BETZ s'écrit :

$$P_d = \frac{1}{4} \rho S_1 (v_0 + v_2)^2 (v_0 - v_2) \quad (\text{I.13})$$

I.2.3.4 La limite de BETZ

Pour trouver le maximum de la puissance aérodynamique récupérable, on annule la dérivée de P_d par rapport à v_2 et on trouve la relation qui doit exister entre v_0 et v_2 :

$$v_0 = 3v_2 \quad (\text{I.14})$$

ainsi, on obtient la puissance maximale récupérable :

$$P_{a_{max}} = \frac{16}{27} \left(\frac{1}{2} \rho S_1 v_0^3 \right) \quad (\text{I.15})$$

d'où :

$$C_{p_{max}} = \frac{16}{27} \quad (\text{I.16})$$

et
$$P_{a_{max}} = \frac{16}{27} P_a \quad (\text{I.17})$$

ce qui signifie que la puissance maximale récupérable ne pourra jamais représenter plus de $\frac{16}{27} = 0,5926$ de la puissance disponible due au vent, c'est la limite de BETZ.

En pratique, les frottements et la force de trainée réduisent cette valeur à environ 0.5 pour les éoliennes de grande taille. On peut aussi calculer une expression analytique de $C_p(\lambda)$ pour différentes valeurs de β . Une seule interpolation par rapport à β est alors suffisante. Pour un angle de calage β donné, l'expression analytique généralement utilisée est une régression polynomiale [Poi 03b] de la forme suivante :

$$C_p(\lambda) = \sum_{i=0}^n a_i \lambda^i \quad (\text{I.18})$$

D'autres formes de $C_p(\lambda)$ ont été proposées que ce soit sinusoïdale par Winkelman [Win 83], Abdin [Abd 00] et El Aimani [Aim 04] ou sous une forme plus complexe proposée par Heier [Hei 98] :

$$C_p(\lambda, \beta) = C_1 \left(\frac{C_2}{\lambda_i} - C_3 \beta - C_4 \right) e^{-\frac{C_5}{\lambda_i}} + C_6 \lambda \quad (\text{I.19})$$

$$\frac{1}{\lambda_i} = \frac{1}{\lambda + 0.08\beta} - \frac{0.035}{1 + \beta^3} \quad (\text{I.20})$$

avec C_1, C_2, C_3, C_4, C_5 et C_6 sont des constantes.

La courbe du coefficient de puissance considéré dans cette étude est donnée sur l'annexe.

I.2.3.5 Le couple aérodynamique.

La puissance aérodynamique extraite par l'aéromoteur est convertie en puissance mécanique qui se traduit par un couple moteur T_a qui fait tourner le rotor à une vitesse ω_t , ainsi on a :

$$T_a = \frac{P_a}{\omega_t} \text{ ce qui donne :}$$

$$T_a = \frac{1}{2} \rho \pi R^3 v^2 \frac{C_p(\lambda, \beta)}{\lambda} \quad (\text{I.21})$$

avec $C_q(\lambda, \beta) = \frac{C_p(\lambda, \beta)}{\lambda}$ est le coefficient du couple aérodynamique.

La courbe du coefficient de couple considéré dans cette étude est donnée sur l'annexe.

I.3 Modélisation aérodynamique et mécanique d'une éolienne.

I.3.1 Le vent.

Le vent est l'énergie primaire des aérogénérateurs, c'est donc une variable importante à modéliser car la précision des simulations dépendra de la qualité de son modèle. L'un des principes retenus consiste à générer une série temporelle de la vitesse du vent à partir d'un bruit en entrée. Pour ce faire, la vitesse du vent va être décomposée en deux composantes :

- Une composante turbulente du vent $v_T(t)$ qui est un processus aléatoire stationnaire (ne varie pas avec la vitesse moyenne du vent).
- Une composante lente v_{moy} ; c'est la moyenne de la vitesse du vent variant régulièrement sur de plus longues périodes dans un site donné.

ainsi :
$$v(t) = v_{moy} + v_T(t) \quad (\text{I.22})$$

L'aéroturbine filtre les fluctuations hautes fréquences, on reconstitue à cet effet un filtre passe bas à la composante de turbulence afin que celle-ci reproduise une caractéristique plus proche de la réalité dont la fonction de transfert est donnée par :

$$H_f = \frac{1}{1+\tau.s} \quad (\text{I.23})$$

La valeur de la constante de temps dépend du diamètre du rotor et également de l'intensité de la turbulence du vent et de la vitesse moyenne du vent [Abu 08]. La figure I.13 donne un synoptique de reconstruction du vent.

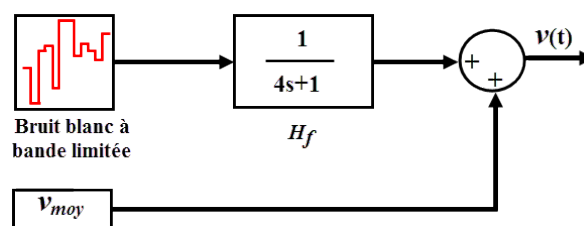


Figure I.13 Synoptique de reconstruction du vent

I.3.2 Le 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. Ceci permet d'utiliser des générateurs de taille plus compacte [Bon 94]. On peut lui associer un modèle à deux masses ou un modèle à une masse seulement.

Chapitre I

I.3.2.1 Modèle à deux masses

Le modèle à deux masses est un modèle générale appliqué aux éoliennes de toute taille. Ce modèle est très employé dans la littérature [Bou 06], [Bon 94], [Nov 94] et [Sor 01] (Figure I.14).

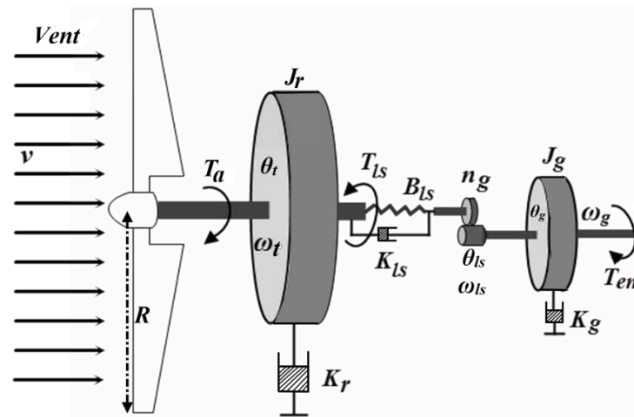


Figure I.14 Schéma du dispositif d'entraînement.

Les hypothèses relatives à ce modèle sont [Bou 06] :

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

Les inerties du multiplicateur et de l'arbre lent sont intégrées à celle du rotor. L'ensemble est représenté par J_r .

➤ Modèle de la turbine éolienne

Le schéma bloc qui représente la turbine éolienne est illustré sur la figure I.15 suivante :

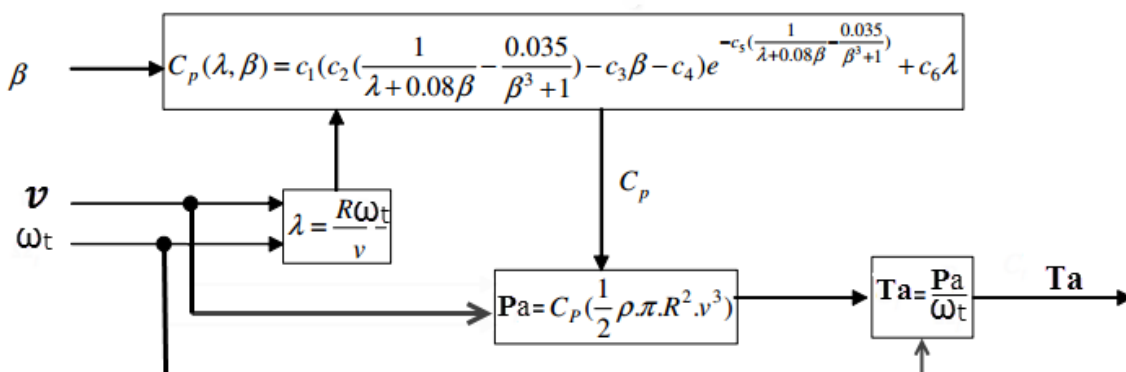


Figure I.15 Modèle de la turbine éolienne

➤ Modèle du Multiplicateur

Le multiplicateur est la liaison entre l'arbre lent et l'arbre rapide. Il est modélisé par un simple gain n_g . Les pertes énergétiques dans le multiplicateur sont considérées nulles. Cette boîte de vitesse sert à augmenter la vitesse et à diminuer le couple aérodynamique à transmettre à la génératrice. Ainsi, le couple de l'arbre lent est divisé par le rapport du multiplicateur pour obtenir le couple de l'arbre rapide : $T_{hs} = \frac{T_{ls}}{n_g}$, où : n_g est le rapport de multiplication. Ainsi la vitesse et la position angulaire du générateur sont données par :

$$n_g = \frac{\theta_g}{\theta_{ls}} = \frac{\omega_g}{\omega_{ls}} \quad (\text{I.24})$$

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

$$T_{ls} = B_{ls}(\theta_t - \theta_{ls}) + K_{ls}(\omega_t - \omega_{ls}) \quad (\text{I.25})$$

Le schéma bloc de cette équation est illustré sur la figure I.16:

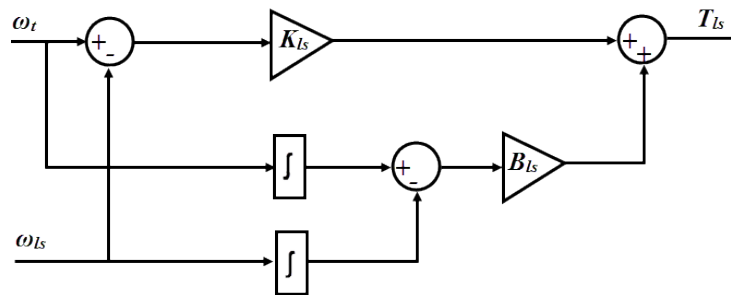


Figure I.16 Schéma bloc de l'équation du couple T_{ls}

En pratique, le multiplicateur induit des pertes (0.5% de la puissance nominale [Vih 02]). Dans le cas où ces pertes sont prises en compte, le couple de l'arbre rapide fait apparaître le rendement du multiplicateur r_g : $T_{hs} = r_g \frac{T_{ls}}{n_g}$. Pour un multiplicateur idéal ($r_g = 1$), on a :

$$n_g = \frac{T_{ls}}{T_{hs}} = \frac{\omega_g}{\omega_{ls}} = \frac{\theta_g}{\theta_{ls}} \quad (\text{I.26})$$

➤ Modèle du rotor

Le rotor est entraîné par le couple aérodynamique T_a et freiné par le couple de l'arbre lent T_{ls} et le couple issu des frottements visqueux $K_r \omega_t$; sa dynamique est caractérisée par une équation différentielle du premier ordre :

$$J_r \dot{\omega}_t = T_a - T_{ls} - K_r \omega_t \quad (\text{I.27})$$

Le schéma bloc correspondant est donnée sur la figure I.17 (s : opérateur de Laplace) :

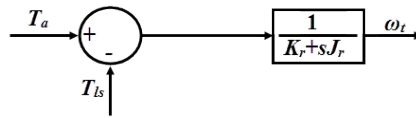


Figure I.17 Schéma bloc de l'équation dynamique du rotor

➤ Modèle du générateur

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

$$J_g \dot{\omega}_g = T_{hs} - K_g \omega_g - T_{em} \quad (\text{I.28})$$

Le schéma bloc de cette équation est donné sur la figure suivante :

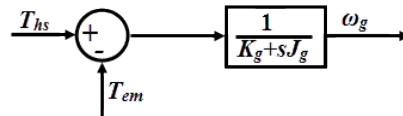


Figure I.18 Schéma bloc de l'équation dynamique du générateur

➤ Modèle complet de la partie mécanique

Le modèle à deux masses de la partie mécanique est décrit par le système non linéaire régit par les équations suivantes :

$$\begin{cases} J_r \dot{\omega}_t = T_a - T_{ls} - K_r \omega_t \\ J_g \dot{\omega}_g = T_{hs} - K_g \omega_g - T_{em} \\ T_{ls} = B_{ls}(\theta_t - \theta_{ls}) + K_{ls}(\omega_t - \omega_{ls}) \\ n_g = \frac{T_{ls}}{T_{hs}} = \frac{\omega_g}{\omega_{ls}} = \frac{\theta_g}{\theta_{ls}} \end{cases} \quad (\text{I.29})$$

En introduisant la dérivée de T_{ls} ce système d'équations devient :

$$\begin{cases} \dot{\omega}_t = \frac{1}{J_r} T_a - \frac{K_r}{J_r} \omega_t - \frac{1}{J_r} T_{ls} \\ \dot{\omega}_g = -\frac{K_g}{J_g} \omega_g + \frac{1}{n_g J_g} T_{ls} - \frac{1}{J_g} T_{em} \\ \dot{T}_{ls} = K_{ls} \left(\dot{\omega}_t - \frac{\dot{\omega}_g}{n_g} \right) + B_{ls} \left(\omega_t - \frac{\omega_g}{n_g} \right) \end{cases} \quad (\text{I.30})$$

qu'on puisse écrire sous la forme matricielle comme suit :

$$\begin{bmatrix} \dot{\omega}_t \\ \dot{\omega}_g \\ \dot{T}_{ls} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{K_r}{J_r} & 0 & -\frac{1}{J_r} \\ 0 & -\frac{K_g}{J_g} & \frac{1}{n_g J_g} \\ B_{ls} - \frac{K_{ls} K_r}{J_r} & \frac{K_{ls} K_g}{n_g J_g} - \frac{B_{ls}}{n_g} & -K_{ls} \frac{J_r + n_g^2 J_g}{n_g^2 J_g J_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_t \\ \omega_g \\ T_{ls} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{J_r} \\ 0 \\ \frac{K_{ls}}{J_r} \end{bmatrix} T_a + \begin{bmatrix} 0 \\ -\frac{1}{J_g} \\ \frac{K_{ls}}{n_g J_g} \end{bmatrix} T_{em} \quad (\text{I.31})$$

Sous forme compacte, ce système s'écrit :

$$\begin{cases} \dot{X} = AX + BT_{em} + B_v T_a \\ Y = CX \end{cases} \quad (\text{I.32})$$

Le modèle devient alors un système non linéaire à deux entrées : soit le couple aérodynamique et le couple électromagnétique de la génératrice, et à une sortie ($y = \omega_t$).

Avec : $X = [\omega_t \quad \omega_g \quad T_{ls}]^T$ et $C = [1 \quad 0 \quad 0]$.

$$A = \begin{bmatrix} -\frac{K_r}{J_r} & 0 & -\frac{1}{J_r} \\ 0 & -\frac{K_g}{J_g} & \frac{1}{n_g J_g} \\ B_{ls} - \frac{K_{ls} K_r}{J_r} & \frac{K_{ls} K_g}{n_g J_g} - \frac{B_{ls}}{n_g} & -K_{ls} \frac{J_r + n_g^2 J_g}{n_g^2 J_g J_r} \end{bmatrix}; \quad B = \begin{bmatrix} 0 \\ -\frac{1}{J_g} \\ \frac{K_{ls}}{n_g J_g} \end{bmatrix}; \quad B_v = \begin{bmatrix} \frac{1}{J_r} \\ 0 \\ \frac{K_{ls}}{J_r} \end{bmatrix}.$$

La nonlinéarité de ce système provient du couple aérodynamique qui dépend de ω_t (à travers λ), de l'angle de calage β et de la vitesse du vent v qui est une entrée non commandable, aléatoire et fluctuante.

Le schéma bloc de ce système est représenté par la figure I.19 suivante :

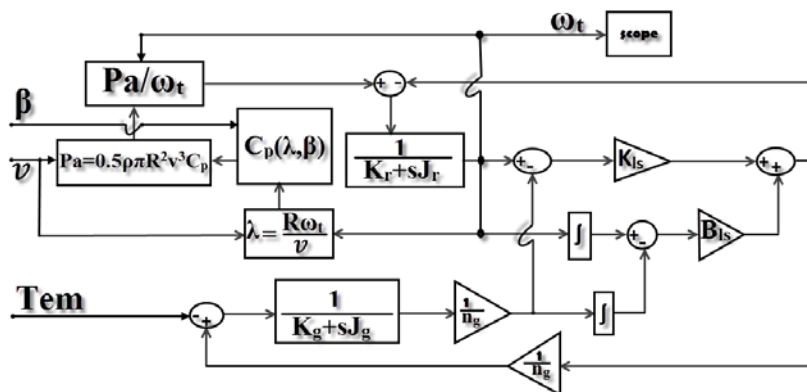


Figure I.19 Schéma bloc complet du modèle à deux masses.

I.3.2.2 Modèle à une masse.

En se basant sur les hypothèses suivantes le modèle à deux masses peut être réduit au modèle à une masse constitué d'une seule inertie et d'un seul coefficient de frottement [Bou 06], [Eke 97] et [Car 96] :

- Eolienne de grande taille ;
- Les arbres de transmission sont parfaitement rigides et liés par un multiplicateur 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.

➤ Modèle à une masse ramenée sur l'arbre lent

La figure I.20 donne le schéma du modèle à une masse ramenée sur l'arbre lent [Bou 06] :

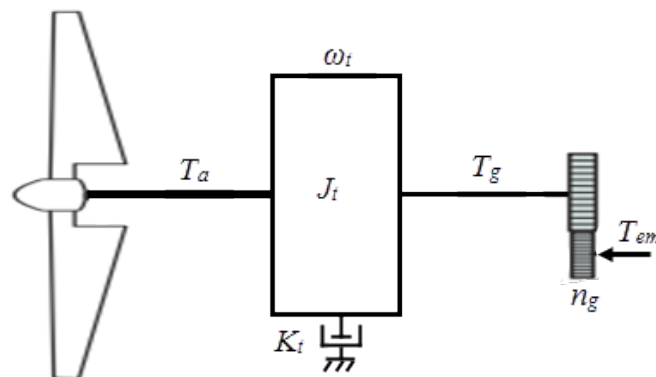


Figure I.20 modèle à une masse ramenée sur l'arbre lent.

D'après les hypothèses, l'arbre lent est parfaitement rigide c-à-dire que B_{ls} est infini. Alors $\theta_t = \theta_{ls}$ et $\omega_t = \omega_{ls}$. Les équations du rotor et du générateur deviennent :

$$J_r \dot{\omega}_t = T_a - n_g T_{hs} - K_r \omega_t \quad (\text{I.33})$$

$$n_g J_g \dot{\omega}_t = T_{hs} - n_g K_g \omega_t - T_{em} \quad (\text{I.34})$$

En éliminant le couple T_{hs} entre les deux équations on obtient :

$$J_t \dot{\omega}_t = T_a - T_g - K_t \omega_t \quad (\text{I.35})$$

avec : $J_t = J_r + n_g^2 J_g$; $K_t = K_r + n_g^2 K_g$; $T_g = n_g T_{em}$.

Le schéma bloc de ce modèle est représenté dans la figure I.21 suivante :

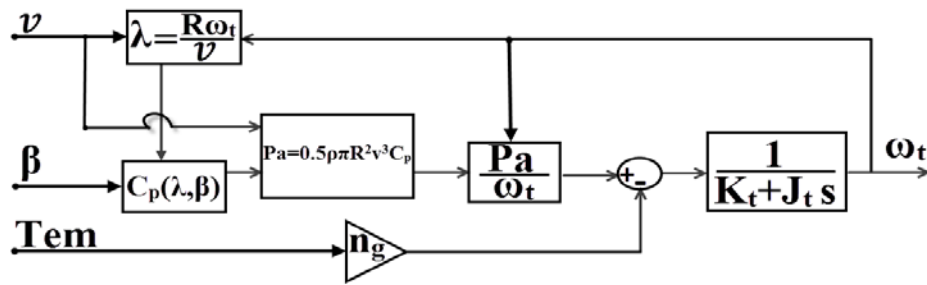


Figure I.21 : Schéma bloc du modèle à une masse ramené sur l'arbre lent.

Ce modèle est généralement utilisé dans la commande de l'aéroturbine.

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

La figure I.22 suivante donne le schéma du modèle à une masse ramenée sur l'arbre rapide [Bou 06] :

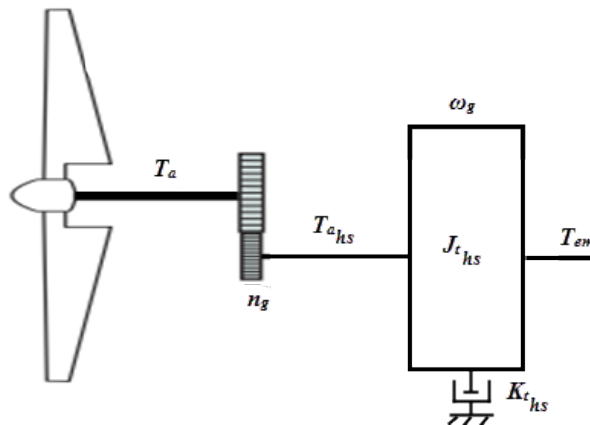


Figure I.22 : Modèle à une masse ramené sur l'arbre rapide.

D'après les mêmes hypothèses Les équations du rotor et du générateur deviennent :

$$\frac{J_r}{n_g} \dot{\omega}_g = T_a - T_{ls} - \frac{K_r}{n_g} \omega_g \quad (\text{I.36})$$

$$J_g \dot{\omega}_g = T_{hs} - K_g \omega_g - T_{em} \quad (\text{I.37})$$

en éliminant le couple $T_{hs} = \frac{T_{ls}}{n_g}$ entre les deux équations on obtient:

$$J_{t_{hs}} \dot{\omega}_g = T_{a_{hs}} - T_{em} - K_{t_{hs}} \omega_g \quad (\text{I.38})$$

avec: $J_{t_{hs}} = J_g + \frac{J_r}{n_g^2}$; $K_{t_{hs}} = K_g + \frac{K_r}{n_g^2}$; $T_{a_{hs}} = \frac{T_a}{n_g}$.

Le schéma bloc de ce modèle est représenté dans la figure I.23 suivante :

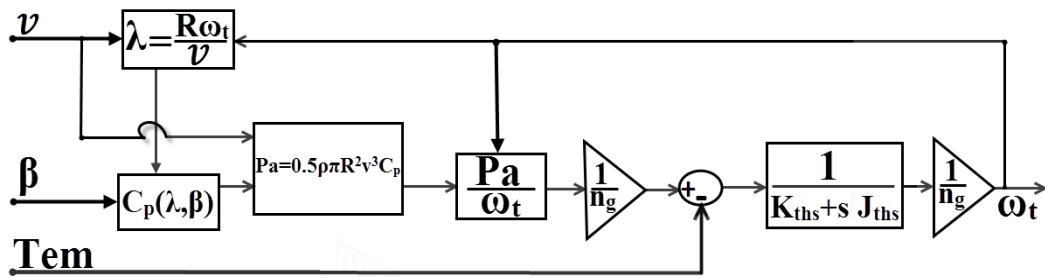


Figure 1-23 : Schéma bloc du modèle à une masse ramené sur l'arbre rapide.

Ce modèle est généralement utilisé dans la commande de la génératrice.

CONCLUSION

Le présent chapitre a permis de faire un tour d'horizon sur les technologies présentes en énergie éolienne, en particulier au niveau des configurations des éoliennes (notamment axe vertical versus axe horizontal et vitesse fixe versus vitesse variable). Suite à une comparaison entre ces différentes technologies basées surtout sur le rendement, et après avoir donné l'intérêt de travailler à vitesse variable, une technologie éolienne particulière a été choisie soit une éolienne à axe horizontal et à vitesse variable qui fera l'objet de notre étude.

L'éolienne choisie a été la base d'une modélisation détaillée de sa partie mécanique prenant en compte l'angle de calage. Nous avons décrit le modèle MISO non-linéaire à deux masses dont les entrées sont la vitesse du vent (entrée non commandable) et l'angle de calage ainsi que le couple électromagnétique (entrées commandables). La vitesse de rotation de l'aéroturbine est considérée comme étant la sortie du système. En se référant aux hypothèses du paragraphe I.4.2.2 le modèle à deux masses a été simplifié en un modèle à une masse.

Nous allons maintenant nous intéresser dans le chapitre suivant à quelques techniques de l'automatique et aux algorithmes issus de l'intelligence artificielle. Ces outils (les modes glissants standard, les réseaux de neurones, « *extreme learning machine* » et l'algorithme adaptatif d'optimisation par essaim particulaire) seront exploités dans les chapitres 3 et 4 pour commander l'éolienne d'étude.

Chapitre II

Généralités sur les techniques d'automatiques et les algorithmes utilisés

II.1 Introduction

La plupart des méthodes de synthèse de lois de commande se basent sur un modèle mathématique du système à commander. Certaines de ces techniques exigent une très bonne connaissance du modèle pour assurer un certain niveau de performance et la stabilité du système. Or, de nombreux systèmes réels et notamment les systèmes éoliens présentent en plus des perturbations extérieures, des nonlinéarités et des variations paramétriques, et par conséquent le comportement de ces systèmes est souvent différent des modèles mathématiques associés, et même lorsque l'on a un très bon modèle à disposition, il est souvent trop complexe, et doit être simplifié pour pouvoir synthétiser une loi de commande.

Ainsi, Le recours à des algorithmes robustes de commande est donc souhaitable aussi bien pour la stabilisation que pour la poursuite. La commande choisie devra être robuste, dans le sens où elle devra garantir une faible sensibilité aux erreurs de modélisation, aux incertitudes paramétriques et aux perturbations extérieures.

En effet, l'utilisation des techniques conventionnelles de commande de ce genre de systèmes n'est sans doute pas la meilleure approche du problème. Ceci a donné lieu à des techniques de commande avancées telles que les commandes H_∞ [Ben 07], [Zam 81], [Hma 13] et [Lav 03] et la commande par mode glissant (CMG) [Slo 84], [Eme 86], [Eme 67], [Utk 92], [Lev 03] et [Utk 93]. Cette dernière technique de contrôle nonlinéaire est largement utilisée pour la commande de tels systèmes grâce à ses propriétés remarquables de précision, de robustesse, de réglage facile et de simplicité de mise en œuvre. Cependant, ces deux

Chapitre II

techniques font appel aux modèles détaillés du système. Ce qui engendre une grande complexité de calcul pour une implémentation en temps réel.

Pour surmonter ces difficultés, nous utiliserons des algorithmes issus de l'intelligence artificielle pour réaliser les lois de commande de pilotage. Les résultats obtenus au cours de ces dernières années par l'introduction de ces algorithmes ou outils dits « intelligents » pour la synthèse des systèmes de commande, sont impressionnants. Ce qui a poussé les chercheurs dans ce domaine à innover ou à programmer de nouveaux outils intelligents dits aussi les techniques du soft « *computing* » en s'inspirant des travaux effectués pour essayer de comprendre le comportement du cerveau humain ou du comportement collectif intelligent des colonies de fourmis, des abeilles, des poissons... Parmi ces outils on trouve essentiellement : les réseaux de neurones artificiels (RNA), la logique floue, les algorithmes évolutionnaires tels que les algorithmes génétiques (AG), les algorithmes de colonies de fourmis (ACO), les algorithmes d'optimisation par essais particuliers (PSO)...

Les réseaux de neurones artificiels, ensembles d'opérateurs non linéaires interconnectés ou 'modèle électrique du cerveau humain', forment une famille de fonctions nonlinéaires, qui permet de construire, par apprentissage, une très large classe de modèles et de correcteurs. Ainsi, ils sont des outils particulièrement efficaces pour la modélisation des systèmes non linéaires, et la commande des systèmes complexes grâce à leurs propriétés d'approximations universelles et leurs capacités d'apprentissage. Cette propriété des réseaux de neurones sera investie dans ce travail à fin d'améliorer les contrôleurs par modes glissants qui seront ainsi qualifiés comme : contrôleurs non linéaires, robustes et intelligents.

Malgré le succès qui a connu l'utilisation des RNA, le temps d'apprentissage reste toujours un point auquel il faut apporter des améliorations. Lorsque les RNA sont utilisés pour estimer une fonction ou une partie du modèle mathématique pour l'utiliser dans la loi de commande, la question qui se pose toujours, est ce que le contrôleur ainsi synthétisé est à temps réel ? Pour surmonter ce problème, on utilise dans ce travail une technique introduite par Huang et al [Hua 06] qui est la machine d'extrême apprentissage (ELM). C'est une nouvelle technique d'apprentissage rapide et hautement performante basée essentiellement sur les réseaux de neurones à une seule couche cachée « *Single-hidden Layer Feedforward Neural Networks SHLFFNN* ».

Les algorithmes d'optimisation s'utilisent en de nombreux problèmes y compris contrôle optimal, le design optimal et l'identification des paramètres du système. Dans ce

Chapitre II

genre de problèmes on minimise une fonction dite la « fonction de coût ». Le succès réalisé par ses algorithmes dans la résolution de problèmes d'optimisation complexes, nous a poussé, dans cette thèse, à tirer profit de l'algorithme d'optimisation adaptative par essaim particulaire APSO pour améliorer les lois de commandes utilisées dans les chapitres suivants. Le choix de cet algorithme est justifié par sa rapidité de convergence par comparaison aux autres algorithmes du même type [Ken 01].

Ce chapitre est destiné à introduire quelques éléments théoriques nécessaires à la synthèse des commandes par modes de glissement standard et à la compréhension du fonctionnement des réseaux de neurones, de la machine d'apprentissage extrême et de l'algorithme d'optimisation adaptative par essais particuliers.

II.2 Théorie de la commande par modes glissants

Dans la formulation de tout problème de contrôle pratique, il y aura toujours un écart entre le comportement réel du système et son modèle mathématique utilisé pour la conception du contrôleur. L'imprécision du modèle d'un système non linéaire peut provenir de l'incertitude réelle sur le système (par exemple, des paramètres inconnus du système, des variations des paramètres), ou par le choix d'une représentation simplifiée de la dynamique du système. Les inexactitudes de modélisation peuvent être classées en deux grands types : des incertitudes structurées (ou paramétriques) et des incertitudes non structurées (perturbations inconnues externes ou dynamiques parasites non modélisées). Le premier type correspond à des inexactitudes sur les termes effectivement inclus dans le modèle, tandis que le second type correspond à des inexactitudes de l'ordre du système. Les inexactitudes de modélisation peuvent avoir des effets négatifs importants sur le contrôle des systèmes non linéaires. La conception des lois de commande qui fournissent les performances souhaitées pour le système en boucle fermée, en présence de ces perturbations et incertitudes, est une tâche très difficile pour un ingénieur de contrôle. L'une des approches les plus importantes à traiter avec l'incertitude du modèle sont le contrôle robuste. Cela constitue un intérêt intense dans le développement de ces méthodes de contrôle robuste qui sont censés résoudre ce problème.

Une approche particulière de la conception du contrôleur robuste et non linéaire est la technique de la commande par modes glissants introduite dans les années soixante à partir des travaux sur les commandes à structure variable. Cette technique de contrôle non linéaire possédant de nombreuses propriétés uniques a connu un grand succès ces dernières années

Chapitre II

grâce à sa simplicité de mise en œuvre et sa robustesse par rapport aux incertitudes du système et des perturbations externes co-incidentes sur le processus.

Un mode de glissement idéal existe seulement lorsque la trajectoire d'état du système commandé est en accord avec la trajectoire désirée à chaque instant. Cela peut nécessiter la commutation infiniment rapide de la commande entre plusieurs lois de commande différentes (en général linéaires). Dans les systèmes réels, un contrôleur commuté a des imperfections qui limitent le passage à une fréquence finie. Le point représentatif oscille alors dans un voisinage de la surface de commutation. Cette oscillation est appelée « *chattering* ». Ce phénomène est le plus grand défaut des commandes par modes glissants, car il peut causer une perte de précision [Flo 00]. Le remède pour supprimer ces discontinuités ou tout au moins réduire leur amplitude peut se faire par plusieurs méthodes par exemple : changement de la loi de commande maintenant le système sur la surface de glissement en approximant les discontinuités dans la commande par des fonctions à variation plus douce telle que la fonction de saturation et la tangente hyperbolique, cette méthode s'appelle la méthode de la couche limite [Slo 91], ajout d'un terme continu (la commande équivalente) ou encore passer aux MG d'ordre supérieur. Cependant, cette résolution partielle du phénomène de *chattering* se fait au détriment de la robustesse.

II.2.1 Principe de la commande par modes glissants

Les contrôleurs par modes glissants sont conçus pour conduire les états du système sur une surface particulière dans l'espace d'état, nommée surface de glissement, c'est le mode de convergence. Une fois la surface de glissement est atteinte, la commande maintient les états sur le voisinage proche de la surface de glissement avec une certaine dynamique jusqu'au point d'équilibre, c'est le mode de glissement (figure II.1). D'où la commande par modes glissants est une conception de commande en deux parties. La première partie consiste à concevoir une surface de glissement de sorte que le glissement satisfait les spécifications de conception. La seconde concerne la sélection d'une loi de commande qui fera de la surface de commutation, une surface attractive pour les états du système, c.-à-d. que la conception de la commande par mode glissant revient principalement à déterminer trois étapes : le choix de la surface de commutation, la Condition de convergence et le calcul de la loi de commande.

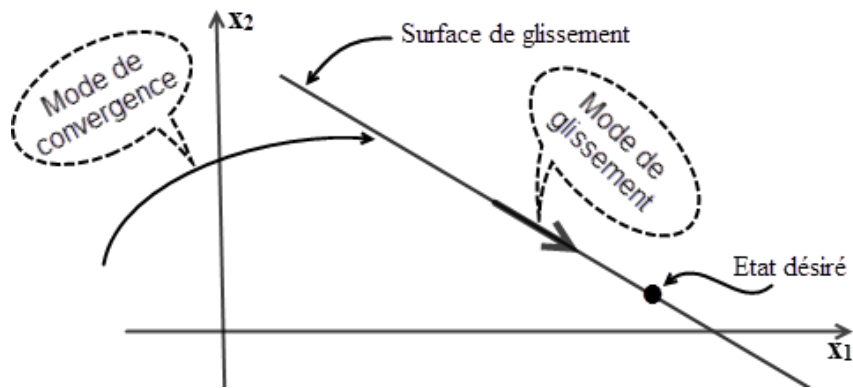


Figure II.1 Différents modes de convergence pour la trajectoire d'état.

II.2.1.1 Définition du régime glissant

Considérons une classe de systèmes non-linéaire affine en commande, c'est-à-dire des systèmes dont l'évolution est décrite par l'équation différentielle suivante :

$$\dot{x} = f(x,t) + g(x,t)u \quad (\text{II.1})$$

Où : $x = (x_1, \dots, x_n)^T$ appartient à X , un ouvert de R^n , est le vecteur d'état. $u : R^m \rightarrow R$ est l'entrée de commande qui est une fonction éventuellement discontinue. $f(x,t)$ et $g(x,t)$ sont des champs de vecteurs suffisamment différentiables, définis sur X .

Soit σ une fonction continue, $\sigma : X \times R^+ \rightarrow R$.

L'ensemble $S = \{x \in X / \sigma(x,t) = 0\}$ définit une sous variété de dimension $(n-1)$, appelée hyper-surface de glissement ou de commutation. La fonction $\sigma(x,t)$ est appelée fonction de glissement ou fonction de commutation. Elle sépare l'espace d'état en deux parties disjointes $\sigma(x,t) > 0$ et $\sigma(x,t) < 0$.

La commande u est une commande à structure variable, qui change la structure du système en utilisant des commandes différentes dans chacune des parties de l'espace d'état du système.

$$u = \begin{cases} u^+(x) & \text{si } \sigma(x,t) > 0 \\ u^-(x) & \text{si } \sigma(x,t) < 0 \end{cases} \quad (\text{II.2})$$

Où u^+ et u^- sont des fonctions continues, avec $u^+ \neq u^-$.

Chapitre II

Cette commande u de nature discontinue, va contraindre les trajectoires du système à atteindre la surface de glissement et d'y rester au voisinage de celle-ci malgré la présence de perturbations. En d'autres termes, la commande doit rendre cette surface de glissement localement attractive. Pour déterminer la condition d'attractivité, considérons la fonction de Lyapunov suivante :

$$V(\sigma) = \frac{1}{2}\sigma^2 \quad (\text{II.3})$$

Une condition nécessaire et suffisante, appelée condition d'attractivité, pour qu'une variable de glissement σ tende vers 0 est que la dérivée temporelle de V soit définie négative. Un régime glissant existe alors à chaque fois que :

$$\sigma\dot{\sigma} < 0 \quad (\text{II.4})$$

Si la condition (II.4) est vérifiée, alors la variable de glissement et sa dérivée sont de signe contraire quel que soit le temps et que 0 est un centre attracteur pour σ . Le temps de convergence, ou le temps d'atteinte « *reaching time* » dépend directement du choix de σ . Pour une convergence en temps fini, la condition (II.4) qui ne garantit qu'une convergence asymptotique vers la surface de glissement est remplacée par une condition plus restrictive dite de η -attractivité et donnée par [Slo 91] et [Bou 05] :

$$\sigma\dot{\sigma} < -\eta|\sigma| \quad (\text{II.5})$$

Cette condition assure à la fois l'existence du régime glissant et la condition de stabilité selon Lyapunov.

II.2.1.2 Degré relatif et choix de la surface de glissement

La surface de glissement peut être linéaire ou non linéaire. Elle est construite de telle sorte que le système ait toujours une dynamique désirée et elle est généralement choisie avec un degré relatif de valeur 1 par rapport à la commande (c-à-d la dérivée de la surface $\sigma(x)$ par rapport au temps, fait apparaître explicitement la commande u).

L'erreur de poursuite est définie comme étant $e(t) = y_r(t) - y(t)$, où $y(t)$ est la sortie du système et $y_r(t)$ est le signal de référence. On définit le degré relatif du système par rapport à la sortie $y(t)$ comme étant le nombre minimum de fois qu'il faut dériver la sortie $y(t)$ par rapport au temps, pour faire apparaître l'entrée de manière explicite.

Chapitre II

Supposons que l'objectif de commande est de faire tendre l'erreur $e(t)$ vers 0. La synthèse de la surface de glissement repose sur la définition de la variable de glissement : Soit $\sigma(x)$ une fonction suffisamment différentiable telle que son annulation permette de satisfaire l'objectif de commande.

Quand les trajectoires du système évoluent sur la surface de glissement S , sa dynamique est dite immergée dans l'état d'un système autonome de dimension inférieure d'une unité par rapport à sa propre dimension. Ce système autonome est appelé système réduit et sa dynamique est entièrement déterminée par le choix de la surface de glissement. La surface la plus simple est un hyperplan passant par l'origine de l'espace d'état, autrement dit, une surface linéaire par rapport à chacune des variables d'état.

Considérons le système non linéaire incertain et affine en commande, exprimé sous forme canonique commandable suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = x_3 \\ \dots\dots \\ \dots\dots \\ \dot{x}_n = f(x_i) + g(x_i)u \\ y = x_1 \end{array} \right. \quad \text{(II.6)}$$

et considérons la variable de glissement linéaire suivante :

$$\sigma(x) = e^{(n-1)} + \dots + c_2 \ddot{e} + c_1 \dot{e} + c_0 e \quad \text{(II.7)}$$

où les coefficients c_i ($0 \leq i \leq n-2$) sont choisis tels que le polynôme

$$\lambda^{n-1} + \sum_{i=0}^{n-2} c_i \lambda^i = 0 \quad \text{(II.8)}$$

soit un polynôme d'Hurwitz, c.à.d. que le système réduit soit stable, puisque l'équation différentielle associée est :

$$e^{(n-1)} + \dots + c_2 \ddot{e} + c_1 \dot{e} + c_0 e = 0 \quad \text{(II.9)}$$

Ainsi, lorsque la variable de glissement $\sigma(x)$ est forcée à zéro, l'erreur de poursuite e converge asymptotiquement vers zéro, avec une dynamique imposée par le choix des coefficients c_i . Cette dynamique peut être réglée par n'importe quelle méthode de placement de pôles appropriée.

De plus, $\sigma(x)$ satisfait la condition sur le degré relatif puisque la commande u apparaît dans l'expression de sa première dérivée par rapport au temps :

$$\begin{aligned} \dot{\sigma} &= e^{(n)} + c_{n-2}e^{(n-1)} + \dots + c_2\ddot{e} + c_1\dot{e} + c_0\dot{e} \\ &\vdots \\ &= y_r^{(n)} - f(x_i) - g(x_i)u + c_{n-2}e^{(n-1)} + \dots + c_2\ddot{e} + c_1\dot{e} + c_0\dot{e} \end{aligned} \quad (\text{II.10})$$

Une fois la surface de glissement (c.à.d. la dynamique du système réduit) sera choisie, la seconde étape consiste à choisir une commande stabilisante, au point zéro, la dérivée de la variable de glissement en temps fini, malgré les incertitudes et les perturbations.

II.2.1.3 Synthèse de la loi de commande

Différentes formes ont été proposées pour la commande, toutes ces formes proposées donnent une expression discontinue. La forme simple qui est généralement utilisée est [Flo 00] :

$$u_d = -k \cdot \text{sign}(\sigma) \quad (\text{II.11})$$

où k est une constante positive et sign est la fonction signe classique définie par :

$$\text{sign}(\sigma) = \begin{cases} +1 & \text{si } \sigma > 0 \\ 0 & \text{si } \sigma = 0 \\ -1 & \text{si } \sigma < 0 \end{cases} \quad (\text{II.12})$$

La commande u_d force les dynamiques du système à converger vers la surface de glissement et assure l'insensibilité du système vis-à-vis des incertitudes et des perturbations. Par exemple, pour des paramètres mal connus, le système ne glisse pas parfaitement sur la surface, il quitte celle-ci, mais le terme discontinu l'y ramène. La surface est dite alors attractive. C'est pour cette raison que la commande par modes glissants est dite robuste.

II.2.2 Robustesse des modes glissants.

Considérons le système perturbé suivant :

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = x_3 \\ \dots\dots \\ \dots\dots \\ \dot{x}_n = f(x_i) + g(x_i)u + \xi \end{cases} \quad (\text{II.13})$$

Chapitre II

où ζ représente l'effet des incertitudes paramétriques sur le terme $f(x)$ ou des perturbations externes indépendantes de l'état.

Théorème II.1 [Utk 92] : Le régime glissant sur σ , du système perturbé (II.13), est invariant vis-à-vis de ζ , si et seulement si le vecteur de perturbation ζ est engendré par $g(x)$. Cette condition est appelée condition de recouvrement ou « *matching condition* ». Notons que le système est insensible à de telles perturbations seulement en régime glissant.

II.2.3 Le phénomène de réticence « *chattering* ».

Malgré sa robustesse, la commande par modes glissants présente un inconvénient non négligeable c'est le phénomène de réticence « *chattering* » (Fig.II.2) qui se caractérise par de fortes oscillations autour de la surface de glissement. Pour réduire ce phénomène, différentes solutions sont proposées dans la littérature. Parmi ces solutions, on adopte dans ce travail les deux les plus utilisées : la première consiste à améliorer la commande discontinue u_d par l'ajout d'un terme continue qu'on appelle la commande continue, la deuxième suggère une implémentation approximativement lisse de la technique de contrôle par modes glissants en remplaçant la fonction discontinue $sign(.)$ par une approximation lisse et continue. Deux exemples sont souvent utilisés : la fonction saturation $sat(.)$ et la fonction tangente hyperbolique $tanh(.)$.

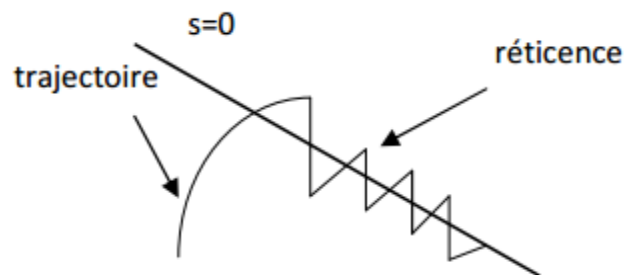


Figure II.2 phénomène de réticence.

II.2.3.1 Méthode de la commande équivalente

Les trajectoires du système sur la surface σ ne sont pas définies puisque la commande u_d n'est pas définie pour $\sigma = 0$. Deux méthodes ont été proposées pour la détermination de la trajectoire d'état en régime glissant. La méthode de Fillipov [Fil 60] et la méthode d'Utkin [Utk 92], appelée méthode de la commande équivalente que nous allons utiliser dans notre

Chapitre II

travail grâce à sa simplicité. Ainsi, la loi de commande est composée du terme continu u_{eq} et d'un terme discontinu u_d , soit :

$$u = u_{eq} + u_d \quad (\text{II.14})$$

Pour certains auteurs, cette commande est la somme d'un terme de basse fréquence u_{eq} et d'un terme de haute fréquence u_d .

Lorsque le système est en régime glissant, la trajectoire restera sur la surface de commutation. Cela peut être exprimé par :

$$\begin{cases} \sigma(x, t) = 0 \\ \dot{\sigma}(x, t) = 0 \end{cases} \quad (\text{II.15})$$

Cette condition est appelée condition d'invariance de la surface de glissement.

Pour la suite, et pour simplifier, nous prenons $\sigma(x, t) = \sigma(x(t)) = \sigma(x)$, ainsi :

$$\dot{\sigma} = 0 \Rightarrow \frac{\partial \sigma}{\partial x} (f(x) + g(x)u_{eq}) = 0 \quad (\text{II.16})$$

La commande équivalente u_{eq} , associée au système nominal est déterminée de façon unique par les conditions d'invariance ci-dessus. En supposant que $\frac{\partial \sigma}{\partial x} g(x) \neq 0$, la commande équivalente est donnée par le scalaire :

$$u_{eq} = - \left(\frac{\partial \sigma}{\partial x} g(x) \right)^{-1} \frac{\partial \sigma}{\partial x} f(x) \quad (\text{II.17})$$

Physiquement, la commande équivalente représente la valeur moyenne de la commande u , qui maintient l'état du système sur la surface de glissement $\sigma(x) = 0$. L'équation du régime glissant idéal est obtenue en portant l'expression de u_{eq} dans (II.1) :

$$\dot{x} = f(x) - g(x) \left(\frac{\partial \sigma}{\partial x} g(x) \right)^{-1} \frac{\partial \sigma}{\partial x} f(x) \quad (\text{II.18})$$

$\frac{\partial \sigma}{\partial x}$ étant non nul sur X , ceci implique que l'on peut exprimer m états en fonction des $(n - m)$ autres. Ainsi, en régime glissant, les dynamiques du système évoluent sur un espace d'état

Chapitre II

réduit de dimension $(n-m)$. On aura donc m valeurs propres nulles et $(n-m)$ valeurs propres non nulles. La commande totale qui réduit le phénomène de réticence en adoptant la solution proposée par Utkin est donnée par :

$$u = -\left(\frac{\partial \sigma}{\partial x} g(x)\right)^{-1} \frac{\partial \sigma}{\partial x} f(x) - k \cdot \text{sign}(\sigma) \quad (\text{II.19})$$

II.2.3.2 Méthode de la couche limite

La méthode de la couche limite (*boundary layer*) a été proposée par les auteurs dans [Slo 84] et [Slo 91]. Elle consiste en une approximation continue de la discontinuité introduite par la fonction signe dans la loi de commande au voisinage de la surface de glissement. Dans cette approche, la fonction signe de la loi de commande discontinue n'est conservée qu'à l'extérieur d'une bande d'une couche limite définie au voisinage de la surface de glissement. A l'intérieure de cette bande, la fonction signe est souvent remplacée par la fonction saturation.

La fonction saturation est définie par une droite de pente $\frac{1}{L}$ à l'intérieur d'une bande de largeur $2L$, située au voisinage de zéro, et par la fonction signe à l'extérieur. Son expression mathématique est donnée par :

$$\text{sat}(\sigma) = \begin{cases} \sigma/L & \text{si } \|\sigma\| < L \\ \text{sign}(\sigma) & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{II.20})$$

La loi de commande discontinue donnée par (II.11) devient alors (figure II.3) :

$$u_d = -k \cdot \text{sat}(\sigma) \quad (\text{II.21})$$

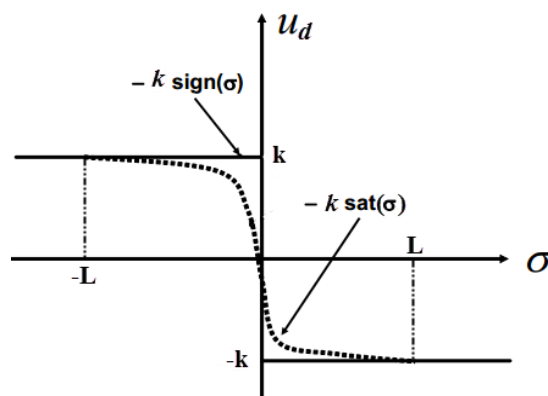


Figure II.3 Représentation de la commande u_d en fonction de la variable glissement.

Chapitre II

Malheureusement, cette approche est efficace seulement dans le cas spécifique, c'est lorsque les incertitudes larges ne sont pas présentes et l'action de contrôle qui les neutralisent peut-être mise à zéro dans le mode de glissement. En plus, cette approche malgré qu'elle permette de réduire le phénomène du *chattering*, 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. C'est pourquoi dans cette thèse, on envisage de combiner les deux approches explicitées à savoir la couche limite et la commande équivalente, ainsi la loi de commande par modes glissants est donnée par :

$$u = -\left(\frac{\partial \sigma}{\partial x} g(x)\right)^{-1} \frac{\partial \sigma}{\partial x} f(x) - k \cdot \text{sat}(\sigma) \quad (\text{II.22})$$

II.3 Généralités sur les réseaux de neurones

Un neurone est une cellule cérébrale dont la fonction principale consiste à collecter, traiter et transmettre des signaux électriques. On pense que la capacité du cerveau à traiter les informations émerge essentiellement de la mise en réseaux de neurones. C'est pourquoi, certains des premiers travaux en intelligence artificielle ont eu pour but de créer une abstraction des réseaux de neurones biologiques : les réseaux de neurones artificiels (RNA).

Un réseau de neurones artificiel également appelé réseau neuro-mimétique est un processus distribué de manière massivement parallèle, qui a une propension naturelle à mémoriser des connaissances de façon expérimentale et de les rendre disponibles pour utilisation. Il ressemble au cerveau en deux points : l'acquisition de la connaissance au travers d'un processus d'apprentissage et l'utilisation des poids des connections entre neurones pour mémoriser la connaissance [Hay 94]. De façon formelle, un réseau de neurone est une fonction mathématique à laquelle sont associés des grandeurs d'entrées, un résultat de sortie et des paramètres ajustables appelés des poids.

Depuis quelques années, on cherche à copier les réseaux de neurones pour faire des lois de commande intelligentes. Les premières tentatives de modélisation du cerveau sont anciennes et précèdent même l'ère informatique. C'est en 1943 que Mc Culloch (neurophysiologiste) et Pitts (logicien) ont proposé les premières notions de neurone formel. Ce concept fut ensuite mis en réseau avec une couche d'entrée et une sortie par Rosenblatt en 1959 pour simuler le fonctionnement rétinien et tacher de reconnaître des formes. C'est l'origine du perceptron. Cette approche est qualifiée de connexioniste.

Chapitre II

Les techniques issues des théories de l'intelligence artificielle ont contribué de manière significative à la compréhension et à la maîtrise des RNA à travers de nouvelles structures d'apprentissage. Ceci à permet aujourd'hui aux réseaux de neurones de prolonger les techniques classiques de l'automatique non linéaire pour aboutir à des solutions efficaces et robustes. Ces techniques s'intègrent parfaitement dans les stratégies de commande, dans les fonctionnalités d'identification, ou dans les schémas de filtrage. Bref, la maîtrise des RNA à conduit aux nouvelles avancées réalisées dans le domaine de l'automatique.

II.3.1 Composant : le neurone formel

Un réseau neuronal est l'association, en un graphe plus ou moins complexe, d'objets élémentaires, les neurones formels. Les principaux réseaux se distinguent par l'organisation du graphe (en couches, complets. . .), c'est-à-dire leur architecture, son niveau de complexité (le nombre de neurones, présence ou non de boucles de rétroaction dans le réseau), par le type des neurones (leurs fonctions de transition ou d'activation) et enfin par l'objectif visé : apprentissage supervisé ou non, optimisation, systèmes dynamiques.

II.3.1.1 Structure

La figure II.4 montre la structure d'un neurone artificiel, celui-ci, est une unité de calcul élémentaire qui reçoit un certain nombre d'entrées en provenance directe de l'environnement ou de neurones amont. Lorsque l'information est issue d'un neurone, on lui associe un poids w qui représente la capacité du neurone amont à exciter le neurone aval. Chaque neurone est doté d'une sortie unique, qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones avals. L'ensemble de ces unités ou nœuds connectés par des liens orientés constitue les réseaux de neurones.

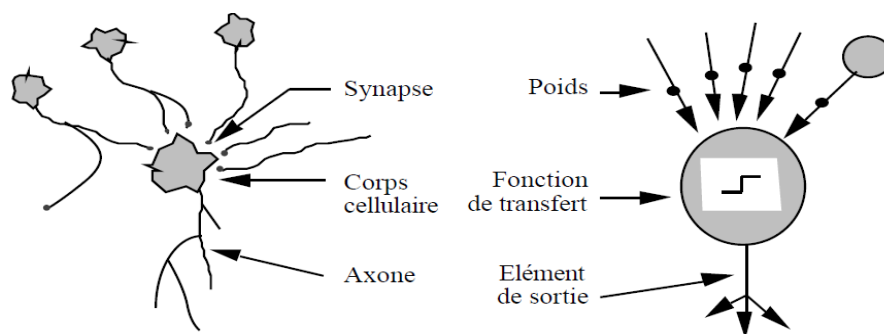


Figure II.4 Mise en correspondance neurone biologique / neurone artificiel.

II.3.1.2 Comportement

La figure II.5 illustre un modèle mathématique simple d'un neurone. D'après ce modèle on peut distinguer deux étapes dans l'intégration de l'information.

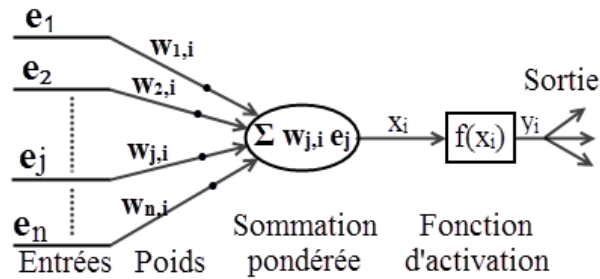


Figure II.5 Modèle mathématique d'un neurone

L'unité i (neurone i) calcule d'abord une somme pondérée de ses entrées :

$$x_i = \sum_{j=0}^n W_{j,i} e_j \quad (\text{II.23})$$

elle applique ensuite une fonction d'activation f à cette somme pour calculer la sortie :

$$y_i = f(x_i) = f\left(\sum_{j=0}^n W_{j,i} e_j\right) \quad (\text{II.24})$$

La fonction d'activation est non-linéaire cela permet au RNA de modéliser des équations dont la sortie n'est pas une combinaison linéaire des entrées. Cette caractéristique confère au RNA de grandes capacités de modélisation fortement appréciées pour la résolution de problèmes non-linéaires. Quelques exemples de fonctions d'activation sont donnés dans le tableau II.1:

	Echelon	Sigmoïde
Unipolaire		
Bipolaire		

Tableau II.1 Quelques exemples de fonctions d'activation.

Chapitre II

Pour ajouter de la flexibilité au réseau on utilise souvent comme fonction d'activation, une fonction à seuil (Figure II.6).

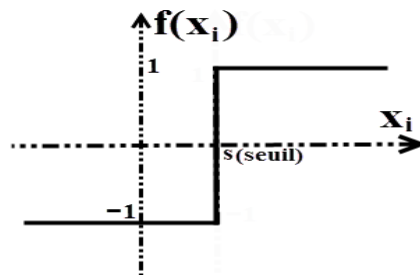


Figure II.6. Exemple de Fonction d'activation à seuil.

Cette fonction est caractérisée par l'équation suivante :

$$\begin{cases} f(x_i) = 1 & \text{si } x_i \geq s \\ f(x_i) = -1 & \text{si } x_i < s \end{cases} \quad (\text{II.25})$$

qui peut se mettre sous la forme :

$$\begin{cases} f(x_i) = 1 & \text{si } x_i - s \geq 0 \\ f(x_i) = -1 & \text{si } x_i - s < 0 \end{cases} \quad (\text{II.26})$$

Ainsi le modèle précédent devient comme celui illustré dans la figure II.7 suivante :

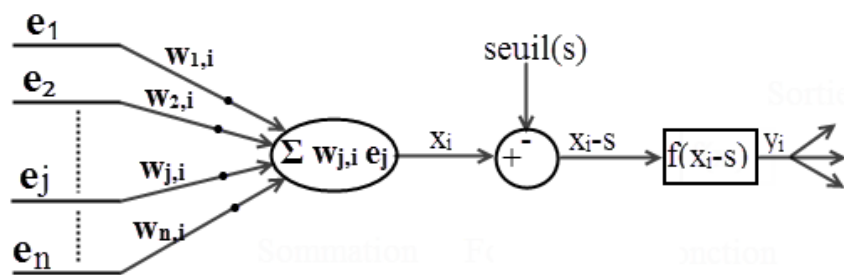


Figure II.7 Modèle mathématique d'un neurone utilisant une fonction d'activation à seuil.

La flexibilité du réseau est assurée en permettant de varier le seuil de déclenchement du neurone, pour cela on ajoute une entrée (biais) toujours égale à -1 et dont le poids est le seuil qui sera ajusté lors de l'apprentissage.

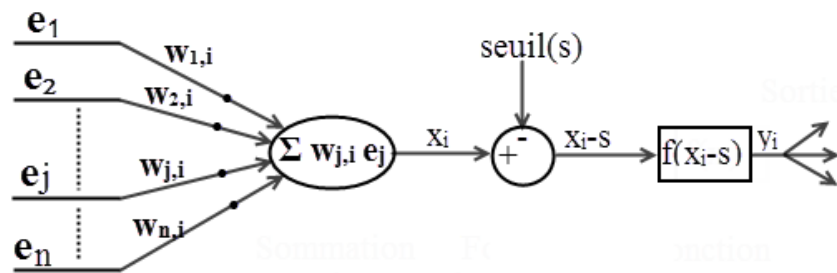


Figure II.8 Modèle mathématique d'un neurone avec une entrée de plus représentant le biais.

II.3.2 Structures des réseaux de neurones.

Les RNA permettent d'approcher des relations nonlinéaires à des degrés de complexité importants. Ces réseaux possèdent une couche d'entrée, une couche de sortie et une ou plusieurs couches cachées. Pour caractériser un réseau de neurones, il est pratique d'utiliser son graphe, ses nœuds qui sont les neurones, ses racines qui sont les entrées du réseau et ses arcs qui sont les connexions pondérées par leurs retards. Les connexions entre les neurones qui composent le réseau décrivent la topologie du modèle. Elle peut être quelconque, mais le plus souvent il est possible de distinguer une certaine régularité qui permet de détecter l'existence deux grandes catégories de structures de réseaux de neurones : les réseaux acycliques ou non bouclés (*feed-forward*), et les réseaux cycliques ou bouclés ou encore réseaux récurrents [NER 92].

II.3.2.1 Réseaux acycliques

Un réseau est non bouclé, ou statique, si son graphe ne possède pas de cycle. Il réalise donc, de manière générale, une relation algébrique non linéaire entre ses entrées et ses sorties. Dans le contexte du traitement du signal et de l'automatique, un réseau non bouclé réalise un filtre transverse non linéaire à temps discret. Ce filtre peut posséder des synapses à retard. On a intérêt à mettre le réseau sous une forme équivalente, dite forme canonique, constituée uniquement de neurones à retard nul, ou neurones statiques : cette forme a l'avantage de faire apparaître les entrées effectives du réseau à chaque instant, et de faciliter l'apprentissage (car toutes les connexions sont de même type). Ses unités (entrées et neurones) sont ordonnées, et les connexions ne peuvent aller que d'une unité à un neurone dont l'indice est supérieur [Bur 01]. On distingue des réseaux *feed-forward* monocouches et ceux multicouches :

- ✓ Le réseau *feed-forward* monocouche (perceptron) est un réseau dont toutes les entrées sont directement connectées aux sorties. Comme chaque unité de sortie est

indépendantes des autres chaque poids n'affecte que l'une des sorties [Ros 57] (figure II.9). Les réseaux de neurones *feed-forward* monocouches présentent certains avantages. En particulier, il existe un algorithme d'apprentissage dans les perceptrons à sigmoïde.

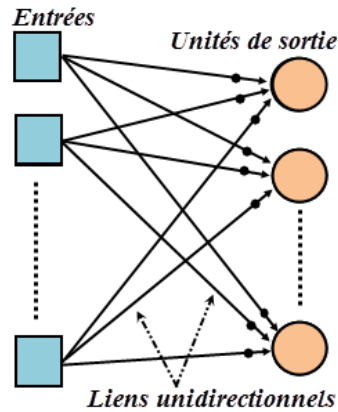


Figure II.9 Architecture neuronale d'un perceptron ;

- ✓ Les réseaux *feed-forward* multicouches sont des réseaux contenant des unités cachées. Dans le cas le plus courant, il n'existe qu'une seule couche cachée (figure II.10). L'ajout de couches cachées présente l'avantage d'élargir l'espace d'hypothèses que le réseau peut représenter. Nous pouvons voir chaque unité cachée comme un perceptron qui représente une fonction à seuil doux dans l'espace des entrées ; Or, la question du choix du bon nombre d'unités cachées par avance n'est pas encore très bien comprise.

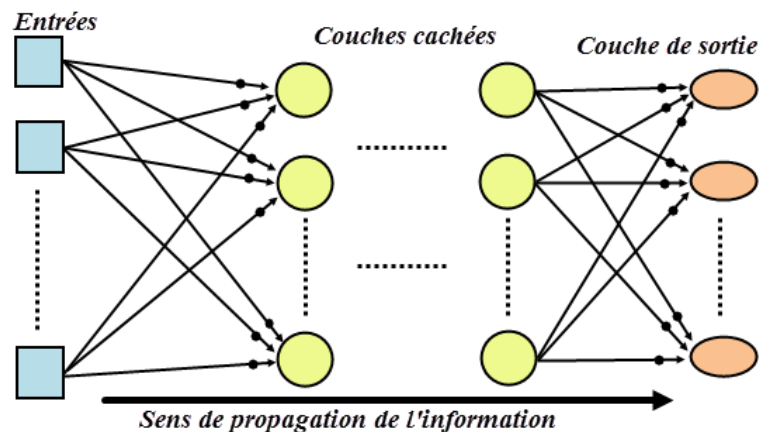


Figure II.10 Architecture générale d'un réseau de neurones multicouche

Il convient d'insister sur le fait que le temps ne joue aucun rôle fonctionnel dans un réseau de neurones non bouclé : si les entrées sont constantes, les sorties le sont également. Le temps nécessaire pour le calcul de la fonction réalisée par chaque neurone est négligeable et, fonctionnellement, on peut considérer ce calcul comme instantané. Pour cette raison, les

Chapitre II

réseaux non bouclés sont souvent appelés « réseaux statiques », par opposition aux réseaux bouclés ou « dynamiques » que nous introduirons dans le paragraphe suivant.

Pour terminer cette présentation des réseaux de neurones non bouclés, considérons deux cas, très importants en pratique : le réseau de neurones à une couche cachée de sigmoïdes et un neurone de sortie linéaire (*Single-hidden Layer Feed-forward Neural Networks*, SLFFNN) et le réseau de neurone de régression généralisée (*General Regression Neural Network*, GRNN).

II.3.2.1.1 Le réseau de neurones à une couche cachée de sigmoïdes et un neurone de sortie linéaire ‘*Single-hidden Layer Feed-forward Neural Networks*’ (SLFFNN)

Considérons l’architecture d’un SLFFNN illustré dans la Figure II.11 :

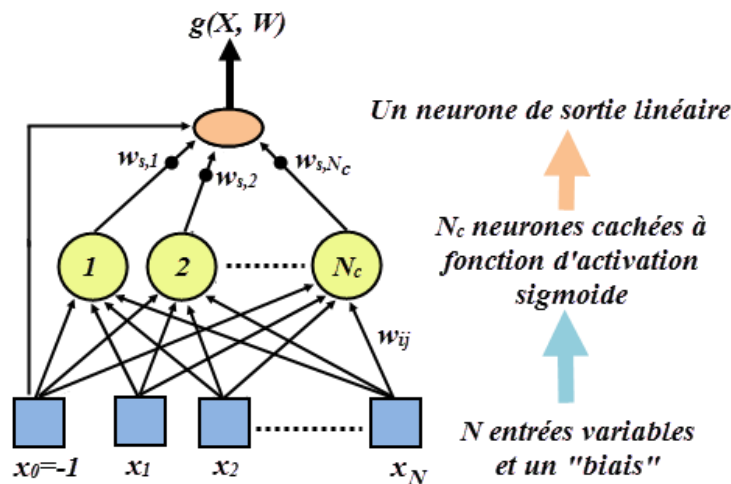


Figure II.11 Un réseau de neurones de type SLFFNN.

La sortie du réseau $g(X, W)$ est une fonction linéaire des poids de la dernière couche de connexions (qui relie les N_c neurones cachés au neurone de sortie), et elle est une fonction non linéaire des paramètres de la première couche de connexions (qui relie les $N+1$ entrées du réseau aux N_c neurones cachés). C.-à-d. que $g(X, W)$ du réseau est une fonction algébrique non linéaire du vecteur des entrées $X = (-1, x_1, \dots, x_N)^T$ et du vecteur des poids W . Cette propriété a des conséquences importantes que nous examinerons dans le paragraphe d'apprentissage par l'algorithme de la machine d'apprentissage extrême ELM.

L'expression de la sortie du réseau est donnée par :

$$g(X, W) = \sum_{i=1}^{N_c} \left[w_{s,i} \text{th} \left(\sum_{j=1}^N w_{i,j} x_j - w_{s,0} \right) \right] - w_{s,0} \quad (\text{II.27})$$

Par convention, le paramètre $w_{i,j}$ est relatif à la connexion allant du neurone j (ou de l'entrée j) vers le neurone i .

II.3.2.1.2 Réseaux de neurones de régression généralisée

Le réseau de neurones de régression généralisée est une sorte de réseaux de fonction de base radiaux (RBF) qui est basé sur une technique standard statistique appelée « *kernel* » de régression [Pol 08] et [Spe 91]. Ce modèle de réseau neuronal est initialement proposé par Specht [Spe 91] pour résoudre des problèmes non linéaires approximatifs, basés sur l'estimation d'une fonction de distribution de probabilité, en postulant des relations non linéaires entre un ensemble de variables explicatives indépendantes $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}]^T \in \mathbb{R}^m$ (vecteur d'entrée) et une variable cible correspondante $\hat{Y}_i = [y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{ik}]^T \in \mathbb{R}^k$ (vecteur de sortie). Si suffisamment d'échantillons observés sont donnés dans un ensemble d'apprentissage $T_i = [X_i, Y_i] (i = 1 \dots n)$, Le GRNN peut estimer une surface de régression linéaire ou non linéaire pour prédire la cible possible \hat{Y}_j d'un nouvel échantillon à venir X_j . La valeur de la consigne de la grandeur prédite est obtenue en prenant la moyenne pondérée des valeurs de ses points voisins. Les voisins à proximité ont un impact plus élevé sur la valeur cible à prédire, tandis que voisins lointains ont peu d'influence. Le niveau d'influence (poids) des points voisins est évalué par une fonction de base radiale (RBF), telle que la fonction de distribution gaussienne, avec la distance comme entrée et la valeur de probabilité comme sortie : $\text{poids} = \text{RBF}(\text{Distance})$. La valeur de l'écart-type σ de la gaussienne détermine l'influence des points éloignés sur la variable cible. Si l'ensemble d'apprentissage est donné, le seul paramètre qui doit être déterminé est l'écart-type σ . Dans une certaine mesure, le choix la valeur de ce paramètre est une procédure essentielle qui garantit la capacité de prédiction et de la capacité de généralisation de la GRNN. En général, il existe deux stratégies pour choisir la valeur optimale de σ . L'une est basée sur une connaissance préalable ou expérience individuelle [Tom 01], l'autre est basé sur des algorithmes d'optimisation intelligente, tel que la méthode d'optimisation par essais particuliers [Li 13].

Chapitre II

Les avantages de l'utilisation de GRNN comprennent sa précision, sa rapidité d'apprentissage, la simplicité de son algorithme d'apprentissage, la capacité à modéliser à partir d'un ensemble de données relativement restreint et la capacité de gérer les observations aberrantes.

Etant un algorithme d'apprentissage de données, GRNN est utilisé pour explorer la relation entre les données dans une série chronologique, des séries temporelles pertinentes, et les variables intervenantes comme suit :

$$Y_t = f \left(\begin{array}{c} Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-n} \\ X_{1(t-1)}, X_{1(t-2)}, \dots, X_{1(t-n_1)} \\ X_{2(t-1)}, X_{2(t-2)}, \dots, X_{2(t-n_2)} \end{array} \right) \quad (\text{II.28})$$

où Y_t est la valeur observée à l'instant t , $X_{i(t-j)}$ est la valeur de la i^{th} variable explicative à l'instant $t-j$ et n_i est le nombre de décalage de la série temporelle associée X_i . L'équation (II.28) suppose que la valeur d'observation actuelle est associée à la fois à ses n précédentes valeurs observées (auto-régression) et les valeurs historiques observées de ses variables correspondantes (n_i observations précédentes pour la variable X_i). La relation non linéaire actuelle peut être déduite en utilisant GRNN.

Un modèle typique GRNN est se compose de quatre couches. Chaque couche a un rôle différent ; ces rôles sont démontrés dans la figure. II.12 et expliqués ci-dessous :

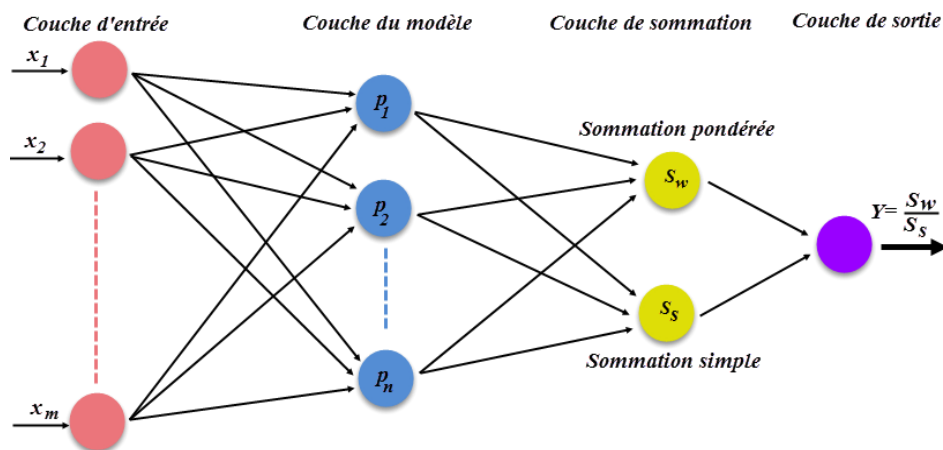


Figure II.12 : Architecture générale d'un réseau de neurones de régression généralisée.

- **Une couche d'entrée :** reçoit et stocke des informations d'un vecteur d'entrée X_i , dont le nombre de neurones est égal à la dimension du vecteur d'entrée m . Ensuite, les neurones de la couche d'entrée alimentent les données à la couche du modèle.

- **Une première couche cachée appelée couche de modèle :** celle-ci fait une transformation non linéaire de l'espace d'entrée à l'espace de modèle. Chaque neurone de cette couche peut mémoriser la relation entre le neurone d'entrée et la réponse appropriée de la couche du modèle, et le nombre de neurones de cette couche est égal au nombre d'échantillons d'apprentissage n . La gaussienne de chaque neurone p_i est exprimée comme suit :

$$p_i = \exp\left[-\frac{(X - X_i)^T (X - X_i)}{2\sigma^2}\right] \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (\text{II.29})$$

avec X est le noyau de la RBF et X_i est l'exemple courant.

- **Une deuxième couche cachée appelée couche de sommation :** elle contient deux neurones sommateurs, à savoir S_s et S_w :
 - ✓ Le sommateur simple S_s calcule la somme arithmétique des sorties de la première couche cachée affectées avec des poids d'interconnexion unitaires. La fonction de transfert de celui-ci est :

$$S_s = \sum_{t=1} p_t \quad t = 1 \dots n \quad (\text{II.30})$$

- ✓ Le sommateur pondérée S_w calcule la somme pondérée des sorties de la première couche cachée avec le poids d'interconnexion w . La fonction de transfert de celui-ci est donnée par :

$$S_w = \sum_{t=1} w_t p_t \quad t = 1 \dots n \quad (\text{II.31})$$

où w_t est le poids du neurone t de la couche cachée reliée à la couche de sommation.

- **Une couche de sortie :** Calcul la valeur prédite de la variable cible en prenant la somme pondérée par la somme simple des n points observés selon l'équation suivante :

$$y = \frac{S_w}{S_s} \quad (\text{II.32})$$

Le choix de travailler dans cette thèse par cette architecture neuronale est justifié par les pertinents résultats assurés par l'application de GRNN dans différents domaines, à titre d'exemples : [Zho 14], [Vad 14], [Lui 14], [Yip 14].

Chapitre II

II.3.2.2 Réseaux de neurones dynamiques ou réseaux récurrents

Dans les RN *feed-forward*, uniquement des liens à propagation avant ont été utilisés. Dans l'architecture la plus générale d'un réseau de neurones, lorsqu'on se déplace dans le réseau en suivant le sens des connexions, il est possible de trouver au moins un chemin qui revient à son point de départ, un tel chemin est désigné sous le terme de « cycle ». Le réseau de neurones dont le graphe des connexions est cyclique est un réseau bouclé ou récursif. Ainsi les connexions récurrentes d'un réseau cyclique ramènent l'information en arrière pour réalimenter ses propres entrées avec ses sorties. Ces connexions sont le plus souvent locales.

La sortie d'un neurone du réseau récursif peut donc être fonction d'elle-même ; cela n'est évidemment concevable que si la notion de temps est explicitement prise en considération. Ainsi, à chaque connexion d'un réseau de neurones bouclé (ou à chaque arête de son graphe) est attaché, outre un poids comme pour les réseaux non bouclés, un retard, multiple entier de l'unité de temps choisie. Une grandeur, à un instant donné, ne pouvant pas être fonction de sa propre valeur au même instant, tout cycle du graphe du réseau doit avoir un retard non nul pour éliminer le problème de la détermination de l'état du réseau par bouclage et pour conserver le mode de fonctionnement séquentiel du réseau.

La présence des liens récurrents ajoute plus de flexibilité au réseau. Par ailleurs, le cerveau humain compte plusieurs neurones avec des liens récurrents. Plusieurs chercheurs affirment que la récursivité des réseaux neuronaux du cerveau est à la base de notre capacité de mémorisation (figure II.10).

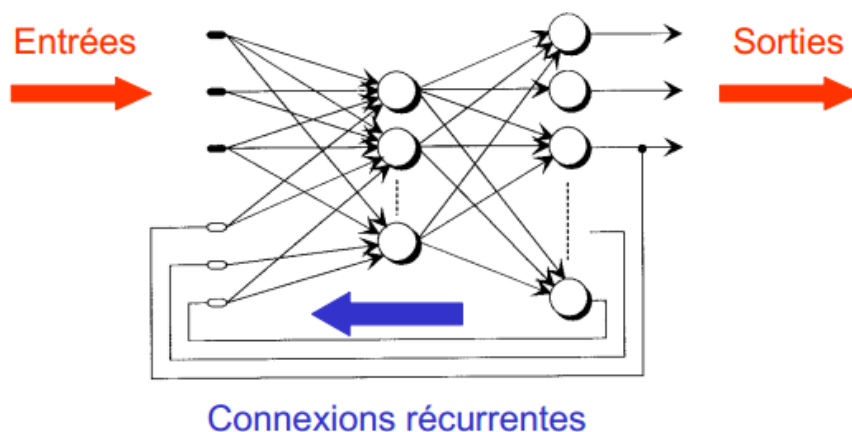


Figure II.13 Exemple de réseau de neurone récurrent.

Chapitre II

II.3.3 Apprentissage des réseaux de neurones

L'architecture d'un réseau est définie par le graphe du réseau, les coefficients de celui-ci, et par les fonctions d'activation des neurones. Le caractère bouclé ou non du réseau, ainsi que les fonctions d'activation, peuvent être fixés en fonction de la tâche que doit remplir le réseau de neurones. Certaines valeurs des coefficients ayant une signification physique peuvent être fixées également à l'avance mais en général les valeurs des coefficients sont déterminées par apprentissage. L'apprentissage est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié par ajustement et adaptation de son architecture et ses poids jusqu'à l'obtention du comportement désiré [Heb 49],

L'apprentissage n'est pas modélisable dans le cadre de la logique déductive : celle-ci en effet procède à partir des connaissances déjà établies dont on tire des connaissances dérivées. Or il s'agit ici de la démarche inverse : par observations limitées tirer des généralisations plausibles. La notion d'apprentissage recouvre deux réalités :

- ✓ La mémorisation : le fait d'assimiler sous une forme dense des exemples éventuellement nombreux ;
- ✓ La généralisation : le fait d'être capable, grâce aux exemples appris, de traiter des exemples distincts, encore non rencontrés, mais similaires.

Le concept de la mémorisation et celui de la généralisation sont partiellement en opposition. Si on privilège l'un, on élaborera un système qui ne traitera pas forcément de façon très efficace l'autre. Il faut trouver un compromis en choisissant un coefficient d'apprentissage satisfaisant par essai-erreur.

Au niveau des algorithmes d'apprentissage, il a été défini trois grandes classes selon que l'apprentissage est dit supervisé, non supervisé ou par renforcement. Cette distinction repose sur la forme des exemples d'apprentissage. Puisque l'apprentissage est un moyen flexible et efficace d'extraire une structure stochastique d'un environnement on a également pour ces trois types d'apprentissage, un choix traditionnel entre :

- ✓ L'apprentissage en paquet '*off-line*' où toutes les données sont dans une base d'exemples d'apprentissage qui sont traités simultanément en utilisant tous les exemples d'entraînement de façon répétée de sorte que la performance de cette procédure est comparable à celle d'une procédure d'estimation statistique.

Chapitre II

- ✓ L'apprentissage en ligne 'on-line' où les exemples sont présentés les uns après les autres au fur et à mesure de leur disponibilité. Cet apprentissage est plus dynamique, en mettant à jour l'estimation courante par l'observation des nouvelles données une par une. C'est une procédure itérative. L'apprentissage en ligne en général lent mais est recommandé dans des environnements changeants.

Le tableau II.5 suivant compare entre les performances des deux procédures :

L'apprentissage « batch »	L'apprentissage en ligne
<ul style="list-style-type: none">○ Requiert souvent de charger en mémoire l'ensemble des poids et des données d'apprentissage (entrées et éventuellement sorties désirées correspondantes) ;○ Ne peut satisfaire une contrainte de temps-réel ;○ Autorise de réinitialiser sans risque l'apprentissage.	<ul style="list-style-type: none">○ Prend en compte les observations itérativement, au fur et à mesure et demande de ce fait moins de mémoire, moins de calculs ;○ Est compatible au temps-réel ;○ 'Subit' l'ordre dans lequel les observations sont accessibles.

Tableau II.5 : Comparaison entre les procédures d'apprentissage : en ligne ou en paquet.

Parfois il est préférable de combiner les deux procédures, dans l'ordre suivant :

- On récupère une série d'observations à partir du processus à modéliser (en quantité et pertinence suffisante) ;
- On effectue un préapprentissage : les données récoltées servent à faire converger les poids vers des valeurs proches de la solution finale ;
- On utilise le réseau de neurones tout en utilisant un apprentissage en ligne pour affiner la valeur des poids et pouvoir tenir compte de toutes variations éventuelles (dérives, perturbations, changements de mode de fonctionnement...).

Dans ce qui suit on va traiter les trois types d'apprentissage en détail :

II.3.3.1 Apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé, en anglais "*Supervised Learning*", est actuellement le mode d'apprentissage le plus utilisé. Ce type doit disposer d'un comportement de référence précis pour pouvoir l'inculquer au réseau neuronal. La figure II.14. illustre le principe de cet

Chapitre II

apprentissage, dans ce cas, les exemples sont des couples (Entrée, Sortie associée) qu'un superviseur (expert humain) doit fournir et la tâche du réseau consiste d'en faire une correspondance. L'erreur entre la sortie désirée et la sortie obtenue sert à travers l'algorithme d'apprentissage à ajuster les paramètres du réseau.

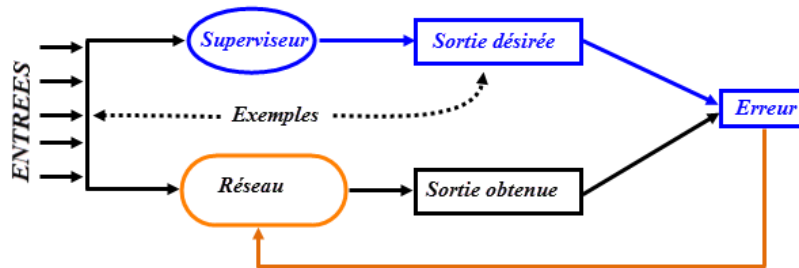


Figure II.14 : Principe de l'apprentissage supervisé.

L'apprentissage consiste à modifier le poids des connexions entre les neurones. La figure II.15 illustre une connexion (w_{ij}) entre deux neurones i et j qui doit être ajustée, c.-à-d. la synapse qui connecte ces deux neurones impliqués doit être renforcée ou affaiblie.

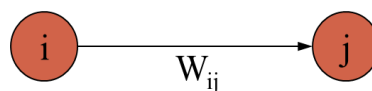


Figure II.15 : Connexion entre deux neurones

Il existe plusieurs règles de modification supervisée des poids. Ces règles peuvent servir pour mettre à jour les poids d'un neurone, de certains réseaux de neurones, mais ne peuvent être généralisées et s'appliquer à n'importe quelle architecture car chaque architecture possède ses spécificités et nécessite une règle d'adaptation des poids qui lui est propre.

Comme exemples d'apprentissage supervisé : le perceptron monocouche et le perceptron multicouches. Ces apprentissages et la plupart des algorithmes d'apprentissage pour les réseaux neuronaux, consistent à l'ajustement des poids du réseau par la minimisation de la mesure de l'erreur quadratique sur l'ensemble d'apprentissage. L'apprentissage est alors formulé comme une recherche d'optimisation dans l'espace des poids de cette erreur. Pour chaque exemple d'apprentissage avec une entrée e et une sortie vraie y , l'erreur quadratique s'écrit :

$$E = \frac{1}{2} E_{rr}^2 = \frac{1}{2} (y - y_d(e))^2 \quad (\text{II.33})$$

Chapitre II

avec y_d la sortie désirée pour l'entrée e et y est la vraie sortie pour la même entrée.

En général, on utilise pour réduire l'erreur quadratique la méthode de la descente de gradient, on actualise le poids comme suit :

$$W_j = W_j + \alpha \times Err \times f'(x) \times e_j \quad (\text{II.34})$$

où α est le taux d'apprentissage.

II.3.3.2 Apprentissage non supervisé

L'apprentissage supervisé s'effectue sous le contrôle d'un expert, alors que l'apprentissage non supervisé (appelé en anglais "*unsupervised learning*") est autodidacte. Dans cet apprentissage, les données ne contiennent pas d'information sur la sortie désirée, on ne dispose que des valeurs de l'entrée. Il n'y a pas de superviseur, la tâche du réseau consiste, par exemple dans ce cas, à créer des regroupements de données selon des propriétés communes (classification). Remarquons cependant que les modèles à apprentissage non supervisé nécessitent avant la phase d'utilisation une étape de labélisation effectuée par l'opérateur, qui n'est pas autre chose qu'une part de supervision. La figure II.16. illustre le principe de cet apprentissage.

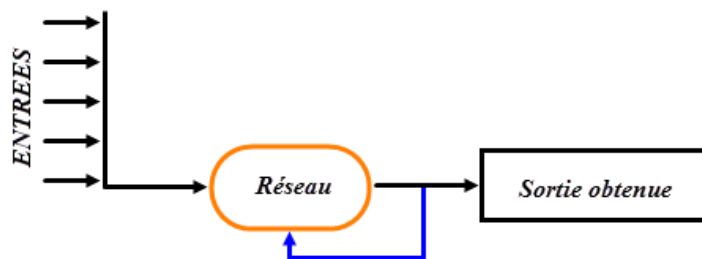


Figure II.16 : principe de l'apprentissage non supervisé

II.3.3.3 Apprentissage par renforcement

Le principe de base de cette forme d'apprentissage est simple : si, dans une situation donnée, une action est accompagnée ou suivie d'une sensation agréable (un renforcement positif), alors cette action aura tendance à être préférée si la même situation se présente à nouveau. Inversement, si l'action est accompagnée ou suivie d'une sensation désagréable (un renforcement négatif), alors cette action aura tendance à ne pas être choisie la prochaine fois que la situation se produira. Ce principe élémentaire de l'intelligence humaine, établi par les psychologues, a été repris pour construire des algorithmes d'apprentissage qui peuvent être

Chapitre II

programmés sur des ordinateurs. Ce mode d'apprentissage, suppose donc qu'un comportement de référence n'est pas possible, mais en revanche, il est possible d'obtenir des indications qualitatives (vrai, faux, ...) sur les performances du réseau.

II.3.3.4 La machine extrême d'apprentissage ELM

Au cours des dernières décennies, les méthodes à base de descente de gradient ont été principalement utilisées dans divers algorithmes d'apprentissage des réseaux de neurones *feed-forward*. Cependant, il est clair que ces méthodes d'apprentissage sont généralement très lentes que nécessaire en raison de :

- Les gradients utilisés sont généralement lents puisqu'ils exigent de nombreuses étapes d'apprentissage itératif afin d'obtenir de meilleures performances d'apprentissage ;
- Le réglage de manière itérative de tous les paramètres des réseaux donc il existe une dépendance entre les paramètres (poids et biais) des différentes couches ;
- Les étapes d'apprentissage irrégulières qui peuvent facilement converger l'algorithme vers des minima locaux.

Contrairement à ces implémentations classiques, le nouvel algorithme d'apprentissage appelé la machine d'apprentissage extrême, en anglais « *extreme learning machine ELM* » destiné pour les réseaux de neurones *feed-forward* à une seule couche cachée (SHLFFNN) choisit au hasard les nœuds cachés et analytiquement détermine les poids de sortie de SHLFFNN. Les résultats expérimentaux basés sur des problèmes d'approximation et de classification artificiels et réels, y compris de très grandes applications complexes montrent que le nouvel algorithme fournit de bonnes performances avec une vitesse d'apprentissage extrêmement rapide qui peut atteindre des milliers de fois plus la rapidité les algorithmes d'apprentissage populaires classiques [Hua 98a], [Hua 06], [Ron 15].

Parmi les nouveautés apportées par cet algorithme, les poids d'entrée et les biais de la couche cachée de SHLFFNN peuvent être assignés au hasard et n'ont pas besoin d'être ajustés. En outre, si les fonctions d'activation de la couche cachée sont infiniment différentiables SHLFFNN peuvent être simplement considéré comme un système linéaire et les poids de sortie (reliant la couche cachée à la couche de sortie) peuvent être déterminés analytiquement par une simple opération inverse généralisée de la matrice de sortie de la couche cachée. Sur la base de ce concept, contrairement aux autres algorithmes traditionnels

Chapitre II

d'apprentissage cet algorithme non seulement a tendance à atteindre la plus petite erreur d'entraînement, mais aussi la plus petite norme des poids [Ron 15], [Hua 06].

Il a été démontré dans [Tam 97], [Hua 03], [Hua 98a] qu'un SHLFFNN avec N nœuds cachés, des poids d'entrée choisis et des biais de la couche cachée assignés aléatoirement et avec presque toutes les fonctions d'activation non linéaire peut exactement approximer N observations distinctes avec une erreur nulle.

En résumé, ce nouvel algorithme d'apprentissage peut être facilement mis en œuvre, tend à atteindre la plus petite erreur d'apprentissage, obtient la plus petite norme de poids, donne de bonnes performances et fonctionne extrêmement rapide.

II.3.3.4.1 Formalisation

Soit N échantillons d'apprentissage distincts arbitraires (X_i, T_i) où $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})^T \in R^n$ et $T_i = (t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{im})^T \in R^m$ le standard SHLFFNN avec \tilde{N} nœuds cachés et fonction d'activation $g(x)$ est mathématiquement modélisé par :

$$\sum_{i=1}^{\tilde{N}} \beta_{ij} g_i(X_j) = \sum_{i=1}^{\tilde{N}} \beta_{ij} g_i \left(\sum_{k=1}^N w_{ik} x_{jk} + b_i \right) = o_j \quad j = 1, \dots, N \quad (\text{II.35})$$

où $W_i = (w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{iN})^T$ est le vecteur de poids reliant le $i^{\text{ème}}$ nœud caché aux nœuds de la couche d'entrée, $\beta_i = (\beta_{i1}, \beta_{i2}, \dots, \beta_{im})^T$ est le vecteur de poids reliant le $i^{\text{ème}}$ nœud caché aux nœuds de la couche de sortie, b_i est le seuil du $i^{\text{ème}}$ nœud caché et $o_j = (o_{j1}, o_{j2}, \dots, o_{jm})^T$ est le vecteur sortie réel du réseau.

L'architecture de base d'un SHLFFNN est illustrée dans la figure II.17, les nœuds de sortie dans cette structure sont choisis linéaires.

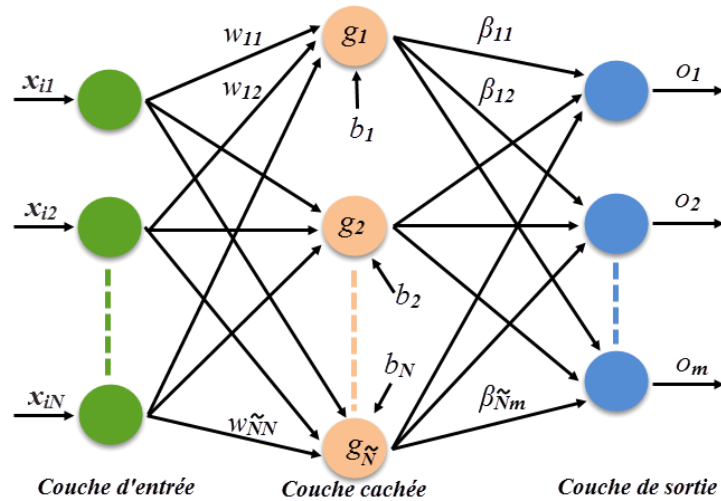


Figure II.17 Architecture de base d'un SHLFFNN.

Ce standard SHLFFNN avec \tilde{N} nœuds cachés et avec fonction d'activation $g(x)$ peut approximer les N échantillons avec une erreur nulle, c.-à-d. $\sum_{j=1}^{\tilde{N}} \|o_j - t_j\| = 0$, cela signifie qu'il existe β_i , w_i et b_i tel que la sortie courante du réseau o_j coïncide exactement avec la sortie désirée t_j , ceci est traduit par l'équation suivante :

$$\sum_{i=1}^{\tilde{N}} \beta_{ij} g_i \left(\sum_{k=1}^N w_{ik} \cdot x_{jk} + b_i \right) = t_j \quad j = 1, \dots, N \quad (\text{II.36})$$

Les N équations ci-dessus peuvent être écrites sous forme compacte comme :

$$H\beta = T \quad (\text{II.37})$$

avec

$$H(w_1, \dots, w_N, b_1, \dots, b_{\tilde{N}}, x_1, \dots, x_N) = \begin{bmatrix} g(w_1 \cdot x_1 + b_1) \cdots g(w_{\tilde{N}} \cdot x_1 + b_{\tilde{N}}) \\ \vdots \quad \ddots \quad \vdots \\ g(w_1 \cdot x_N + b_1) \cdots g(w_{\tilde{N}} \cdot x_N + b_{\tilde{N}}) \end{bmatrix}_{N \times \tilde{N}} \quad (\text{II.38})$$

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_1^T \\ \vdots \\ \beta_{\tilde{N}}^T \end{bmatrix}_{\tilde{N} \times m} \quad \text{et} \quad T = \begin{bmatrix} t_1^T \\ \vdots \\ t_N^T \end{bmatrix}_{N \times m}$$

\mathbf{H} est appelé la matrice de sortie de la couche cachée du réseau neuronal ; la $i^{\text{ème}}$ colonne de \mathbf{H} est la sortie du $i^{\text{ème}}$ nœud caché par rapport aux entrées x_1, x_2, \dots, x_N [Hua 98a], [Hua 03] et [Ron 15].

II.3.3.4.2 Apprentissage de SLFFNN

II.3.3.4.2.1 Apprentissage à base de gradient conventionnel :

Traditionnellement, le but de l'apprentissage d'un SHLFFNN, est de souhaiter trouver les coefficients spécifiques \hat{w}_i ; \hat{b}_i ; $\hat{\beta}_i (i=1, \dots, \tilde{N})$ de telle sorte que :

$$\left\| H(\hat{w}_1, \dots, \hat{w}_{\tilde{N}}, \hat{b}_1, \dots, \hat{b}_{\tilde{N}}) \hat{\beta} - T \right\| = \min_{(w_i, b_i, \beta_i)} \left\| H(w_1, \dots, w_{\tilde{N}}, b_1, \dots, b_{\tilde{N}}) \beta - T \right\| \quad (\text{II.39})$$

ce qui revient à minimiser la fonction de coût suivante :

$$E = \sum_{j=1}^N \left(\sum_{i=1}^{\tilde{N}} \beta_i g(w_i \cdot x_j + b_i) - t_j \right)^2 \quad (\text{II.40})$$

Lorsque la matrice \mathbf{H} est inconnue, les algorithmes d'apprentissage basés sur les gradients sont généralement utilisés pour rechercher le minimum de $\|H\beta - T\|$. Dans la procédure de minimisation en utilisant des algorithmes à base de gradient, le vecteur \mathbf{W} , qui est l'ensemble de poids (w_i, β_i) et les biais (b_i) , est ajusté itérativement par l'équation :

$$\beta_k = \beta_{k-1} - \eta \frac{\partial E(\beta)}{\partial \beta} \quad (\text{II.41})$$

Ici η est un taux d'apprentissage. L'algorithme d'apprentissage populaire utilisé dans les réseaux de neurones « *feedforward* », est l'algorithme d'apprentissage retro-propagation de l'erreur (BP) où le gradient peut être calculé de manière efficace par la propagation de la sortie vers l'entrée.

Cependant, il y a plusieurs questions à discuter à propos des algorithmes BP:

- Lorsque le taux d'apprentissage η est trop faible, l'algorithme d'apprentissage converge très lentement. Toutefois, lorsque η est trop important, l'algorithme devient instable et diverge.
- Le travail avec une surface d'erreur influe sur la performance de l'algorithme d'apprentissage BP est conduit à la présence d'un minimum local. Il n'est pas

souhaitable que l'algorithme d'apprentissage s'arrête à un minimum local, s'il se trouve loin au-dessus du minimum global [Hay 99].

- L'algorithme BP peut provoquer un sur-apprentissage pour le réseau de neurones et peut aboutir à des performances pires. Ainsi, les méthodes de validation et d'arrêt approprié sont nécessaires dans la procédure de minimisation de la fonction coût.
- L'apprentissage basé sur le gradient consomme plus de temps dans la plupart des applications.

II.3.3.4.2 Apprentissage basé sur la minimisation de la norme par les moindres carrés :

Contrairement aux traditionnelles théories d'approximation des fonctions qui nécessitent l'ajustement de tous les paramètres de SHLFFNN, dans l'algorithme ELM doté d'une fonction d'activation infiniment différentiable, les poids d'entrée w_i et les biais de la couche cachée b_i ne sont pas nécessairement réglés et la matrice de sortie de la couche cachée \mathbf{H} peut effectivement rester inchangé une fois que des valeurs aléatoires ont été attribuées à ces paramètres au début de l'apprentissage. Ainsi, pour des valeurs fixes des poids d'entrée w_i et des biais de la couche cachée b_i et selon l'équation. (II.39), l'apprentissage de SHLFFNN est tout simplement équivalent à trouver une solution $\hat{\beta}$ du système linéaire $\mathbf{H}\beta = \mathbf{T}$ par la méthode des moindres carrés, c.-à-d. :

$$\|H(w_1, \dots, w_{\hat{N}}, b_1, \dots, b_{\hat{N}})\hat{\beta} - T\| = \min_{\beta} \|H(w_1, \dots, w_{\hat{N}}, b_1, \dots, b_{\hat{N}})\beta - T\| \quad (\text{II.42})$$

Si le nombre \hat{N} des nœuds cachés est égal au nombre N d'échantillons d'apprentissage distincts, $\hat{N} = N$, la matrice \mathbf{H} est carrée et inversible et SHLFFNN peut approximer ces exemples avec une erreur nulle. Cependant, dans la plupart des cas, le nombre de nœuds cachés est nettement inférieur au nombre d'exemples d'apprentissage distincts, $\hat{N} \ll N$, la matrice \mathbf{H} dans ce cas est une matrice non carrée et il les paramètres $w_i, b_i, (i = 1, \dots, \hat{N})$ solution de $\mathbf{H}\beta = \mathbf{T}$, peuvent ne pas exister. Dans ce cas, et d'après [Hua 06], [Ort 87] la plus petite norme des moindres carrés, solution de ce système linéaire est :

$$\hat{\beta} = \mathbf{H}^{\perp} \mathbf{T} \quad (\text{II.43})$$

où \mathbf{H}^{\perp} il est la pseudo-inverse matrice de la matrice \mathbf{H} [Ser 02], [Rao 71].

Chapitre II

Cette technique par les moindres carrés implique les propriétés importantes suivantes :

- Erreur d'apprentissage minimale : $\|H\beta - T\| = \|HH^{-1}T - T\| = \min_{\beta} \|H\beta - T\|$

Bien que presque tous les algorithmes d'apprentissage souhaitent atteindre l'erreur minimale d'apprentissage, cependant, la plupart d'entre eux ne peut pas l'atteindre en raison du minimum local ou du nombre infini d'itération d'apprentissage qui n'est généralement pas admis dans les applications.

- La plus petite norme des poids :

$$\|\hat{\beta}\| = \|H^{-1}T\| \leq \|\beta\| \quad \beta \in \left\{ \beta : \|H\beta - T\| \leq \|Hz - T\|, \quad z \in R^{\tilde{N} \times N} \right\}$$

- L'unicité de la solution des moindres carrés de $H\beta = T$.

II.3.3.4.3 Algorithme ELM

Étant donné un ensemble de d'apprentissage $L = \{(x_i, t_i) / x_i \in R^n, t_i \in R^m, i = 1, \dots, N\}$, une fonction d'activation $g(x)$ et un nombre \hat{N} de nœuds cachés :

Étape 1 : attribuer aléatoirement les poids d'entrée w_i et les biais b_i , $i = 1, \dots, \tilde{N}$.

Étape 2 : Calculer la matrice de sortie de la couche cachée H .

Étape 3 : Calculer le poids de sortie β : $\beta = H^{-1}T$ avec $T = [t_1, \dots, t_N]^T$.

Cet algorithme regroupe les performances intéressantes suivantes : [Hua 98a], [Tam 97], [Hua 03], [Hua 98b], [Fer 05] et [Ron 15] :

- Il fonctionne avec toute fonction d'activation infiniment différentiable $g(x)$. Ces fonctions d'activation comprennent les fonctions sigmoïdes ainsi que la base radiale, sinus, cosinus, exponentielle, et de nombreuses fonctions non régulières.
- La limite supérieure du nombre requis de nœuds cachés est le nombre d'échantillons d'apprentissage distincts, c.-à-d. $\hat{N} \leq N$.
- Dans le cas où le nombre \hat{N} de nœuds cachés est égale au nombre N d'exemples distincts, l'erreur d'apprentissage peut être nulle.

II.4. Optimisation par essaim de particules

Les ingénieurs se heurtent quotidiennement à des problèmes technologiques de complexité grandissante, qui surgissent dans des secteurs très divers. Le problème à résoudre peut fréquemment être exprimé sous la forme générale d'un problème d'optimisation, dans lequel on définit une fonction objective, ou fonction Coût, que l'on cherche à minimiser (ou maximiser) par rapport à tous les paramètres concernés. La définition du problème d'optimisation est souvent complétée par la donnée de contraintes : tous les paramètres (ou variables de décisions) de la solution proposée doivent respecter ces contraintes, faute de quoi la solution n'est pas réalisable.

Il existe de nombreuses méthodes 'classiques' d'optimisation pour résoudre de tels problèmes, applicables lorsque certaines conditions mathématiques sont satisfaites, mais, malheureusement, les situations rencontrées en pratique comportent souvent une ou plusieurs complications, qui mettent en défaut ces méthodes. L'arrivée d'une nouvelle classe de méthodes d'optimisation, nommées méthaheuristiques (sont souvent inspirées par des systèmes naturels, qu'ils soient pris en physique, en biologie de l'évolution ou encore en éthologie) marque une grande révolution dans le domaine de l'optimisation. En effet, celles-ci s'appliquent à toutes sortes de problèmes combinatoires, et elles peuvent également s'adapter aux problèmes continus. Ces techniques méthaheuristiques contiennent une très grande classe qualifiée de méthodes à population de solutions et connues sous le nom d'algorithmes évolutionnaires comme les algorithmes génétiques, l'algorithme par essaim particulaire... [Kar 06].

L'optimisation par essaim de particules PSO en anglais (*Particle Swarm Optimization*) est une technique d'optimisation parallèle développée par Kennedy et Eberhart [Ebe 95], [Ebe 01] et [Ken 01]. Elle est inspirée du comportement social des individus (des nuées d'oiseaux et des bancs de poissons) qui ont tendance à imiter les comportements réussis qu'ils observent dans leur entourage, tout en y apportant leurs variations personnelles c.-à-d. que chaque particule prend sa décision en utilisant sa propre expérience et les expériences de son voisinage [Kas 02], [Par 05] et [Kar 06].

II.4.1 Optimisation par essaim de particules PSO

PSO démarre le processus d'optimisation par une population des solutions aléatoires qui se déplacent dans l'espace de recherche $\Omega \in R^m$ de dimension m . La position de chaque

Chapitre II

particule i est représentée par son vecteur position $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})$ et également par son vecteur vitesse $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{im})$. Le déplacement de chaque particule dans l'espace de recherche, est basé sur sa position actuelle $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{im})$, sa meilleure position gardée en mémoire $pbest_i = (pbest_{i1}, pbest_{i2}, \dots, pbest_{im})$ et la meilleure position atteinte par les particules de l'essaim $gbest = (gbest_1, gbest_2, \dots, gbest_m)$ et la mise à jour de sa vitesse.

Après l'initialisation aléatoire des particules de l'essaim dans l'espace de recherche Ω , chaque particule mis à jour sa vitesse à l'instant $k+1$, suivant deux informations essentielles : une, est liée à son expérience personnelle, qui est la meilleure position trouvée par la particule durant le processus de recherche $pbest_i$ jusqu'à l'instant k . La deuxième information, concernant la meilleure position trouvée par tout l'essaim $gbest$. Cette deuxième information est obtenue à partir de la connaissance de la façon dont les autres agents ont exécuté leurs recherches. Le principe de changement de la vitesse est défini par l'équation (II.44).

$$V_i^{k+1} = V_i^k + c_1 rand_1 \times (pbest_i^k - X_i^k) + c_2 rand_2 \times (gbest^k - X_i^k) \quad (\text{II.44})$$

où : V_i^k et V_i^{k+1} sont le vecteur vitesse de l'agent i à l'instant k et à l'instant $k+1$ respectivement, c_1 et c_2 sont deux constantes, appelées coefficients d'accélération, $rand_1$ et $rand_2$ sont deux variables aléatoires uniformes sur $[0, 1]$, à chaque itération t et pour chaque dimension, X_i^k le vecteur position de l'agent i à l'instant k , $pbest_i^k$ est la meilleure position trouvée par la particule i jusque ici, $gbest$ est la meilleure position trouvée par l'essaim jusque ici.

Ensuite, La qualité de la position la particule i est déterminée par la valeur de la fonction de coût choisie en ce point, la mise à jour du vecteur position se fait par l'équation (II.45) :

$$X_i^{k+1} = X_i^k + V_i^{k+1} \quad (\text{II.45})$$

La figure II.18.a illustre le principe de déplacement des particules dans l'espace de recherche à chaque itération via l'intégration de trois vecteurs : V_i^k qui correspond à la vitesse actuelle, le vecteur $c_1 rand_1 \times (pbest_i^k - X_i^k)$ qui correspond à la composante *cognitive* et le vecteur $c_2 rand_2 \times (gbest^k - X_i^k)$ qui correspond à la composante *sociale*.

II.4.2 Optimisation adaptative par essaim de particules APSO

APSO est une version améliorée (adaptative) de l'optimisation par essaim de particules dans laquelle : une fonction de pondération auto-adaptative w appelée *coefficient d'inertie* est introduite dans l'expression de la mise à jour de la vitesse pour contrôler l'influence de la direction de déplacement sur le déplacement futur, et le coefficient d'accélération de la composante sociale est rendu variable pour accélérer la convergence et éviter une recherche prématurée [Rep 02].

$$V_i^{k+1} = w^{k+1}V_i^k + c_1 rand_1 \times (pbest_i^k - X_i^k) + c_2^{k+1} rand_2 \times (gbest^k - X_i^k) \quad (\text{II.46})$$

L'adaptation du poids w et du coefficient c_2 se fait par les deux équations :

$$c_2^{k+1} = \frac{c_2^k}{\max_{iter}} \times k \quad (\text{II.47})$$

$$w^{k+1} = w_{\max} - \frac{w_{\max} - w_{\min}}{\max_{iter}} \times k \quad (\text{II.48})$$

Tel que : c_2^k et c_2^{k+1} sont les valeurs du coefficient c_2 à l'instant k et à l'instant $k+1$ respectivement, w_{\max} est le poids initial, w_{\min} est le poids final, \max_{iter} est le nombre maximal d'itérations, k est l'itération courante.

La fonction de pondération w joue un rôle important dans la procédure de recherche. Elle garantit un équilibre entre la recherche locale et la recherche globale. Le bon choix de cette fonction augmente l'efficacité de la méthode pour avoir une solution globale. L'expérience a montré que la diminution linéaire de la valeur de w de 0.9 à 0.4 au cours de la procédure de recherche donne des meilleurs résultats.

La figure II.18.b illustre le principe de déplacement adaptatif des particules dans l'espace de recherche après pondération du vecteur vitesse par la facteur w .

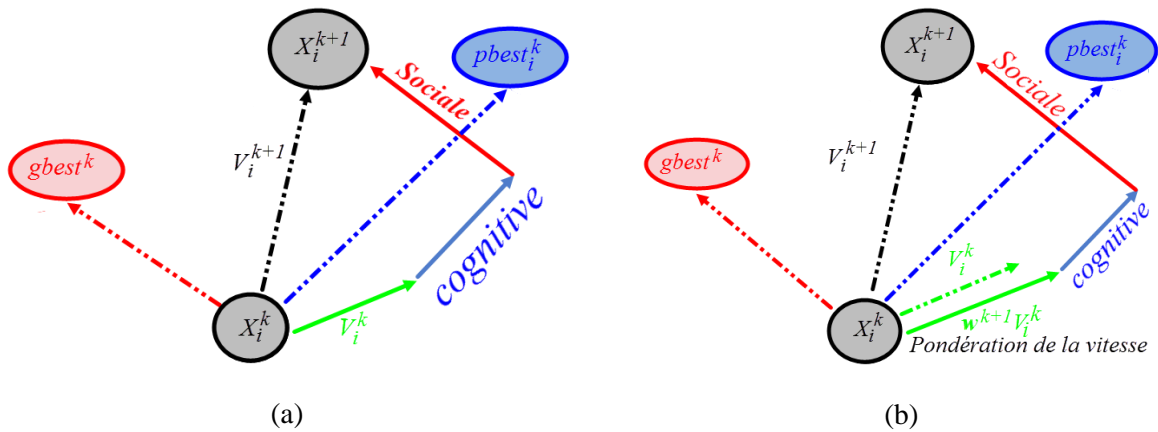


Figure II.18 Principe de déplacement d'un agent de recherche ; (a) par PSO, (b) par APSO

II.5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons traité en trois parties différentes un élément important de la commande qui est les modes glissants et deux algorithmes issues de l'intelligence artificielle. Au début de ce chapitre nous nous sommes intéressés à la commande par modes glissants d'ordre simple en rappelant ses fondements théoriques, nous avons exposé des notions essentielles telles que l'attractivité des surfaces de glissement, la condition d'existence du mode glissant, les propriétés de robustesse, la commande équivalente et la dynamique en régime glissant. Nous avons ensuite mis le point sur l'inconvénient majeur de cette méthode qui réside dans l'apparition du phénomène de réticence qui se manifeste dans les grandeurs asservies. Les fonctions d'adoucissement permettent sa réduction, cependant elles font apparaître un compromis entre la robustesse de la commande et les performances du système. D'où la nécessité d'un estimateur afin d'estimer avec la plus grande robustesse possible la partie incertaine du système largement perturbé. Pour résoudre cette tâche, nous avons pensé à introduire de l'intelligence dans les lois de commande, notre choix s'est porté alors sur les réseaux de neurones à regression généralisée, l'algorithme de l'extrême apprentissage et l'algorithme de l'optimisation adaptative par essais particuliers. Ces algorithmes ont fait l'objet de la deuxième et la troisième partie, dans lesquelles, nous avons présenté des généralités sur ces algorithmes et leur intérêt dans le domaine de la commande, notamment, l'identification d'un processus dynamique complexe, l'estimation des fonctions incertaines du système ou encore l'optimisation de certains paramètres.

Ces contrôleurs seront utilisés dans les chapitres qui viennent pour asservir une éolienne à vitesse variable qui doit répondre à un certain nombre d'exigences : la stabilité, la poursuite et le rejet de perturbations.

Chapitre III

Commande intelligente robuste de la turbine éolienne à vitesse variable

III.1 Introduction

Les divers concepts des turbines éoliennes mis au point dans la technologie de l'énergie éolienne ont conduit à une croissance significative de la capacité de ce type d'énergie au cours des deux dernières décennies. Selon la vitesse de fonctionnement, il est possible de définir deux types principaux de systèmes de conversion d'énergie éolienne (SCEE). On retrouve ainsi, des systèmes fonctionnant à vitesse variable et ceux fonctionnant à vitesse fixe. Indépendamment de la technologie de l'éolienne, les deux concepts sont utilisés pour convertir l'énergie cinétique du vent en énergie électrique. Mais, puisque l'éolienne ne peut pas convertir toute l'énergie présente à ses pales, les techniques de contrôle doivent assurer le fonctionnement de celle-ci pour capturer le maximum de cette énergie en particulier lorsque la vitesse du vent est inférieure à la valeur nominale.

Dans cette thèse, nous considérons le cas du fonctionnement à vitesse variable, en raison de nombreux avantages par rapport au fonctionnement à vitesse fixe, tels que : la maximisation de la capture de l'énergie qui peut atteindre 10 à 15% de plus, la commodité avec la technique MPPT sur une large gamme de vitesses de vent, la haute qualité de puissance produite, la réduction des contraintes mécaniques et l'amélioration du bruit aérodynamique. Cependant, le système à vitesse variable est plus complexe et nécessite une stratégie et une technique de contrôle efficace qui ne doit pas mettre en défaut les qualités précitées, surtout dans le cas des vents faibles [Bia 07], [Ogh 08], [Ack 02] et [Bur 01].

Chapitre III

Comme, les systèmes éoliens continuent à se développer en taille et en puissance, les stratégies de contrôle devraient accompagner cette croissance en termes d'efficacité, d'innovation et de créativité dans le but d'améliorer les capacités de production d'énergie éolienne y compris la fiabilité, la rentabilité et la qualité de puissance transmise au réseau [Bia 07]. En particulier, les algorithmes de contrôle basés sur la technique MPPT peuvent être utilisés pour capter le maximum d'énergie électrique du vent en maintenant le rapport (vitesse tangentielle de rotation des pales/vitesse du vent) optimal dans la région à charge partielle.

La commande par modes glissants (SMC) [Utk 92], [Slo 84], [Utk 99], [Sef 12], [Sht 13] et [Bou 05], apparaît comme une option particulièrement appropriée pour contrôler les SCEE fonctionnant à vitesse variable. Cette technique de contrôle a prouvé une robustesse par rapport aux variations des paramètres du système et aux perturbations externes [Utk 92]. Cette approche présente d'intéressantes caractéristiques telles que : la réduction de l'ordre, la simplicité dans la conception et l'implémentation. Néanmoins, il n'y a aucune garantie de robustesse pendant la phase dite (*reaching phase*) ou dans le cas où le système est affecté par de larges incertitudes, car dans ce cas le contrôleur a besoin d'un gain de commutation plus élevé qui peut exciter les dynamiques non modélisées du système et produit ainsi le phénomène de réticence (*chattering*), phénomène néfaste dans le cas pratique. Par conséquent, il est impossible d'implémenter cette commande dans le cas des systèmes pratiques. Dans cette thèse, nous proposons d'utiliser deux nouveaux contrôleurs robustes et intelligents :

Le premier contrôleur proposé (GRNNSM) [Bou 15] et [Bou 16] consiste en une combinaison des modes glissants traditionnels et les réseaux de neurones artificiels de régression généralisée (GRNN) avec adaptation en ligne des paramètres afin d'avoir la stabilité du système en boucle fermée [Hon 14a] et [Hon 14b]. Le GRNN est utilisé pour estimer les fonctions incertaines du modèle pour avoir une meilleure description du système éolien, ce qui servira ensuite à l'élaboration de la loi de commande. Les GRNN qui sont une sorte des RNA probabilistes sont basés sur des fonctions de base radiale (RBF). L'amélioration de la commande basée sur les modes glissants combinés aux GRNN est assurée par les qualités de ces derniers concernant la précision, la rapidité d'apprentissage, la simplicité de l'algorithme d'apprentissage, la capacité à modéliser à partir d'un ensemble de données relativement restreint et la capacité de gérer les observations aberrantes [Spe 91].

Chapitre III

Le deuxième contrôleur proposé ISMC_ELM [Kou 17a] consiste en une combinaison d'un contrôleur modes glissants à action intégrale (ISMC) [Utk 96], [Cao 04], [Cas 06] et l'algorithme de la machine d'extrême apprentissage (ELM) destiné aux réseaux de neurones « *feed-forward* » à une seule couche cachée (SLFFNN) [Kou 17a], [Kou 17b], [Bak 16], [Hua 04], [Hua 06] et [Cam 13]. L'introduction de l'action intégrale améliore beaucoup la commande SMC classique en deux points : elle élimine l'erreur statique en la rendant variable et elle résout le problème de « *reaching* » *phase* car le mode de glissement commence à partir du moment initial. Cette approche donne de meilleures performances, mais l'entrée de commande est toujours discontinue et le phénomène de « *chattering* » persiste toujours. Ainsi, le recours à l'algorithme ELM, connu par sa rapidité extrême et sa simplicité de mise en œuvre, permet d'améliorer la connaissance du système dans le but de synthétiser une loi de commande robuste intelligente qui ne nécessite qu'un faible gain de commutation. Cette approche permet de réduire en grande partie le phénomène de « *chattering* ». Un autre point important apporté par cet algorithme est l'amélioration du temps d'apprentissage qui peut atteindre des milliers de fois moins en comparaison à d'autres algorithmes. Ceci a un intérêt pratique du fait que la commande élaborée sera en temps réel.

III.2 Zones de fonctionnement et objectifs de commande

La production de l'énergie éolienne est fortement dépendante de la vitesse variable du vent incident entraînant une forte variabilité et incertitude de l'énergie éolienne produite. Ce qui exige un contrôle efficace de l'éolienne et un bon asservissement de sa vitesse de rotation. De nombreux travaux de recherche ont été publiés sur le contrôle de la vitesse de l'éolienne afin d'améliorer l'efficacité de la production d'énergie électrique [Bou 06a], [Cam 99], [Car 01], [Zha 08], [Joh 06], [Mor 05] et [Muh 07]. Ainsi, la tâche d'amélioration de l'efficacité de l'éolienne en utilisant la stratégie de contrôle optimal est une partie importante du problème scientifique de la réduction des coûts d'énergie renouvelable [Tor 04].

Trois vitesses de vent séparent le fonctionnement de l'éolienne en quatre zones dont seulement deux d'entre elles sont actives. Ces zones sont illustrées sur la Figure III.1, qui représente une courbe de puissance typique d'une éolienne. La vitesse de démarrage (v_{dem}) est définie comme la vitesse du vent à partir de laquelle l'éolienne commence à générer la puissance. En dessous de cette vitesse, il n'est pas efficace d'activer la turbine car l'énergie produite serait inférieure à l'énergie du fonctionnement. La vitesse nominale (v_{nom}) est la vitesse du vent pour laquelle l'éolienne produit sa puissance nominale. La vitesse d'arrêt

Chapitre III

(v_{arr}) est la vitesse maximale du vent à laquelle l'éolienne peut encore fonctionner normalement. Au-delà de cette vitesse, le rotor doit être arrêté pour éviter d'endommager les pales, le générateur électrique et d'autres composants.

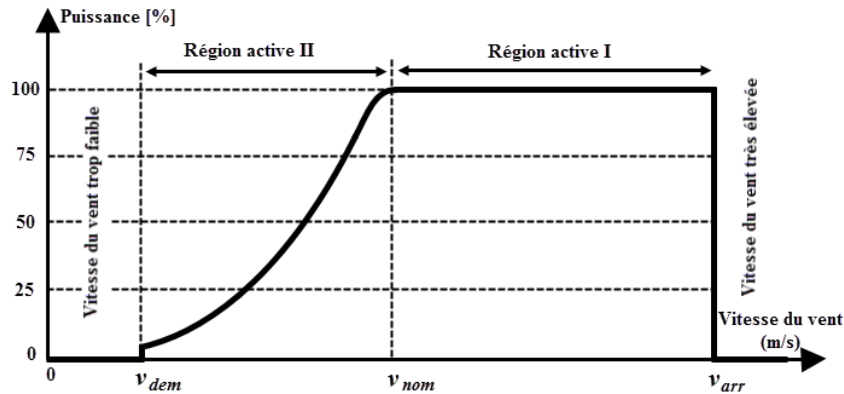


Figure III.1 Courbe typique de la puissance extraite par une éolienne en fonction de la vitesse du vent

Région active I : elle couvre la plage de vitesse du vent entre v_{nom} et v_{arr} et elle est désignée comme la région de la vitesse du vent fort ou encore région à pleine charge. Comme la puissance mécanique générée par le rotor est limitée, la tâche principale du contrôleur dans cette région est de maintenir la production à sa puissance nominale [Fer 07]. Le principe de limitation de la puissance dans cette région consiste essentiellement à diminuer volontairement son efficacité aérodynamique lorsque la puissance nominale est atteinte. Pour ce faire, il existe deux principes de contrôle aérodynamique pour limiter la puissance à sa valeur nominale [Mul 02] :

- Système « *pitch* » ou « à pas variable » qui permet d'ajuster la portance des pales à la vitesse du vent pour maintenir une puissance sensiblement constante. A ce premier principe est associé un mécanisme d'orientation des pales, permettant la variation de l'angle de calage β au cours du fonctionnement de l'éolienne afin de lui permettre de s'adapter aux différentes conditions de vent.

- Système « *stall* » ou à « décrochage aérodynamique », c'est le plus robuste. En effet, c'est la forme des pales qui conduit à une perte de portance au-delà d'une certaine vitesse du vent, mais la courbe de puissance chute plus vite : il s'agit donc d'une solution passive.

Région active II : cette zone couvre une plage de vitesse du vent entre v_{dem} et v_{nom} et elle est désignée comme la région de la vitesse du vent faible ou encore la région à charge partielle. C'est cette région qui présente un intérêt pour le contrôle de l'éolienne dans ce chapitre. Les principaux objectifs de contrôle dans cette région sont la maximisation de

Chapitre III

l'extraction de la puissance et la minimisation des efforts subis par le dispositif d'entraînement. La puissance disponible dans cette région est définie comme étant le produit de la puissance du vent P_{vent} qui passe à travers la surface balayée par le rotor et le coefficient de puissance C_p :

$$P_a = C_p \times P_{vent} = \frac{1}{2} \rho \pi R^3 C_p v^3 \quad (\text{III.1})$$

Comme indiqué dans le premier chapitre, le coefficient de puissance $C_p(\lambda, \beta)$ est une fonction nonlinéaire de la vitesse spécifique λ et de l'angle de calage β . La conversion maximale d'énergie est atteinte avec un angle de calage optimal fixe β_{opt} , ainsi, le coefficient de puissance C_p devient une fonction à une seule variable λ et qui possède un seul maximum de coordonnées $(\lambda_{opt}, C_{pmax})$ (figure III.2) [Sto-04]. Le maintien de la vitesse spécifique λ à sa valeur optimale donnée par (III.2) devient alors une condition nécessaire.

$$\lambda_{opt} = \frac{\omega_{topt} R}{v} \quad (\text{III.2})$$

La contrainte (III.2) indique que la vitesse du rotor ω_t doit être constamment variée proportionnellement aux fluctuations de la vitesse du vent ; pour être précis, le rotor fournit une puissance aérodynamique maximale seulement à la vitesse spécifique λ_{opt} . Par conséquent, comme la vitesse du vent est une entrée non commandable, la tâche de tout contrôle dans cette région consiste en l'ajustement de la vitesse de rotation du rotor via le couple électromagnétique de la génératrice pour poursuivre sa valeur optimale donnée par :

$$\omega_{topt} = \frac{\lambda_{opt}}{R} v \quad (\text{III.3})$$

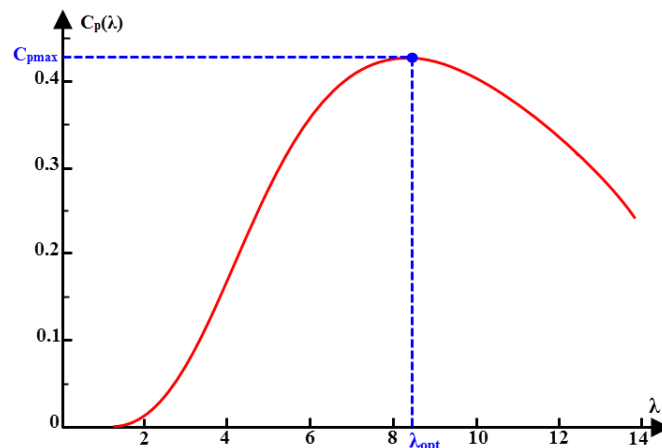


Figure III.2 – Courbe du coefficient de puissance pour $\beta = \beta_{opt}$

Chapitre III

De ce qui précède, on conclut que le fonctionnement idéal du système éolien nécessite un suivi parfait des maxima des courbes de la puissance en fonction ω_t pour différentes vitesses du vent (figure III.3), c-à-d que pour chaque vitesse du vent, le système doit trouver la puissance maximale, ce qui est équivalent à la recherche de la vitesse de rotation optimale. Pour s'approcher de ce but, la technique spécifique MPPT peut être utilisée, toutefois, cette approche considère que la caractéristique $C_p = f(\lambda, \beta)$ est connue.

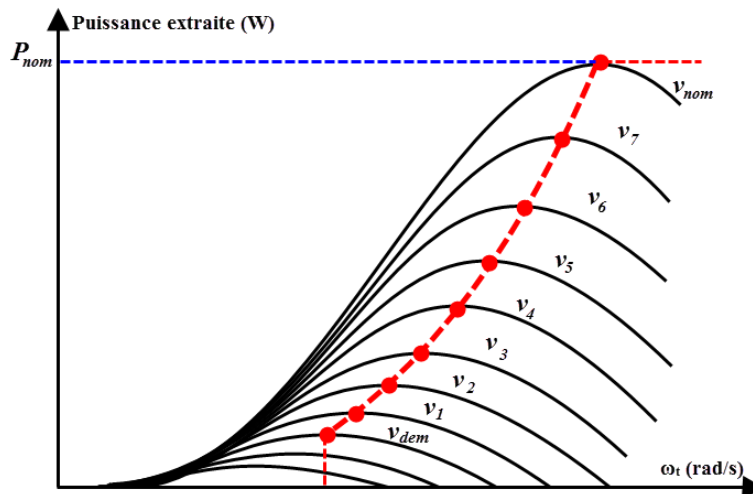


Figure III.3 Exemple de caractéristiques d'une éolienne.

III.3 Modèle mathématique de l'éolienne utilisée

Considérons le modèle à deux masses décrit au premier chapitre (I.29) :

$$\begin{cases} \dot{X} = AX + BT_{em} + B_v T_a \\ Y = CX \end{cases} \quad (\text{III. 4})$$

Pour $\beta = \beta_{opt}$ le modèle à deux masses devient un système à deux entrées : T_{em} qui est une entrée commandable et v qui est une entrée non commandable, et à une sortie, c'est la vitesse de rotor ω_t . On peut schématiser ce modèle comme le montre la figure III.4, ce modèle sera utilisé par la suite dans les schémas bloc qui viendront :

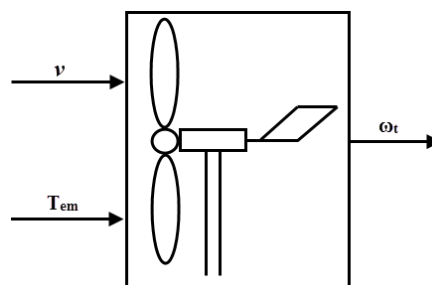


Figure III.4 Modèle simplifié de l'aéroturbine.

III.4 Commande par combinaison des modes glissants standards et les réseaux de neurones de régression généralisée

Un des avantages de la commande par mode glissants est notamment la robustesse par rapport aux perturbations intervenant de façon colinéaire avec la commande (condition de recouvrement ou *matching condition*) [Bre 10]. Pour tester cette commande vis-à-vis des perturbations, on considère une perturbation ξ bornée, co-incidente (*matched*) qui agit sur le système exactement au même niveau que la commande. Le modèle dynamique du système (I.29) peut être réécrit sous forme canonique dans l'espace d'état de la façon suivante :

$$\begin{cases} x_1 = \omega_t \\ \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = f(x_1, x_2) + bT_{em} + \xi(\mathbf{x}, t) \\ y = x_1 \end{cases} \quad (\text{III.5})$$

Avec : $T_{em} \in \mathbf{R}$ et $y \in \mathbf{R}$ sont respectivement, l'entrée et la sortie du système, $\mathbf{x} = [x_1, x_2]^T \in \mathbf{R}^2$ est le vecteur d'état du système disponible pour la mesure, $b = -\frac{K_{ls}}{n_g J_r J_g}$ est une constante non nulle et connue, $f(x_1, x_2)$ est la représentation nominale du système donnée par :

$$f(x_1, x_2) = \left(\left(\frac{K_r}{J_r} \right)^2 - \frac{B_{ls}}{J_r} \right) x_1 + \frac{K_{ls}}{J_r} x_2 + \left(\frac{B_{ls}}{n_g J_r} - \frac{K_{ls} K_g}{n_g J_r J_g} \right) \omega_g + \left(\frac{K_r}{J_r} + \frac{K_{ls}}{n_g^2 J_r J_g} \right) T_{ls} - \frac{K_r}{J_r} T_a + \frac{1}{J_r} \dot{T}_a$$

Dans notre cas, la dynamique inconnue du système $\xi(\mathbf{x}, t)$ qui regroupe les erreurs de modélisation et les perturbations externes est supposée bornée par la borne B_ξ ($|\xi(x, t)| \leq B_\xi$) et elle va agir uniquement sur la dynamique de x_2 à l'instar de la commande T_{em} .

Dans ce qui suit, l'erreur de poursuite est définie par l'écart de la vitesse de rotation du rotor ω_t par rapport à sa référence ω_{topt} et elle est exprimée par :

$$e = \omega_t - \omega_{topt} \quad (\text{III.6})$$

Le degré relatif du système est $r = 2$ ainsi la variable de glissement choisie s'écrit :

$$\sigma_s = \dot{e} + \gamma e = (x_2 - \dot{\omega}_{topt}) + \gamma(x_1 - \omega_{topt}) \quad (\text{III.7})$$

où γ est une constante positive non nulle.

III.4.1 Synthèse de la commande équivalente par modes glissants :

La dérivée première de la variable de glissement pour le système nominal ($\xi(\mathbf{x}, t) = 0$) s'écrit :

$$\dot{\sigma}_s = G(x_1, x_2) + bT_{em} \quad (\text{III.8})$$

Chapitre III

avec
$$G(x_1, x_2) = -\ddot{w}_{topt} - \gamma \dot{w}_{topt} + g(x_1, x_2) \quad (\text{III.9})$$

et
$$g(x_1, x_2) = f(x_1, x_2) + \gamma x_2 \quad (\text{III.10})$$

D'après l'équation (III.8), on voit bien que la variable de glissement est d'ordre un par rapport à la commande alors que le degré relatif du système est 2, ce qui prouve la capacité des modes glissants déjà mentionnée concernant la réduction de l'ordre.

La commande équivalente qui assure la convergence de σ_s et $\dot{\sigma}_s$ vers 0 en un temps fini est donnée par :

$$T_{em_{eq}} = -\frac{G(x_1, x_2)}{b} \quad (\text{III.11})$$

Cette loi de commande est suffisante pour assurer le contrôle du système nominal, mais en présence d'incertitudes, quel que soit leur origine. Celle-ci présente des limites de performances, toutefois cette commande représente une solution donnée par Utkin [Utk 92] pour atténuer le phénomène de *chattering* lorsqu'elle fait partie de la commande totale traitée dans le paragraphe suivant.

III.4.2 Synthèse de la commande par modes glissants :

Pour rendre la surface de glissement attractive et au même temps assurer l'existence du mode glissant dans le cas $\xi(\mathbf{x}, t) \neq 0$, il suffit de vérifier la condition η -attractivité, (III.12) avec η une constante strictement positive [Slo 84] :

$$\sigma_s \dot{\sigma}_s \leq -\eta |\sigma_s| \quad (\text{III.12})$$

qui peut s'écrire sous la forme :
$$\dot{\sigma}_s \leq -\eta \frac{|\sigma_s|}{\sigma_s} \quad (\text{III.13})$$

avec :
$$\dot{\sigma}_s = G(x_1, x_2) + \xi(\mathbf{x}, t) + bT_{em} \quad (\text{III.14})$$

En remplaçant l'expression $\frac{|\sigma_s|}{\sigma_s}$ par la fonction $sign(\cdot)$ donnée par :

$$sign(\sigma_s) = \begin{cases} 1 & \text{si } \sigma_s > 0 \\ 0 & \text{si } \sigma_s = 0 \\ -1 & \text{si } \sigma_s < 0 \end{cases} \quad (\text{III.15})$$

L'équation (III.12) peut se réécrire :

$$\dot{\sigma}_s \leq -\eta sign(\sigma_s) \quad (\text{III.16})$$

La commande totale qui assure le mode de convergence et de glissement est liée l'existence d'une constante positive α appelée gain de commutation. Celle-ci doit satisfaire l'inégalité $\alpha > B_\xi$ et doit égaliser l'équation précédente, ainsi on aura :

$$G(x_1, x_2) + \xi(\mathbf{x}, t) + bT_{em} = -\alpha \text{sign}(\sigma_s) \quad (\text{III.17})$$

En fin, la loi de commande utilisant le concept des modes glissants est donnée par :

$$T_{em} = -\frac{G(x_1, x_2) + \xi(\mathbf{x}, t)}{b} - \frac{\alpha}{b} \text{sign}(\sigma_s) \quad (\text{III.18})$$

$$T_{em} = T_{em_{eq}}^* - \frac{\alpha}{b} \text{sign}(\sigma_s) \quad (\text{III.19})$$

Malgré la présence dans la commande totale du terme $T_{em_{eq}}^*$ qui surmonte le problème où ($\sigma_s = 0$), cette méthode ne résout pas le phénomène de *chattering* en sa totalité, ce phénomène lorsqu'il n'est pas résolu, présente un inconvénient major de la commande par modes glissants, car il est susceptible d'exciter les dynamiques non modélisées du système ce qui peut engendrer des oscillations mécaniques au niveau des actionneurs. Ceci dégrade les performances et peut même conduire au problème d'instabilité ou la détérioration à long terme du système [Utk 92].

La solution de la couche limite « *boundary layer* » introduite par les auteurs dans [Slo 84], [Slo 91], présente une solution efficace au phénomène du « *chattering* » dans le cas où les trajectoires des états du système ne s'éloignent pas beaucoup de la surface de glissement et se trouvent à l'intérieur d'une bande de largeur $2L$ autour de la surface de glissement, ce qui permet d'effectuer une approximation continue des discontinuités dans la commande. Ceci est réalisable par le remplacement de la fonction discontinue $\text{sign}(\cdot)$ par une fonction plus lisse telle que la fonction saturation, définie par :

$$\text{sat}(\sigma_s) = \begin{cases} \frac{\sigma_s}{L} & \text{si } \|\sigma_s\| < L \\ \text{sign}(\sigma_s) & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{III.20})$$

D'après l'équation (III.19), la fonction $\text{sat}(\cdot)$ prend la valeur d'une droite de pente $\frac{1}{L}$ à l'intérieur d'une bande d'épaisseur $2L$ et reprend les valeurs de la fonction $\text{sign}(\cdot)$ ailleurs. La loi de commande devient :

$$T_{em} = T_{em_{eq}}^* - \frac{\alpha \cdot \text{sat}(\sigma_s)}{b} \quad (\text{III.21})$$

Cette loi de commande peut engendrer des perturbations externes et des incertitudes qui affectent le système sans phénomène de « *chattering* » grâce à son caractère continu à l'intérieur de la couche limite. Le succès de cette méthode suppose une bonne connaissance sur le système dans le but de bien estimer la valeur de L . Les performances de cette solution deviennent limitées dans le cas où le système est mal connu, c'est pourquoi, dans cette thèse

Chapitre III

on suggère d'utiliser les réseaux de neurones de régression généralisée pour améliorer la connaissance du système en estimant la fonction $\xi(\mathbf{x}, t)$ qui représente la partie inconnue du système de sorte que les méconnaissances du système deviennent petites. Cette méthode sera l'objet du paragraphe suivant.

III.4.3 Amélioration de la connaissance du système par les GRNN :

III.4.3.1 Structure du réseau GRNN utilisé

Les GRNN ont été initialement proposés par Specht [Spe 91], pour résoudre les problèmes nonlinéaires approximatifs basés sur l'estimation d'une fonction de distribution de probabilité. L'utilisation d'un réseau neuronal probabiliste est particulièrement avantageuse en raison de sa capacité à converger vers la fonction désirée avec seulement quelques échantillons d'apprentissage disponibles et sa capacité à gérer des données aberrantes. Le GRNN a d'excellentes performances concernant la capacité d'approximation et la vitesse d'apprentissage comparé aux RNA classiques. La fonction de densité de probabilité utilisée dans les GRNN est une distribution normale. Chaque échantillon d'apprentissage, est utilisé comme la moyenne d'une distribution normale.

La figure III.5 illustre la structure du GRNN utilisée pour l'approximation de la fonction $\xi(\mathbf{x}, t)$.

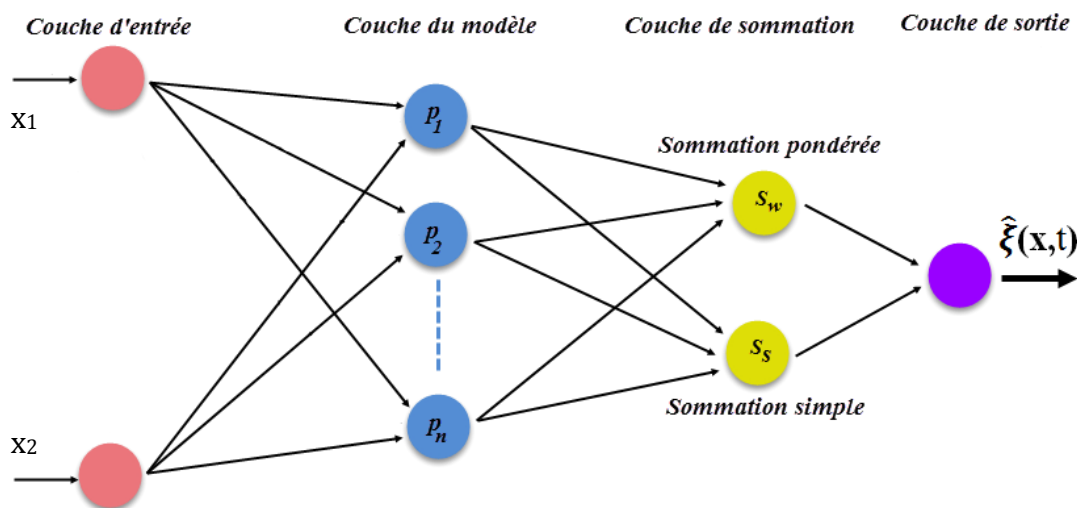


Figure III.5 Structure du GRNN utilisée

L'architecture considérée est constituée de quatre couches :

- ✓ Une couche d'entrée constituée de deux neurones qui reçoivent le vecteur d'entrée : $X = [x_1, x_2]^T$, avec $x_1 = \omega_t - \omega_{topt}$ et $x_2 = \omega_{topt}$;

Chapitre III

- ✓ Une première couche cachée nommée la couche du motif contenant n neurones, chaque neurone de cette couche calcule la distribution normale centrée sur chaque échantillon d'apprentissage utilisant la gaussienne suivante :

$$\exp\left(-\frac{D_i^2}{2\sigma^2}\right) = \exp\left[-\frac{(X-X_i)^T(X-X_i)}{2\sigma^2}\right] \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad \text{(III.22)}$$

où X_i est le centre de la gaussienne du neurone i et σ représente la valeur de l'écart-type de la gaussienne qui détermine l'influence des points éloignés sur la variable cible.

- ✓ Une deuxième couche cachée nommée la couche de sommation qui contient deux neurones sommateurs S_s et S_w , le sommateur simple S_s calcule la somme arithmétique des sorties de la première couche cachée affectées par des poids d'interconnexion unitaires. La fonction de transfert de celui-ci est :

$$S_s = \sum_{i=1} \exp\left[-\frac{(X-X_i)^T(X-X_i)}{2\sigma^2}\right] \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad \text{(III.23)}$$

Le sommateur pondérée S_w calcule la somme pondérée des sorties de la première couche cachée. La fonction de transfert de celui-ci est donnée par :

$$S_w = \sum_{i=1} w_i \exp\left[-\frac{(X-X_i)^T(X-X_i)}{2\sigma^2}\right] \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad \text{(III.24)}$$

où w_i est le poids du neurone i de la couche cachée relié au sommateur S_w .

- ✓ Une couche de sortie constituée d'un seul neurone qui calcule la valeur prédite de la variable cible en prenant la somme pondérée par la somme simple des n observations. Ce neurone de sortie donne la valeur estimée $\hat{\xi}(\mathbf{x}, t)$ de la fonction inconnue $\xi(\mathbf{x}, t)$ selon l'équation suivante :

$$y = \frac{S_w}{S_s} = \hat{\xi}(x, t) \quad \text{(II.25)}$$

Une fois la structure du GRNN est fixée, on dispose d'un ensemble représentatif contenant \tilde{N} échantillons d'apprentissage qui est un ensemble de couples (entrée/sortie désirée). Avant d'incorporer le GRNN dans la stratégie de contrôle, le réseau est formé hors ligne. L'objectif de l'apprentissage est de laisser le réseau apprendre les nonlinéarités fonctionnelles à un certain degré de précision avant sa mise en œuvre dans le contrôleur, et ainsi l'adaptation en ligne de ses paramètres et poids sera plus rapidement que possible.

L'apprentissage commence par un choix aléatoire des valeurs initiales des poids et de σ . Le coefficient de lissage σ et les poids de GRNN sont adaptés en ligne en utilisant l'algorithme de rétro-propagation. A chaque étape d'apprentissage, les échantillons sont

Chapitre III

présentés à l'entrée du réseau, après propagation, la sortie $\hat{\xi}(x, t)$ du GRNN, son erreur de prédiction notée $e_\xi = \xi(\mathbf{x}, t) - \hat{\xi}(\mathbf{x}, t)$ et l'erreur globale correspondante $E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{\bar{N}} e_\xi^2$ sont disponibles. Par rétro-propagation de cette erreur globale, l'adaptation des poids se fait selon la formule suivante :

$$w^{t+1} = w^t - \eta_k \frac{\partial E(w)}{\partial w} \quad (\text{III.26})$$

avec $0.1 < \eta_k < 1$ est une constante positive appelée le taux d'apprentissage.

III.4.3.2 Synthèse de loi de commande intelligente GRNNSM

La procédure de conception du contrôleur GRNNSM basé sur la combinaison des modes glissants et les réseaux de neurones de régression généralisée se fait en deux étapes ; la première, consiste en l'amélioration de la connaissance des dynamiques du système en estimant la partie inconnue du modèle en utilisant le GRNN avec la contrainte d'une limite supérieure de prédiction e_ξ^* du GRNN qui doit être connue ($|e_\xi| < e_\xi^*$), la deuxième étape consiste en l'incorporation de la fonction estimée dans le modèle dynamique du système dans le but d'élaborer une commande équivalente intelligente et robuste basée sur les modes glissants standards. Ceci est réalisable par le remplacement du terme $\xi(\mathbf{x}, t)$ par $\hat{\xi}(\mathbf{x}, t)$ dans l'expression de T_{em}^* . L'expression du contrôleur GRNNSM ainsi synthétisé est la suivante :

$$T_{em} = - \frac{G(x_1, x_2) + \hat{\xi}(\mathbf{x}, t)}{b} - \frac{\alpha \cdot \text{sat}(\sigma_s)}{b} \quad (\text{III.27})$$

Ce contrôleur est conçu dans le but de converger l'erreur de sortie du système donnée par (III.5) vers 0 en un temps fini selon le théorème suivant :

Théorème III-1 [Bou 16] :

Considérons le modèle du système éolien décrit par (III.4) en présence de larges incertitudes. Si la loi de commande développée pour ce système est de la forme (III.27) où $\hat{\xi}(\mathbf{x}, t)$, incorporée dans l'expression de la commande équivalente, est la sortie du réseau de neurone et $e_\xi^* + \eta < \alpha$; alors, la commande proposée force l'erreur de poursuite vers L -voisinage de zéro en un temps fini.

Chapitre III

Preuve :

Considérons la fonction de Lyapunov suivante :

$$V = \frac{1}{2} \sigma_s^2 \quad (\text{III.28})$$

La dérivée de la fonction de Lyapunov par rapport au temps donne :

$$\dot{V} = \sigma_s \dot{\sigma}_s \quad (\text{III.29})$$

En substituant (III.14) dans (III.29), nous obtenons :

$$\dot{V} = (G(x_1, x_2) + \xi(\mathbf{x}, t) + bT_{em}). \sigma_s \quad (\text{III.30})$$

Remplaçons la loi de commande proposée (III.27) dans (III.29) :

$$\dot{V} = \left(G(x_1, x_2) + \xi(\mathbf{x}, t) + b \left(T_{em_{eq}} - \frac{(\hat{\xi}(\mathbf{x}, t) + \alpha \cdot \text{sat}(\sigma_s))}{b} \right) \right) \cdot \sigma_s \quad (\text{III.31})$$

En utilisant l'expression de $T_{em_{eq}}$ donnée en (III.11) on obtient :

$$\begin{aligned} \dot{V} &= \left(G(x_1, x_2) + \xi(\mathbf{x}, t) + b \left(-\frac{G(x_1, x_2)}{b} - \frac{(\hat{\xi}(\mathbf{x}, t) + \alpha \cdot \text{sat}(\sigma_s))}{b} \right) \right) \cdot \sigma_s \\ &= (\xi(\mathbf{x}, t) - \hat{\xi}(\mathbf{x}, t) - \alpha \cdot \text{sat}(\sigma_s)) \cdot \sigma_s \quad (\text{III.32}) \\ &= \sigma_s e_\xi - \sigma_s \alpha \text{sat}(\sigma_s) \leq |\sigma_s| |e_\xi| - \sigma_s \alpha \text{sat}(\sigma_s) < |\sigma_s| e_\xi^* - \sigma_s \alpha \text{sat}(\sigma_s) \end{aligned}$$

En choisissant $e_\xi^* + \eta < \alpha$, où α est le gain de la commande choisi de façon à compenser uniquement les incertitudes de prédiction du réseau de neurones.

Pour tout $L > 0$, si $|\sigma_s| > L$, $\text{sat}(\sigma_s) = \text{sign}(\sigma_s)$. La dérivée de la fonction de Lyapunov devient : $\dot{V} = (e_\xi^* - \alpha) |\sigma_s| < -\eta |\sigma_s|$.

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

III.4.4 Structure de la commande intelligente GRNNSM

Le regroupement des différents composants détaillés ci-dessus permet de déduire l'architecture, en boucle fermée, du contrôleur GRNNSM illustrée sur la figure suivante :

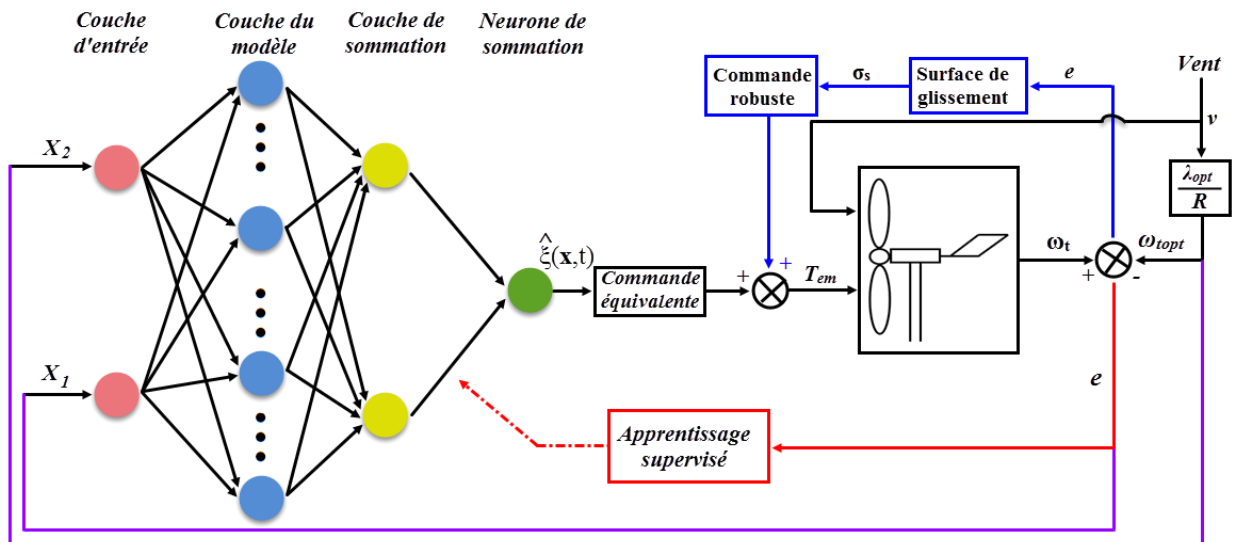


Figure III.6 : Architecture du contrôleur proposé

III.4.5 Résultats de simulations

Afin d'établir une comparaison entre les stratégies de contrôle proposées et mettre en évidence les performances du contrôleur GRNNSM proposé par rapport à la commande SM standard, différentes simulations ont été effectuées dans le cas du modèle à deux masses de l'éolienne (III.4) en présence :

- d'une perturbation constante coïncidente additive de $10KN.m$;
- d'un bruit de mesure additif sur ω_g , de rapport signal-bruit d'une valeur de $7dB$ approximativement.
- de deux profils du vent différents au niveau de la rapidité du changement continu de la vitesse mais qui gardent la même valeur moyenne constante à la valeur $7m/s$ (charge partielle). Pour simuler la vitesse du vent, il est souvent commode de supposer que sa valeur moyenne est constante pour certains intervalles.

Les paramètres numériques de l'éolienne sont :

$$\begin{aligned}
 R &= 21.65 \text{ m}, & \rho &= 1.29 \text{ kg/m}^3, & J_r &= 3.25 \times 10^5 \text{ kg.m}^2, & J_g &= 34.4 \text{ kg.m}^2, \\
 K_{ls} &= 9500 \text{ N.m/rad/s}, & B_{ls} &= 2.691 \times 10^5 \text{ N.m/rad}, & K_r &= 27.36 \text{ N.m/rad/s}, \\
 K_g &= 0.2 \text{ N.m/rad/s}, & n_g &= 43.165.
 \end{aligned}$$

III.4.5.1 Résultats de simulations avec un profil du vent lentement variable :

Le profil de la vitesse du vent utilisée dans ce cas a pour expression :

$$v(t) = 7 \left(1 - 0.09 \cos \left(\frac{2\pi t}{20} \right) - 0.09 \cos \left(\frac{2\pi t}{60} \right) \right) \quad (\text{III.33})$$

L'évolution temporelle de celui-ci est tracée dans la figure III.7.

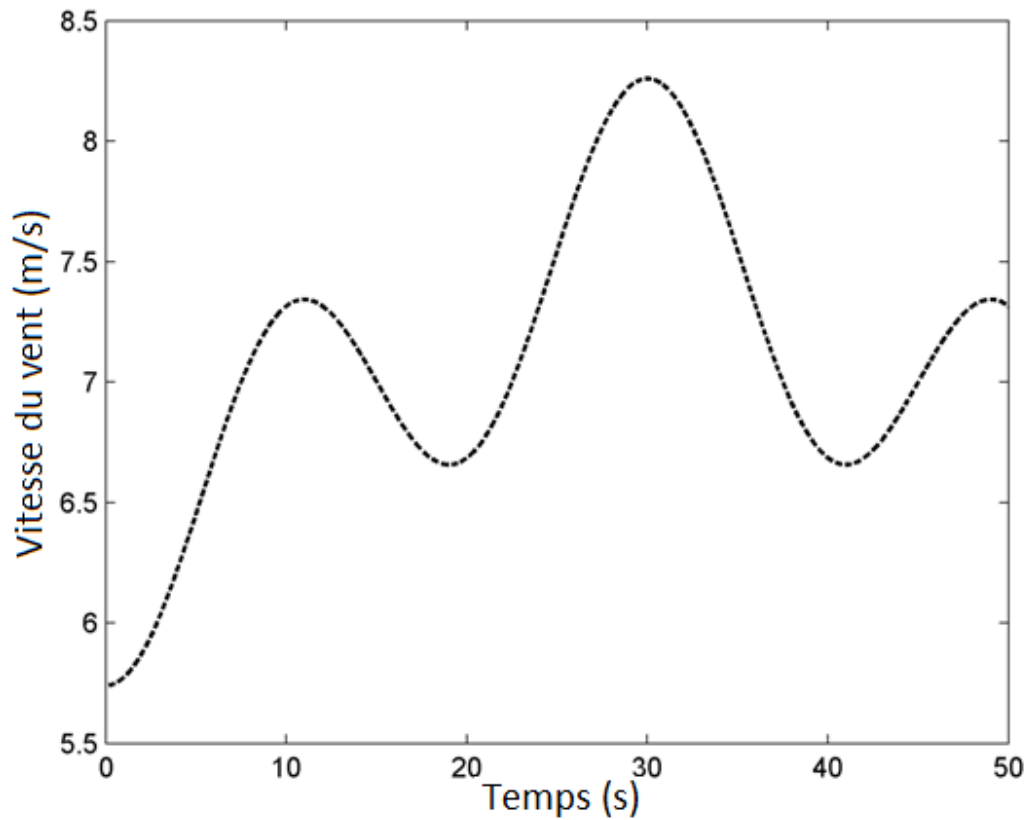


Figure III.7 Profil du vent lentement variable avec une vitesse moyenne de $7 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$

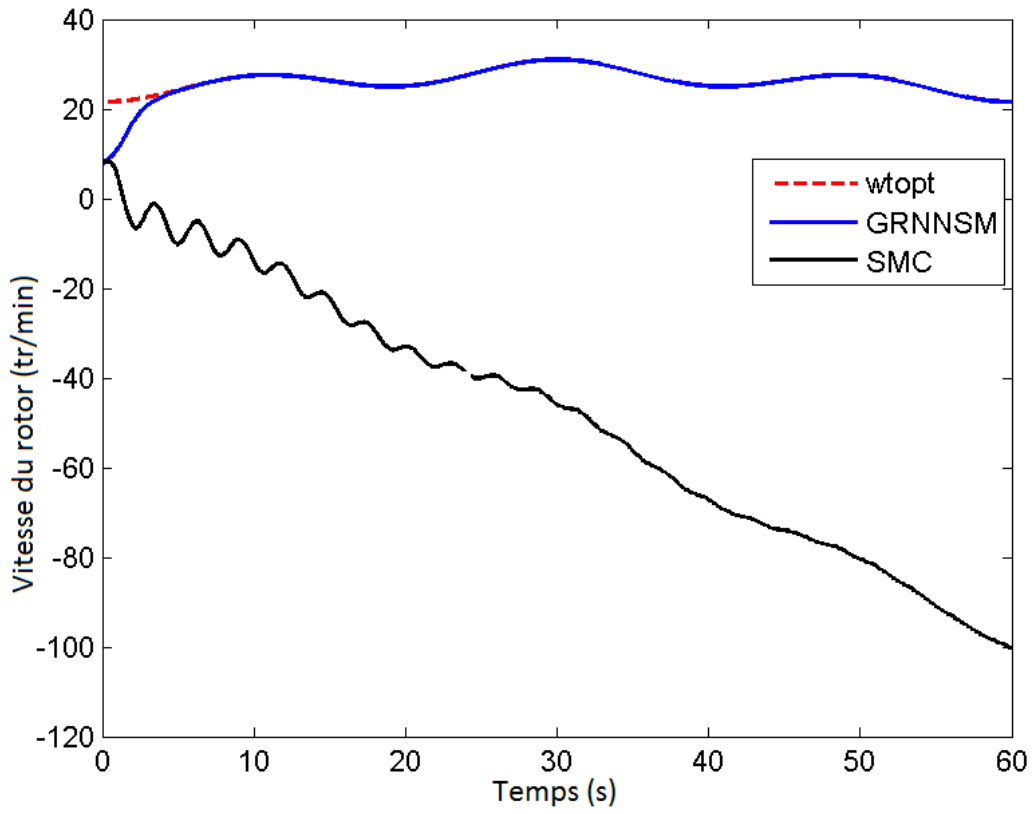


Figure III.8 Résultat de la sortie ω_t pour $\alpha = 0.9$

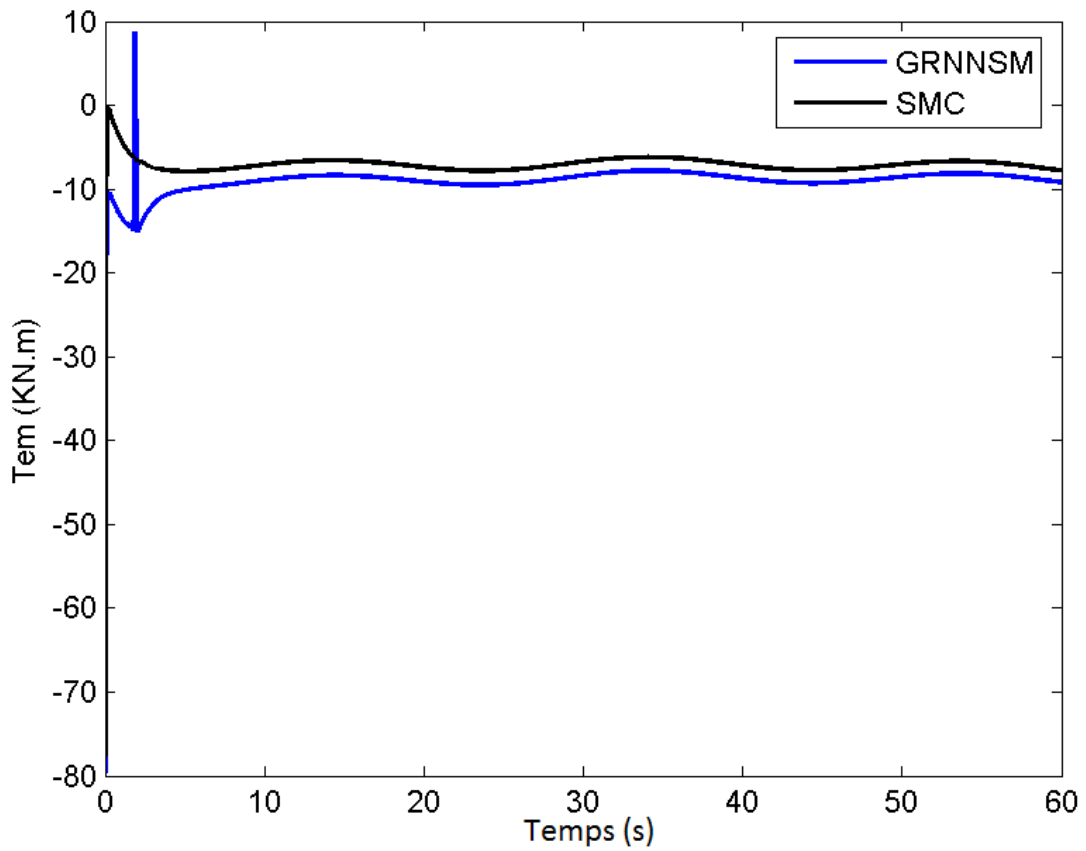


Figure III.9 Résultat de simulation de la commande T_{em} pour $\alpha = 0.9$

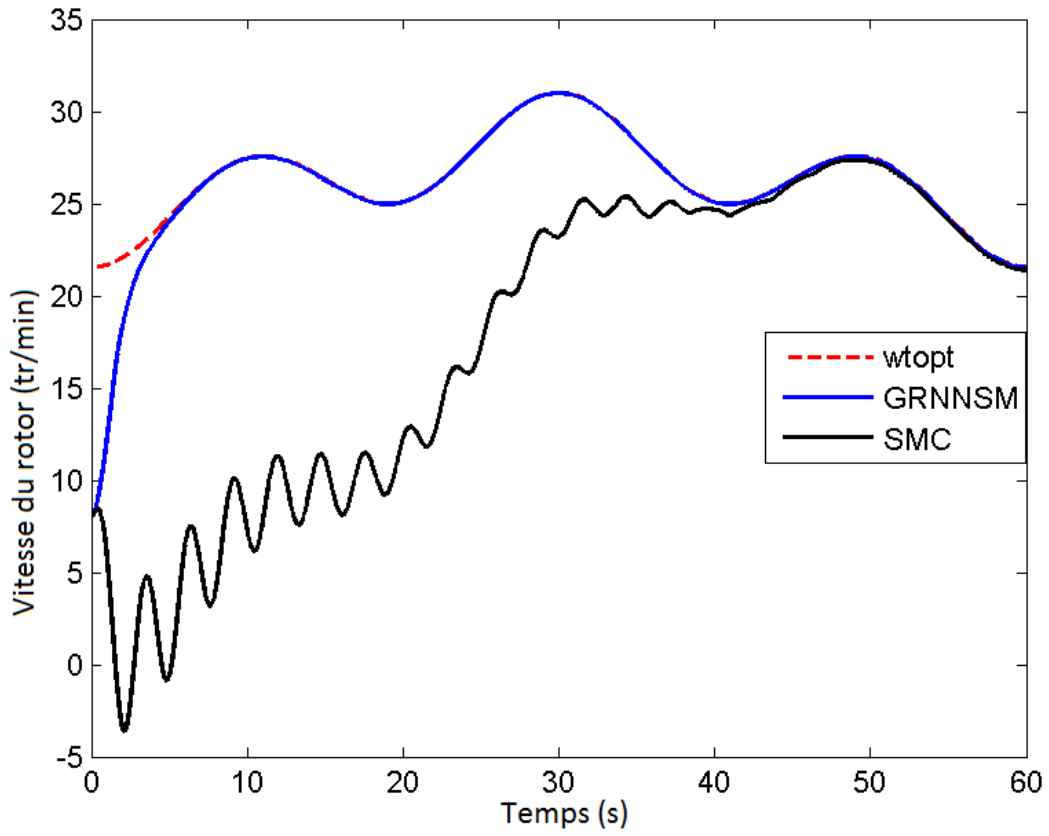


Figure III.10 Résultat de la sortie ω_t pour $\alpha = 1.15$

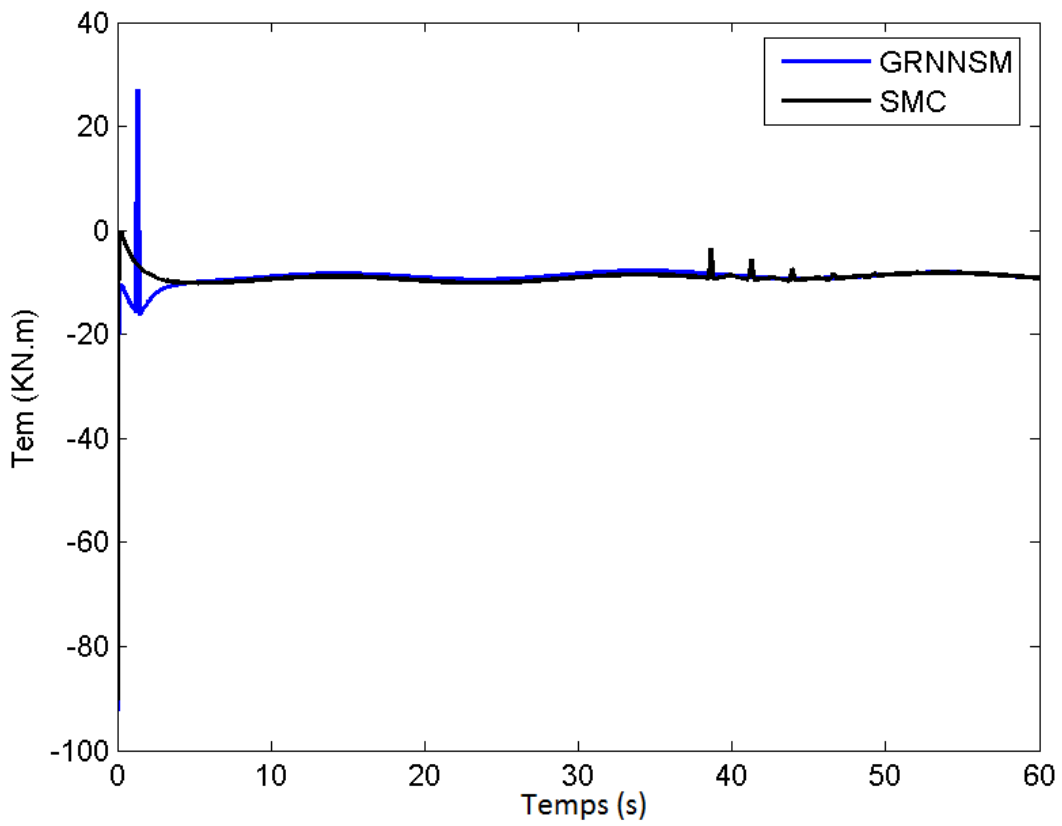


Figure III.11 Résultat de simulation de la commande T_{em} pour $\alpha = 1.5$

III.4.5.2 Résultats de simulations avec un profil du vent rapidement variable :

Le profil de la vitesse du vent utilisée dans ce cas a pour expression :

$$v(t) = 7 \left(1 - 0.1 \cos \left(\frac{\pi t}{5} \right) e^{\frac{t}{30}} - 0.5 \cos \left(\frac{\pi t}{20} \right) \right) \quad (\text{III.34})$$

L'évolution temporelle de ce profil est tracée dans la figure III.12.

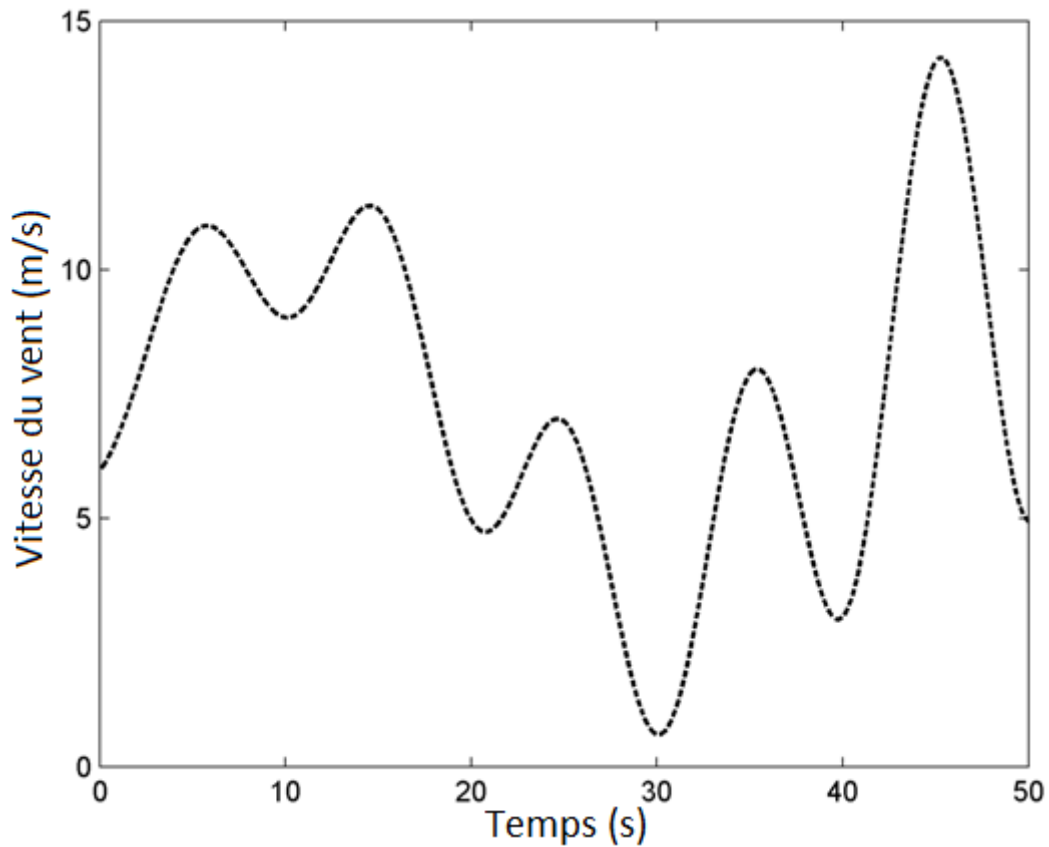


Figure III.12 Profil du vent rapidement variable avec une vitesse moyenne de $7 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$

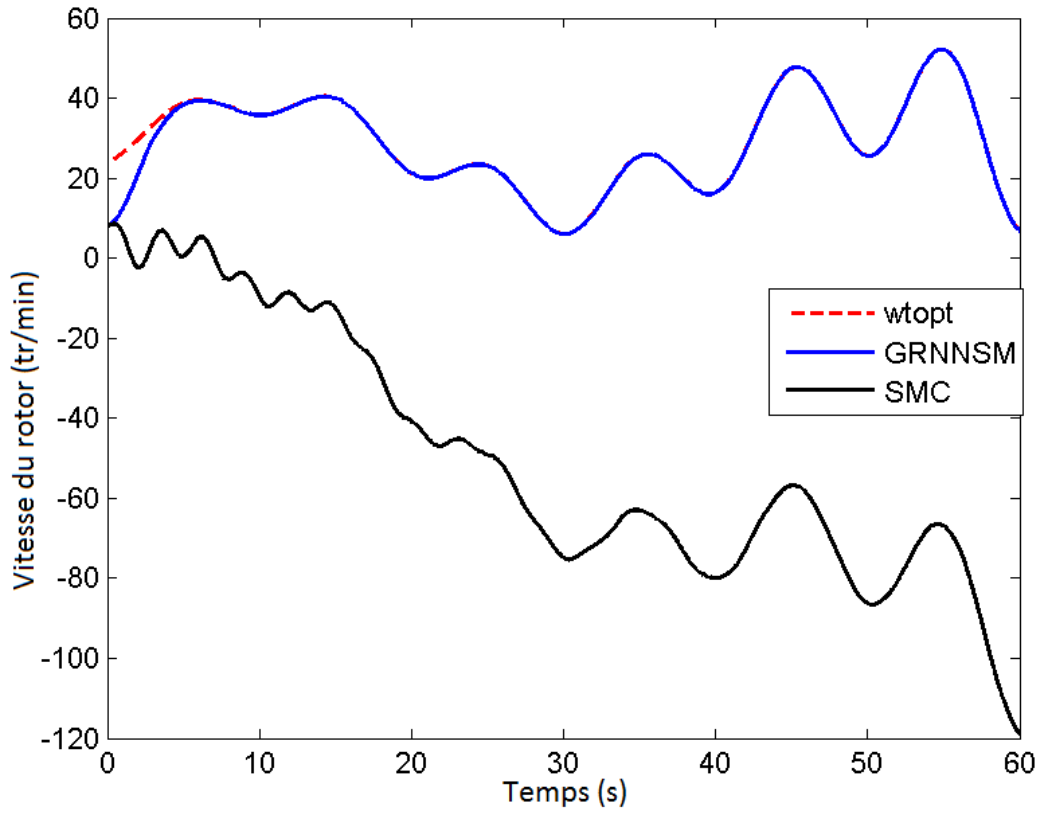


Figure III.13 Résultat de la sortie ω_t pour $\alpha = 0.9$

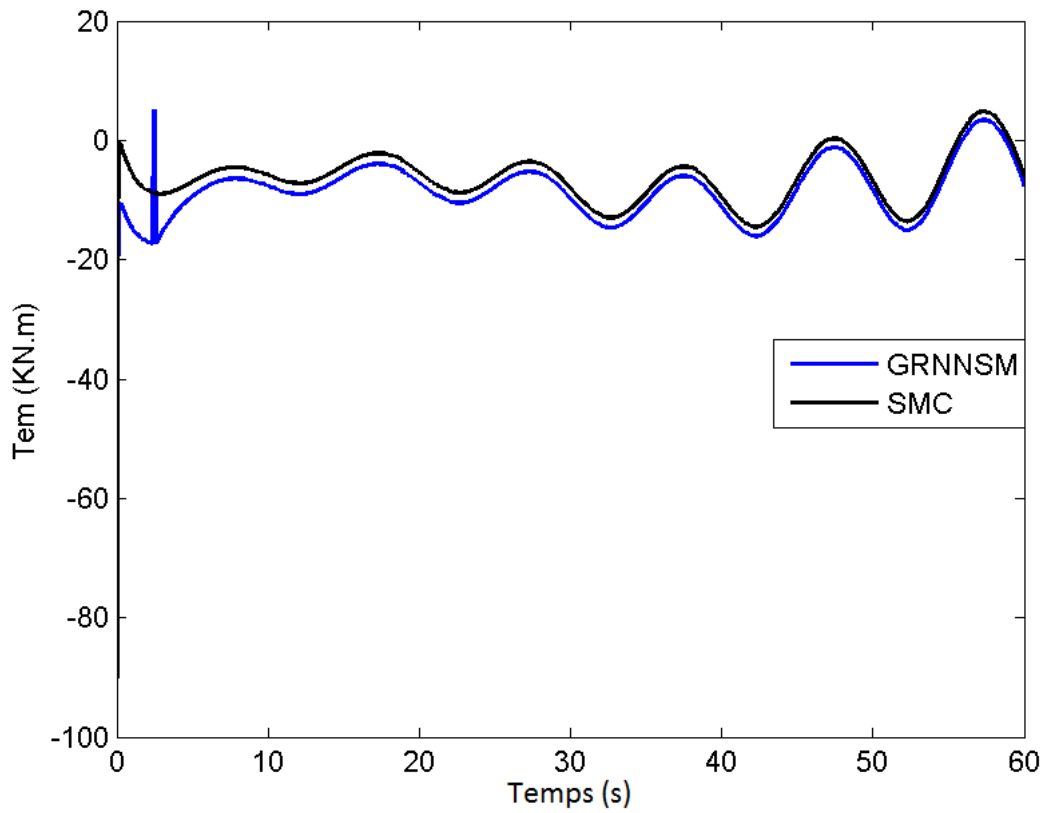


Figure III.14 Résultat de la commande T_{em} pour $\alpha = 0.9$

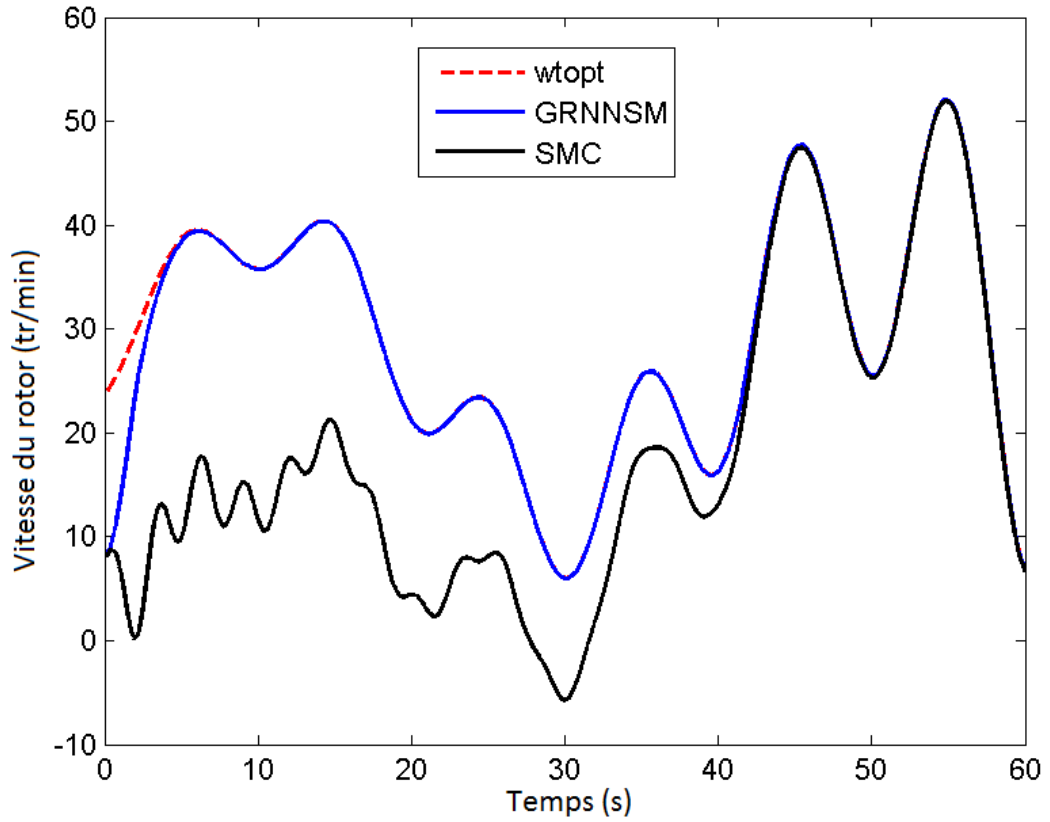


Figure III.15 Résultat de la sortie ω_t pour $\alpha = 1.15$

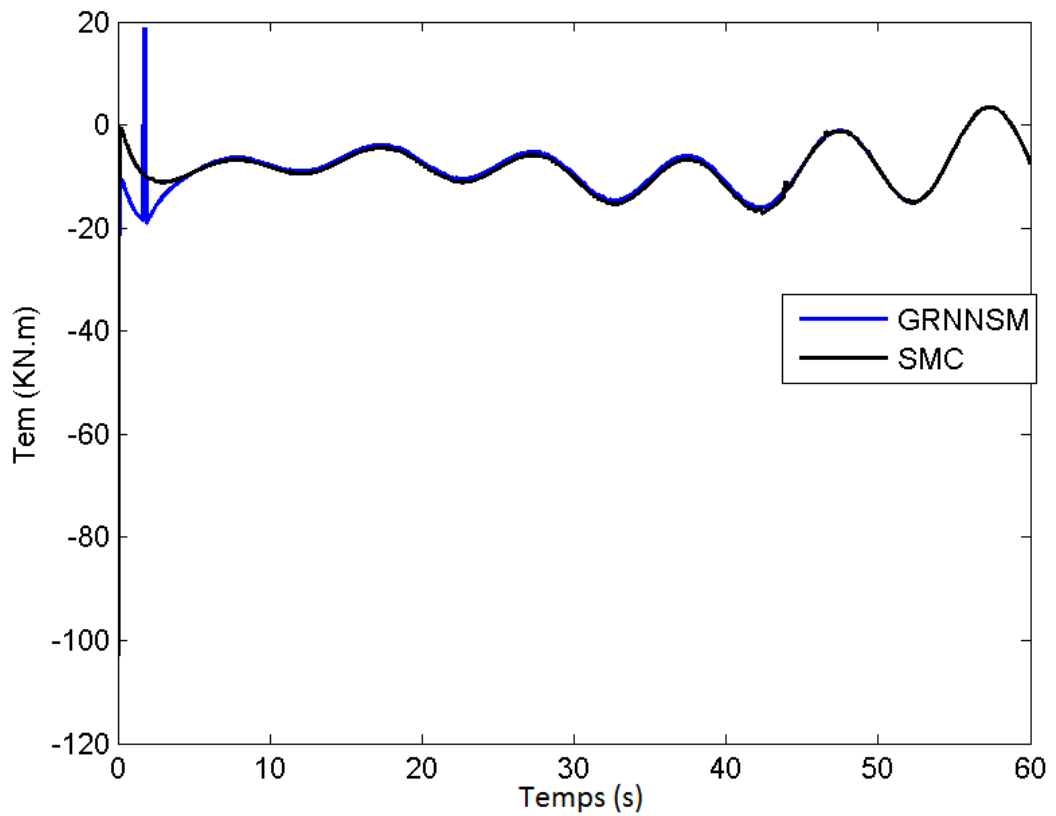


Figure III.16 Résultat de simulation de la commande T_{em} pour $\alpha = 1.15$

III.4.5.3 Interprétation

La comparaison du contrôleur proposé GRNNSM avec le contrôleur classique SMC est basée sur les figures ci-dessus qui montrent les trajectoires réelles et optimales de la vitesse du rotor ainsi que les commandes correspondantes en couple pour deux profils de vent différents et pour deux valeurs du gain de commutation α ($\alpha = 0.9$ et $\alpha = 1.15$).

A partir de ces figures, on peut voir que les meilleures performances en termes de poursuite (maximisation de l'énergie convertie) et stabilité (sécurité du système) sont obtenues lors de l'application du contrôleur GRNNSM proposé. Tandis que le contrôleur classique SMC, pour les deux profils de vent, n'arrive pas à rejeter les perturbations et ainsi n'arrive pas à assurer la convergence avec un faible gain (figures III.8 et III.13). Même si la convergence est assurée avec un grand gain le temps de réponse reste inacceptable dans les deux cas (figures III.10 et III.15).

Les résultats de simulation ont prouvé que le contrôleur proposé avec amélioration de la description du système par le GRNN est en mesure d'offrir une bonne convergence de la réponse du système et de garantir la stabilité de celui-ci, en dépit de l'existence des perturbations dans le système et quel que soit les variations de la vitesse du vent.

III.5 Commande robuste intelligente par combinaison des modes glissants à action intégrale et la machine d'extrême apprentissage

III.5.1 Performances des modes glissants à action intégrale

Le mode glissant à action intégrale est une variante du mode glissant standard au quel une action intégrale est ajoutée dans la surface de glissement dans le but de résoudre deux problèmes : Dans le régime transitoire, il permet l'élimination du problème de *reaching phase* en appliquant le mode de glissement à travers la réponse du système entier à partir du moment initial. Dans le régime permanent, il élimine l'erreur statique en faisant varier celle-ci [Utk 96], [Cao 04], [Cas 06]. La surface de glissement est modifiée comme suit :

$$\sigma_e(t) = \dot{e}(t) + \gamma e(t) + K_i \int_0^\infty e(t) dt \quad \text{(III.35)}$$

avec K_i est le gain de l'action intégrale, les performances de cette technique réside dans le fait que la dérivée première de la surface de glissement (III.35) fait introduire l'erreur et ses deux premières dynamiques.

$$\dot{\sigma}_e(t) = K_i e(t) + \gamma \dot{e}(t) + \ddot{e}(t) \quad \text{(III.36)}$$

L'amélioration des modes glissants par l'addition de l'action intégrale permet d'obtenir de meilleures performances en comparaison avec les modes glissants standards. Cependant, la commande d'entrée présente toujours un caractère discontinu. Ce contrôleur n'est pas souhaitable du point de vue mise en œuvre à cause du phénomène de *chattering*, ainsi le recours aux outils de l'intelligence artificielle pour améliorer la connaissance des dynamiques du système s'avère une chose nécessaire. Dans cette partie on va faire appel à un nouvel algorithme celui de la machine d'extrême apprentissage ELM, qui sera investi pour estimer la source de complexité et des non linéarités du système éolien à savoir la fonction contenant le couple aérodynamique T_a . Ce couple est lié d'une part au cube de la vitesse du vent qui est une entrée fluctuante et non commandable, et d'autre part au coefficient de puissance qui est lui-même une grandeur non linéaire et met en jeu plusieurs facteurs tels que : le type de l'éolienne, le profil de ses pales, l'action du vent sur les pales (la force de la portance, la surface de la pale, la force de traînée, action aérodynamique totale, la finesse d'un profil) qui sont difficilement modélisables d'une manière exacte. L'estimation la fonction contenant ce couple permet de surmonter la difficulté de modélisation de ces divers facteurs et de s'en passer de la mesure de la vitesse du vent car celle-ci peut être déduite de la vitesse de rotation après estimation du couple aérodynamique. Cette approche permet l'amélioration de la connaissance des dynamiques du système dans le but de synthétiser une commande robuste et intelligente basée sur les modes glissants à action intégrale.

III.5.2 Adaptation du modèle mathématique de l'éolienne à la stratégie de commande

Le modèle mathématique du système peut s'écrire dans l'espace d'état sous la forme suivante :

$$\begin{cases} \dot{X} = AX + f(X) + DT_{em} + \underline{\xi} \\ y = CX \end{cases} \quad \text{(III.37)}$$

avec $x = \begin{pmatrix} \omega_t \\ \omega_g \\ T_{ls} \end{pmatrix}$ $A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix}$ $D = \begin{pmatrix} d_1 \\ d_2 \\ d_3 \end{pmatrix}$ $C = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$

$$f(X) = \frac{1}{2J_r} \rho \pi R^5 \frac{C_p(\lambda, \beta)}{\lambda^3} \omega_r^2 (1 \ 0 \ B_{ls})^T \quad \text{et} \quad \underline{\xi} = (0 \ 1 \ 1)^T \xi. \quad \text{Le terme inconnu } \xi$$

représente les incertitudes du système, et il est supposé borné par $B_\xi (|\xi| \leq B_\xi)$ et dont l'action

Chapitre III

est identique au couple T_{em} .

On pose : $F(X) = f(X) + \underline{\xi}$, cette fonction contenant le paramètre $\underline{\xi}$, regroupe toutes les complexités, les non linéarités du système, les éventuelles perturbations externes et les dynamiques négligées du système. L'écriture du modèle sous la forme (III.37) où on a isolé la fonction $F(X)$ permet d'adapter le modèle mathématique à deux masses de l'éolienne à la stratégie de commande envisagée dans ce paragraphe. Celle-ci est basée sur l'estimation de la fonction $F(X)$ par l'algorithme ELM avant de l'introduire dans le modèle mathématique qui sera l'objet de la synthèse du contrôleur ISMC.

III.5.3 Estimation de la fonction $F(X)$ par l'algorithme ELM

Malgré les performances de la technique ELM, citées dans le deuxième chapitre, elle n'est pas encore bien exploitée dans le domaine de l'énergie éolienne, car peu d'études dans la littérature ont été trouvées sur son application dans ce domaine [Nik 15], [Wan 14] et [Sal 14], [Wu 13]. Ces travaux cités sont axés sur l'estimation de la vitesse du vent en fonction de l'observation de plusieurs grandeurs physiques actives pendant le fonctionnement de l'éolienne. Dans cette thèse et dans ce paragraphe, nous proposons d'utiliser les performances de l'algorithme ELM pour estimer toutes les non linéaires, incertitudes, parties négligées du système et les changements des paramètres de l'éolienne ; et ceci ne nécessitant que la mesure de la vitesse de rotation de la turbine. L'apprentissage du SHLFFNN sera hors ligne et à partir d'une base des données d'entrée-sortie idéale du système éolien [Kou 17a]. L'architecture du SHLFFNN utilisée est illustrée sur la figure III.17 :

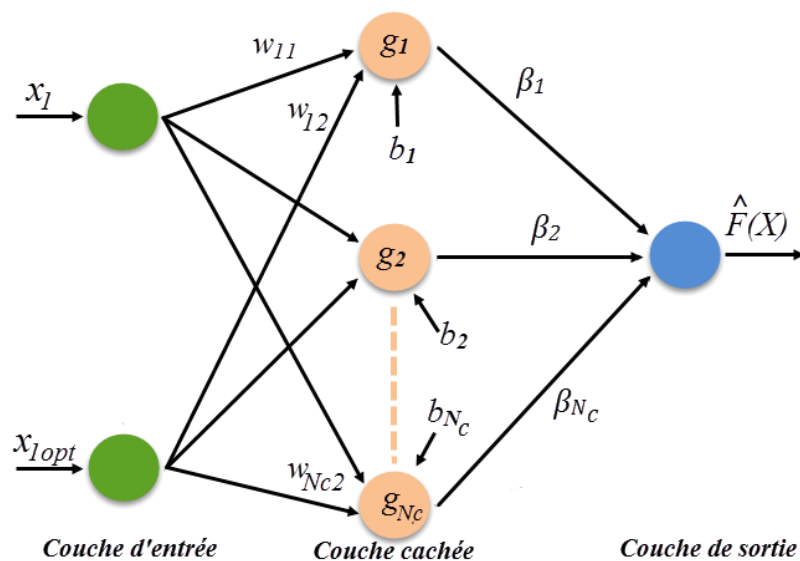


Figure III.17 Architecture de SHLFFNN utilisé

Chapitre III

Cette structure montre que le SHLFFNN utilisé est basé sur une couche cachée composée de N_c neurones avec fonctions d'activation sigmoïdales : $g(\lambda) = \frac{1}{1+\exp(-\lambda)}$ une couche d'entrée composée de deux neurones qui reçoivent les composantes distinctes du vecteur d'entrée $X = [x_1, x_{1opt}]^T \in \mathbf{R}^2$ avec $x_1 = \omega_t$, $x_{1opt} = \omega_{topt}$ et un neurone linéaire en sortie qui délivre la fonction estimée. La stratégie d'apprentissage est totalement différente de l'algorithme de rétro-propagation d'erreur, parce que les biais b_i et les poids w_{ij} sont assignés aléatoirement et n'ont pas besoin d'être ajustés pendant la phase d'apprentissage ; les poids de sortie de la couche cachée β_i sont obtenus en utilisant la méthode des moindres carrés basée sur la minimisation de la fonction de cout suivante :

$$E = \sum_{k=1}^N \|\hat{F}_k(X, W) - F_k(X, W)\|_2 \quad (\text{III.38})$$

où N est le nombre d'exemples d'apprentissage, $\hat{F}_k(X, W)$ est la sortie courante du SLFFNN et $F(X, W)$ et la sortie désirée correspondante. Il a été démontré que si le nombre d'exemples est égale aux nombres de neurones dans la couche cachée ($N = N_c$) ce SLFFNN peut approximer ces N exemples avec une erreur nulle ($E = 0$) [Hua 04].

Après l'apprentissage hors ligne, le vecteur optimal des poids de sortie de la couche cachée $\hat{\beta} = [\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2 \dots \hat{\beta}_{N_c}]^T$ est calculé par une simple opération de produit du vecteur des fonctions F désirées $\mathbf{F} = [F_1, F_2 \dots F_N]^T$ et la matrice pseudo-inverse \mathbf{H}^\dagger de la matrice de sortie de la couche cachée \mathbf{H} , donnée par :

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} g(w_{11} \cdot x_{1_1} + w_{12} \cdot x_{1opt_1} + b_1) & \cdots & g(w_{N_c1} \cdot x_{1_1} + w_{N_c2} \cdot x_{1opt_1} + b_{N_c}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g(w_{11} \cdot x_{1_N} + w_{12} \cdot x_{1opt_N} + b_1) & \cdots & g(w_{N_c1} \cdot x_{1_N} + w_{N_c2} \cdot x_{1opt_N} + b_{N_c}) \end{bmatrix}_{N \times N_c} \quad (\text{III.39})$$

Ainsi, le vecteur $\hat{\beta}$ est obtenu par l'équation :

$$\hat{\beta} = \mathbf{H}^\dagger \mathbf{F} \quad (\text{III.40})$$

La fonction $F(X)$ à estimer à l'instant k représente la sortie du SHLFFNN au même instant et elle est calculée en ligne par l'équation :

$$\hat{F}_k(X) = \mathbf{H}_k(X, W) \hat{\beta} = \sum_{j=1}^{N_c} \hat{\beta}_j g(w_{j1} \cdot x_{1_k} + w_{j2} \cdot x_{1opt_k} + b_j) \quad (\text{III.41})$$

et la fonction globale $F(X)$ est estimée par la formule suivante :

$$\hat{F}(X) = \mathbf{H} \hat{\beta} \quad (\text{III.42})$$

III.5.4 Synthèse de la loi de commande ISMC_ELM

En reprenant des étapes similaires à celles développées dans le paragraphe III.4.2 et choisissant la même fonction de Lyapunov, la commande robuste et intelligente ISMC_ELM qui satisfait la condition η – *attractivité* est une combinaison de deux contrôleurs ; un contrôleur nominal qui décidera de la performance du système sans perturbation. Son expression est :

$$T_{em}^{nom} = \frac{T_a}{n_g} - \frac{K_r}{n_g} \omega_t - J_g \dot{\omega}_g - K_g \omega_g - \frac{J_r}{n_g} \dot{\omega}_{topt} + \frac{J_r}{n_g} \ddot{e} \quad (\text{III.43})$$

et le second est une commande discontinue (robuste) qui va tenir compte des perturbations et des incertitudes du modèle ainsi les erreurs d'estimation. Son expression est :

$$T_{em}^{rob} = -\eta \frac{J_r}{n_g} \text{sat}(\sigma/L) \quad (\text{III.44})$$

La dérivée première de la surface de glissement peut se mettre sous la forme :

$$\dot{\sigma}_e = F(X) - \frac{n_g}{J_r} T_{em} \quad (\text{III.45})$$

où $F(X)$ est supposée inconnue et doit être estimée. Le contrôleur global qui satisfait la condition η -attractivité est donné par :

$$T_{em} = \frac{J_r}{n_g} (F(X) + \eta \cdot \text{sat}(\sigma/L)) \quad (\text{III.46})$$

On suppose que l'erreur d'estimation $e_f = F(x) - \hat{F}(x)$ est bornée par une constante connue B_{e_f} . Ce contrôleur est conçu dans le but de converger l'erreur de sortie du système donnée par (III.37) vers 0 en un temps fini selon le théorème suivant :

Théorème III-2 [Kou 17a] :

Considérons le système décrit en (III.37). Si la loi de commande est choisie comme :

$$T_{em}^* = \frac{J_r}{n_g} (\mathbf{H}(x)\boldsymbol{\beta} + \alpha \cdot \text{sat}(\sigma/L)) \quad (\text{III.47})$$

où α est une constante positive qui vérifie l'hypothèse suivante : $B_{e_f} + \eta < \alpha$ avec

$\mathbf{H}(x)\boldsymbol{\beta} = F(x)$ est la sortie du SHLFFNN, le signal de sortie est borné en boucle fermée et l'erreur de poursuite converge vers 0 en un temps fini.

Preuve :

Considérons la fonction de Lyapunov suivante : $V = \frac{1}{2}\sigma^2$, sa dérivée première est :

$$\dot{V} = \sigma\dot{\sigma} = \sigma(F(X) - \frac{n_g}{J_r}T_{em}^*)$$

En utilisant l'équation (III.47) on a :

$$\dot{V} = \sigma \left(F(x) - \frac{n_g}{J_r} \left(\frac{J_r}{n_g} \mathbf{H}(x) \boldsymbol{\beta} + \frac{J_r}{n_g} \alpha \cdot \text{sat}(\sigma/L) \right) \right) = \sigma(F(x) - \hat{F}(x) - \alpha \cdot \text{sat}(\sigma/L))$$

$$\dot{V} = \sigma e_F - \sigma \cdot \alpha \cdot \text{sat}(\sigma/L) \leq |\sigma| |e_F| - \sigma \cdot \alpha \cdot \text{sat}(\sigma/L) < |\sigma| B_{e_F} - \sigma \cdot \alpha \cdot \text{sat}(\sigma/L)$$

En présence de larges perturbations, on a : $\sigma > L$, ainsi :

$$\text{sat}(\sigma) = \text{sign}(\sigma) = \frac{|\sigma|}{\sigma}$$

donc: $|\sigma| B_{e_F} - \sigma \cdot \alpha \cdot \text{sat}(\sigma/L) = |\sigma| B_{e_F} - \sigma \cdot \alpha \cdot \frac{|\sigma|}{\sigma} = |\sigma| (B_{e_F} - \alpha)$

ce qui donne : $\dot{V} < |\sigma| (B_{e_F} - \alpha)$

Si la condition $B_{e_F} + \eta < \alpha$ est satisfaite, on a $B_{e_F} - \alpha < -\eta$ et $\dot{V} < -\eta|\sigma|$.

Ainsi, le critère de stabilité de Lyapunov est satisfait ce qui assure que l'erreur de poursuite convergera vers zéro en temps fini.

L'architecture du contrôleur proposé est la suivante :

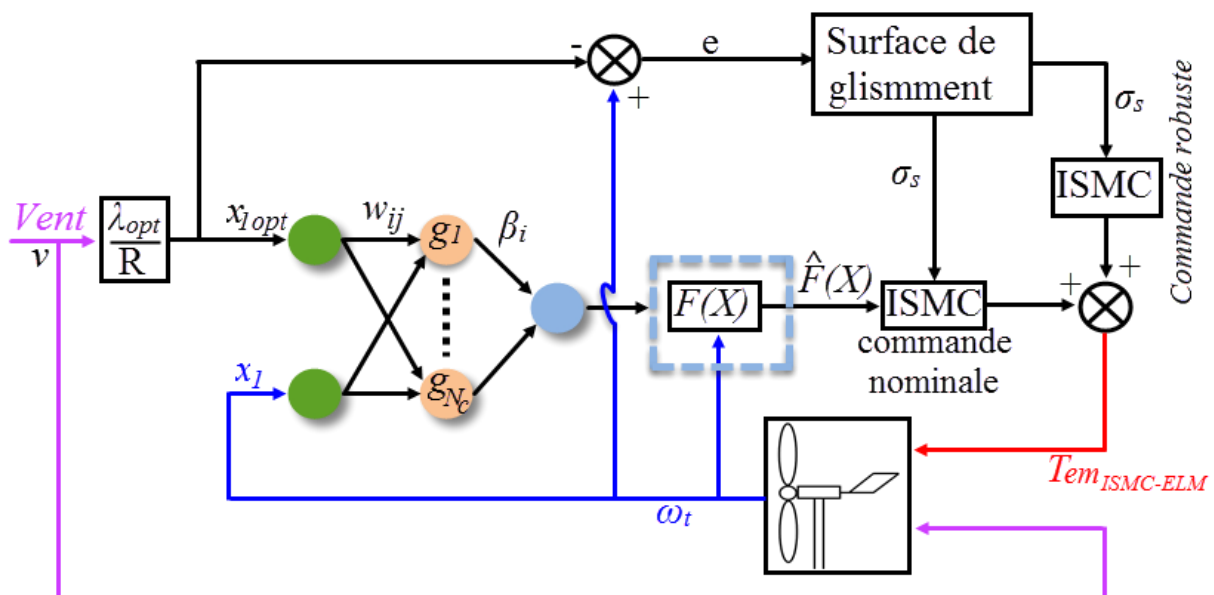


Figure III.18 Architecture du contrôleur ISMC_ELM

III.5.5 Résultats de simulation

Afin d'établir une comparaison entre les stratégies de contrôle proposées, différentes simulations sont prises en compte pour le modèle à deux masses de l'éolienne avec la présence d'un profil de vent hautement fluctuant de vitesse moyenne 7m/s généré à partir d'une sommation d'harmoniques, son expression est donnée par l'équation (III.48).

$$v(t) = 7 + 0.2\sin(0.1047t) + 2\sin(0.2665t) + \sin(1.2930t) + 0.2\sin(3.6645t) \quad (\text{III.48})$$

Pour les simulations nous avons considéré deux cas [Kou 17a] :

- Cas 1 ; *Poursuite des références* : dans ce cas, le système est non perturbé, le but de simulation de ce cas est de tester d'une part les performances d'estimation de l'algorithme ELM, et d'autre part, l'efficacité des stratégies de commande vis-à-vis de la complexité et la non linéarité du système en évaluant le temps de réponse et les caractéristiques de la loi de commande.
- Cas 2 ; *Robustesse* : dans ce cas le système est perturbé avec un bruit additif de rapport signal bruit RSB=7dB approximativement.

Les paramètres du modèle à deux masses sont les mêmes utilisés précédemment pour tester le contrôleur GRNNSM. Dans les simulations, le contrôleur ISMC_ELM est comparé avec le contrôleur SMC.

La comparaison des performances des contrôleurs est basée sur les objectifs principaux cités, qui sont :

- *La maximisation de l'énergie capturée* : évaluée par le rendement aérodynamique η_{aero} défini par l'équation suivante :

$$\eta_{aero}(\%) = \frac{\int_{t_{ini}}^{t_{end}} C_p(t) v_w^3(t) dt}{C_{p \max} \int_{t_{ini}}^{t_{end}} v_w^3(t) dt} \quad (\text{III.49})$$

- *Le maintien de la sécurité du système* : évalué par les « standard deviation » (STD(T_{ls}), STD(T_{em})) et par les valeurs maximales des couples T_{ls} et T_{em} .

III.5.5.1 Poursuite des références

Le profil du vent utilisé pour les simulations est le suivant :

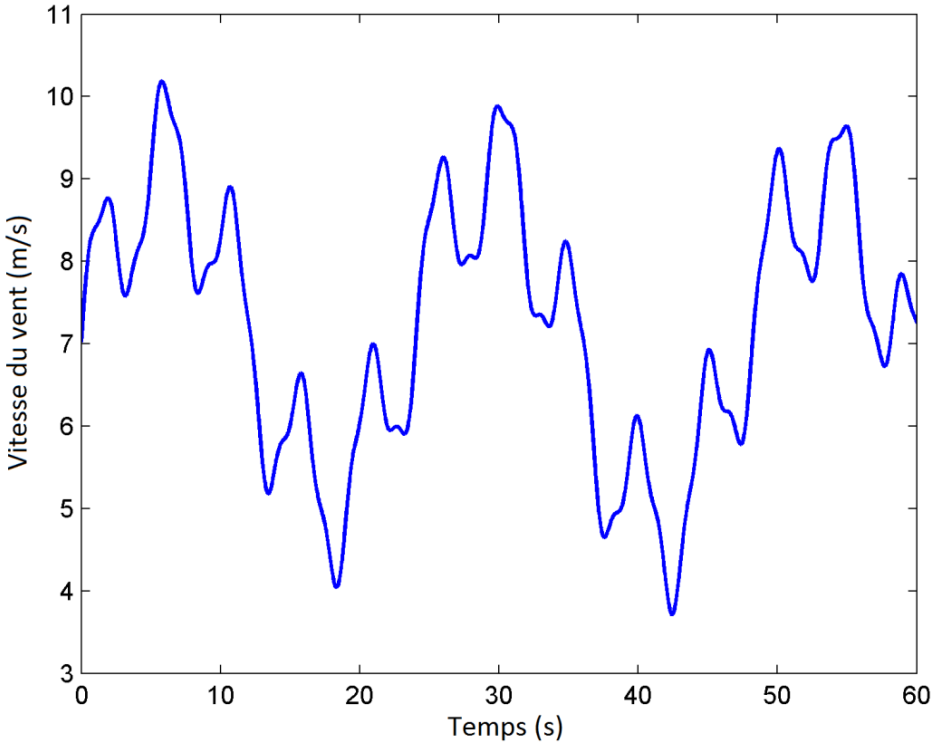


Figure III.19 Profil du vent fluctuant utilisé

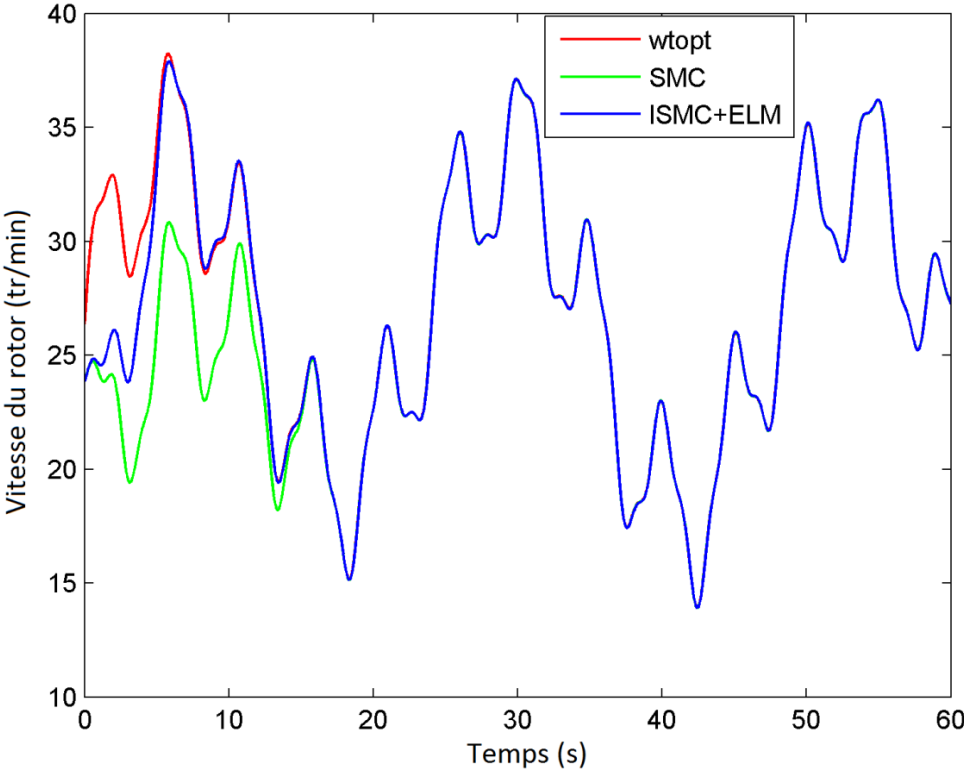


Figure III.20 Résultat obtenu pour la sortie ω_t pour $\alpha = 0.1$

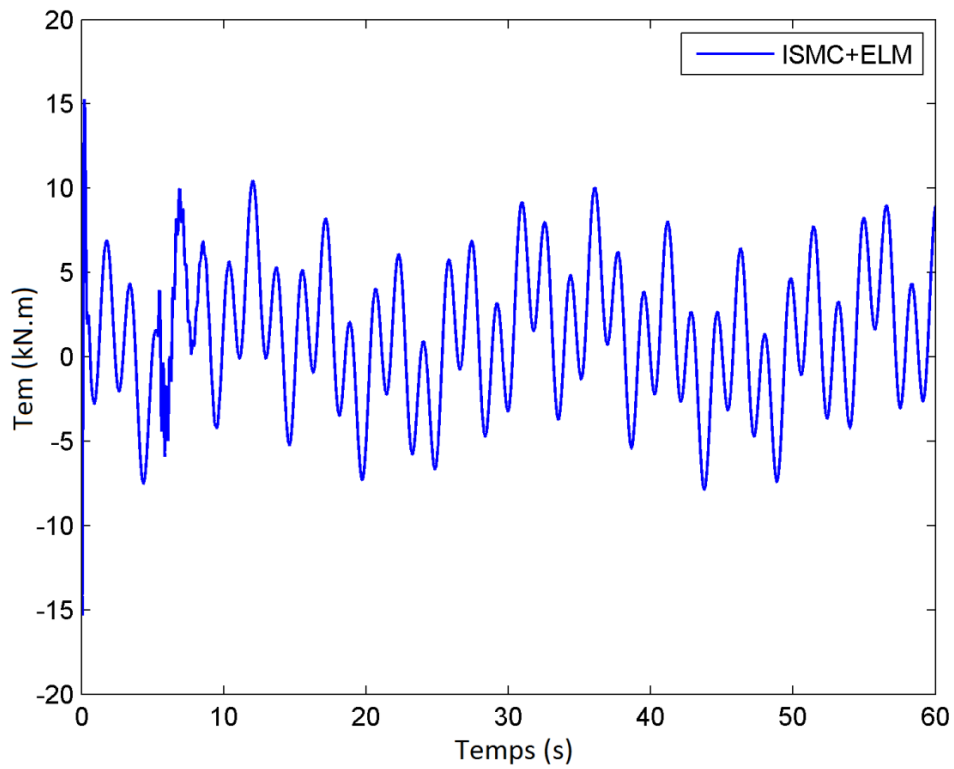


Figure III.21 Les variations du contrôleur $T_{em}^{ISMC-ELM}$ pour $\alpha = 0.1$

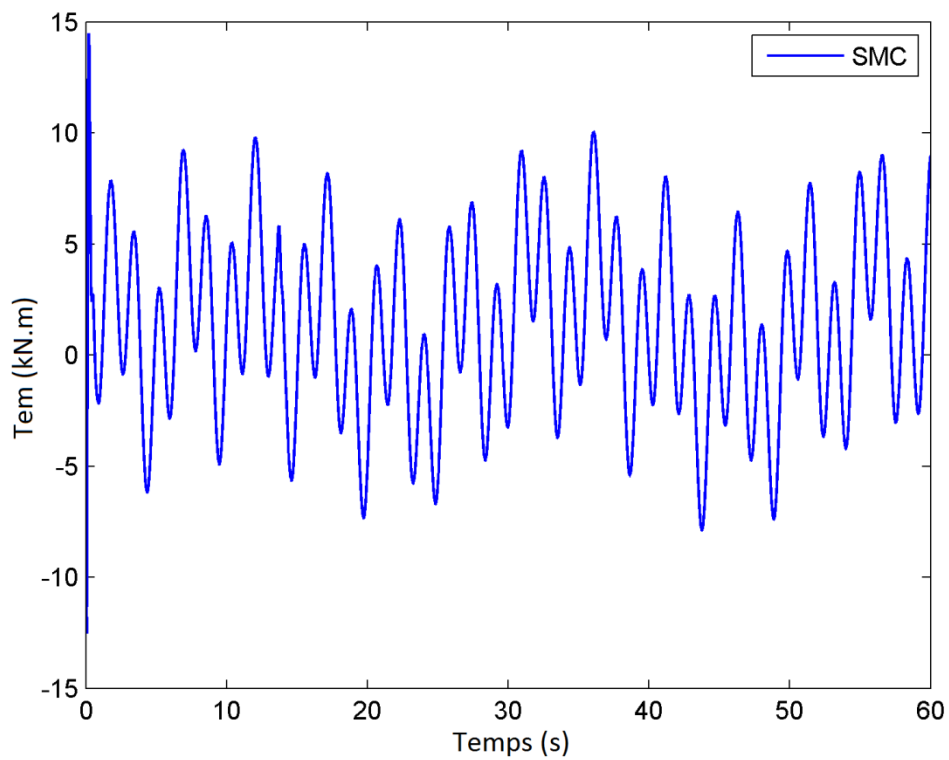


Figure III.22 Les variations du contrôleur T_{em}^{SMC} pour $\alpha = 0.1$

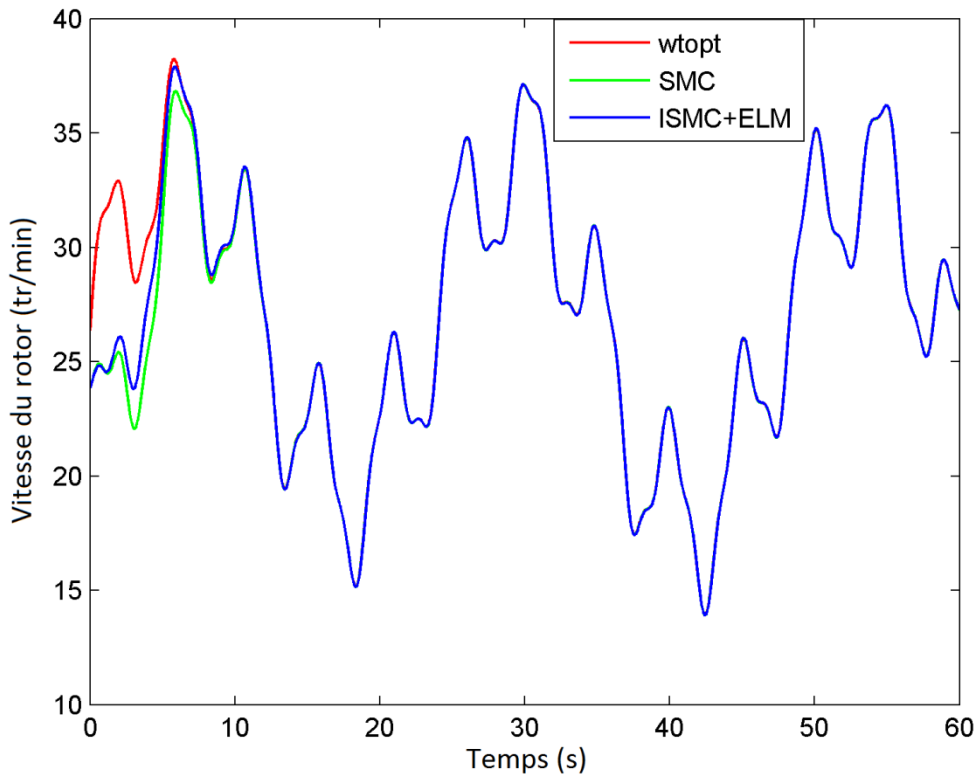


Figure III.23 Résultat obtenu pour la sortie ω_t pour $\alpha = 0.25$

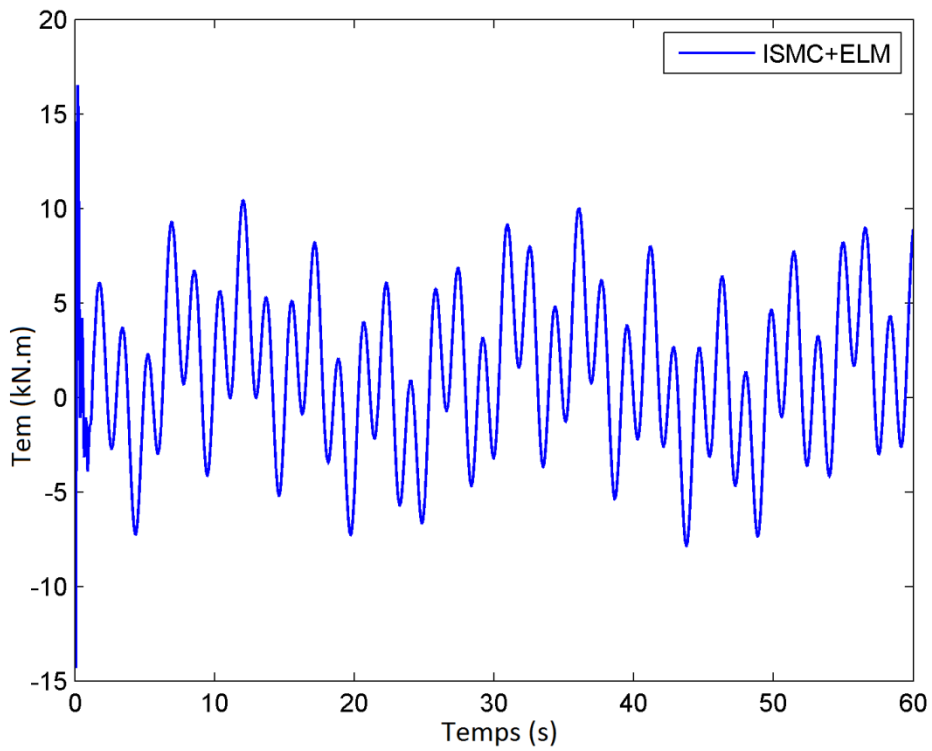


Figure III.24 Les variations du contrôleur $T_{em}^{ISMC-ELM}$ pour $\alpha = 0.25$

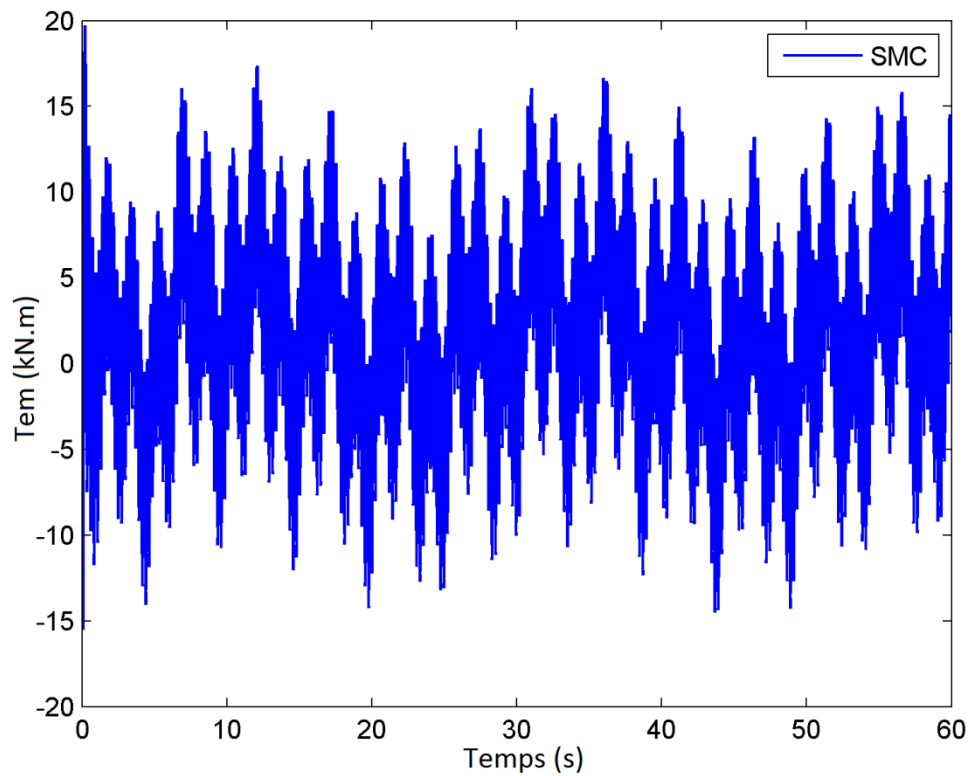


Figure III.25 Les variations du contrôleur T_{em}^{SMC} pour $\alpha = 0.25$

INTERPRETATION :

Le tableau suivant donne une comparaison concernant les paramètres d'évaluation de la sécurité du système pour les deux contrôleurs étudiés :

	SMC	ISMC_ELM
Max (T_{ls}) (KN.m)	379.3221	367.1311
STD (T_{ls}) (KN.m)	143.1132	138.2713
Max (T_{em}) (KN.m)	20.5381	15.4975
STD (T_{em}) (KN.m)	8.3059	4.1072
η_{aero}	95.36	97.75
Temps de réponse transitoire de la vitesse du rotor (sec) ($\eta=0.25$)	0 – 15	0 – 5

Tableau III.1 Comparaison des résultats obtenus par SMC et l'ISMC_ELM proposé dans le cas du système nominal.

Pour la comparaison deux contrôleurs utilisés ISMC-ELM et SMC, nous avons utilisé le même gain de commutation avec deux valeurs différentes : $\alpha = 0.1$ et $\alpha = 0.25$.

Chapitre III

Pour $\alpha = 0.1$, les deux contrôleurs ISMC_ELM assurent la convergence de la sortie ω_t vers sa valeur désirée mais avec deux temps de réponse différents (Figure III.20), cette figure montre la surperformance du contrôleur proposé sur le contrôleur SMC. Afin de réduire le temps de réponse obtenu avec le SMC traditionnel, le gain est augmenté vers $\alpha = 0.25$ pour les deux contrôleurs, et le résultat obtenu (figure III.23) montre que le temps de réponse obtenu avec le contrôleur traditionnel SMC est atténué mais en dépit de la sécurité du système du fait de la présence du phénomène de réticence dans la loi de commande (Figure III.25). L'amélioration de la connaissance du système par l'algorithme ELM à permet au contrôleur proposé d'être efficace même pour une grande valeur de gain (figure III.23 et figure III.24).

En ce qui concerne les objectifs de contrôle, le tableau III.1 montre que l'efficacité aérodynamique obtenue par la technique proposée (97.75%) est supérieure à celle obtenue par le SMC (95.36%). En ce qui concerne la sécurité du système évaluée par : $STD(T_{ls})$, $STD(T_{em})$, $max(T_{ls})$ et $max(T_{em})$ le même tableau montre que la technique proposée fournit des valeurs inférieures pour ces paramètres par rapport au contrôleur SMC.

III.5.5.2 Robustesse

Pour tester la robustesse du contrôleur proposé, le système est perturbé avec un bruit additif de rapport signal-bruit RSB=7dB approximativement. Le tableau suivant donne une comparaison quantitative concernant les paramètres d'évaluation des objectifs de la commande du système pour les deux contrôleurs étudiés :

	SMC	ISMC_ELM
Max (T_{ls}) (KN.m)	<i>Pas de poursuite</i>	371.1562
STD (T_{ls}) (KN.m)	<i>Pas de poursuite</i>	144.0909
Max (T_{em}) (KN.m)	<i>Pas de poursuite</i>	16.7612
STD (T_{em}) (KN.m)	<i>Pas de poursuite</i>	5.2954
η_{aero}	<i>Pas de poursuite</i>	97.42
Temps de réponse transitoire de la vitesse du rotor (sec) ($\eta=0.25$)	<i>Pas de poursuite</i>	0 – 7

Tableau III.2 Comparaison des résultats obtenus par SMC et l'ISMC_ELM proposé dans le cas du système perturbé.

Les résultats de simulation obtenus pour ce cas, sont les suivantes :

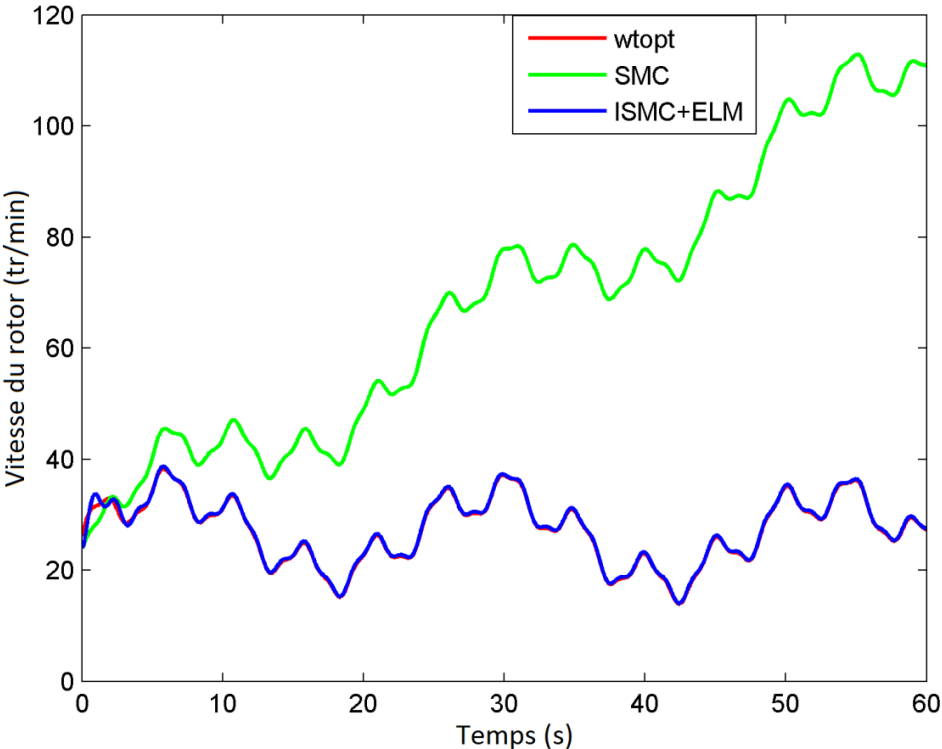


Figure III.26 Résultat obtenu pour la sortie ω_t

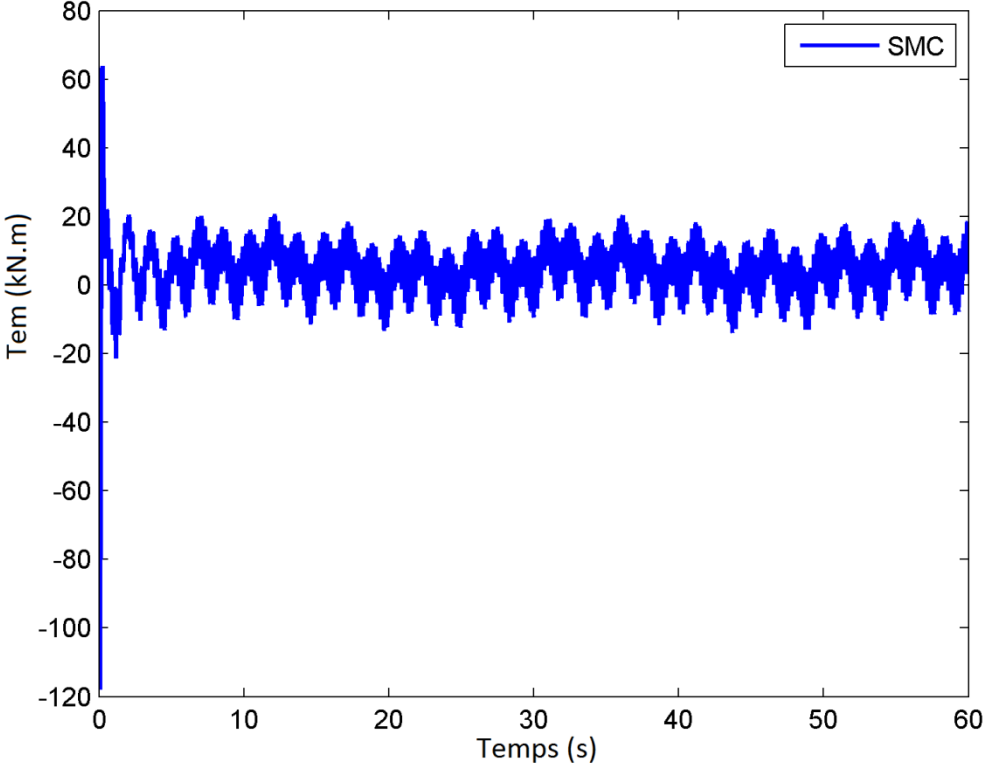


Figure III.27 Les variations du contrôleur T_{em}^{SMC}

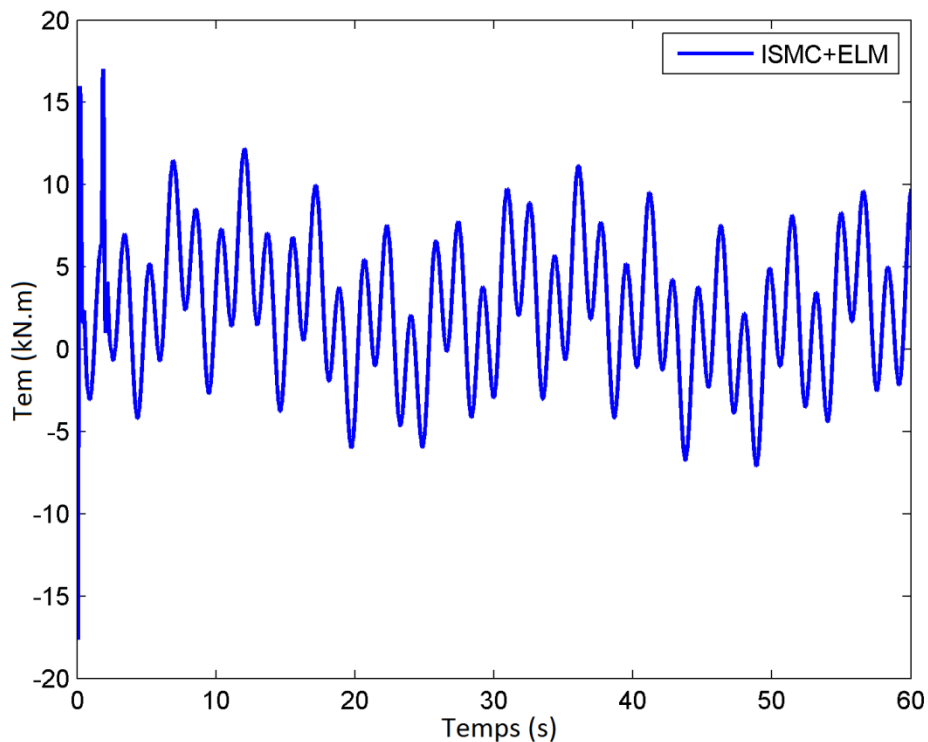


Figure III.28 Les variations du contrôleur $T_{em}^{ISM_C_ELM}$

INTERPRETATION :

Les simulations pour le système perturbé montrent bien que l'appel fait à l'algorithme ELM est justifié par l'amélioration de la connaissance du système puisque le contrôleur proposé, basé sur cet algorithme, a pu rejeter les perturbations ajoutées au système en assurant une bonne poursuite avec un temps de réponse inférieur à 7s (tableau III.2 et figure III.26). La sécurité du système est aussi assurée par l'application d'une loi de commande lisse avec un maximum acceptable et par l'utilisation d'un couple T_{is} faible par rapport à celui utilisé par le contrôleur SMC (tableau III.2 et figure III.28). Donc comme prévu, les résultats obtenus à partir de ces dernières simulations montrent les bonnes performances en stabilité et en poursuite de la commande ISMC_ELM par rapport à la commande standard par modes glissants conduisant à une divergence du système (Figure III.27).

Les résultats de simulation montrent que le contrôleur proposé ISMC_ELM est en mesure d'assurer la sécurité et une meilleure convergence du système, malgré son caractère hautement non linéaire dans le premier cas et la présence de perturbations dans le second cas.

III.6 Conclusion

Les deux objectifs principaux fixés pour la zone de fonctionnement II de l'éolienne étaient : la maximisation de la capture d'énergie en charge partielle par la stratégie MPPT et le maintien de la sécurité du système. L'évaluation du premier objectif est basée sur la convergence de la vitesse de rotor vers sa référence donnée en (III.3). L'évaluation du deuxième objectif est basée sur les caractéristiques de la loi de commande (présence ou non du phénomène de *chattering*, STD et sa valeur maximale) et les caractéristiques du couple T_{ls} de l'arbre lent (STD et sa valeur maximale).

Pour atteindre ces deux objectifs, nous avons proposé, dans ce chapitre, deux lois de commandes intelligentes et robustes. Dans la conception du contrôleur GRNN-SMC on a fait appel au réseau de neurones de régression généralisée GRNN, ce dernier est caractérisé par son efficacité vérifiée dans plusieurs domaines. Dans la conception du contrôleur ISMC_ELM, on a fait appel à l'algorithme de la machine d'extrême apprentissage ELM, connu par sa rapidité extrême d'apprentissage et sa convergence vers un minimum global avec une erreur presque nulle si les exemples d'apprentissage sont bien choisis en qualité et en nombre. Le but souhaité de ces deux outils est d'estimer la dynamique inconnue du système éolien afin d'améliorer la connaissance des dynamiques sur le système. Ceci facilite la tâche de la technique des modes glissants, utilisée ensuite en ses deux versions (SMC et ISMC) pour assurer une bonne robustesse ainsi que la stabilité en boucle fermée via le critère de Lyapunov.

L'introduction de ces techniques intelligentes dans les stratégies de commande basées sur les modes glissants est justifiée selon plusieurs facteurs : la complexité du système éolien dont la modélisation met en jeu plusieurs domaines de la physique (ce qui laisse beaucoup de questions à propos du modèle mathématique utilisé), la non commandabilité du vent qui est la source principale de l'énergie éolienne, le mal fonctionnement du système de refroidissement, les perturbations externes larges, etc. Ces facteurs rendent les objectifs des commandes classiques, en termes de convergence et de poursuite, difficiles à atteindre. Notons que l'apparition du phénomène de *chattering* dans la loi de commande met en danger le système et diminue le rendement énergétique.

Dans ce chapitre, nous ne sommes intéressés qu'à la partie mécanique de l'éolienne. Le chapitre suivant traitera des commandes du système éolien complet basées sur le contrôle de la génératrice via des convertisseurs de puissance pour fournir le couple électromagnétique exigé par la partie mécanique.

Chapitre IV

Commande en cascade intelligente et optimale d'un SCEE équipé d'une MADA

IV.1 Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons proposé deux contrôleurs intelligents robustes permettant d'optimiser le fonctionnement de la partie mécanique du SCEE. Les deux contrôleurs étaient destinés à chercher le couple électromagnétique (couple résistant pour la partie mécanique) que la génératrice doit établir, qui sera exploité ensuite pour réguler la vitesse du rotor à la référence désirée, en se servant de la technique MPPT [Bou 11]. Toutefois, on ne s'intéressait pas à la manière par laquelle la génératrice doit fournir ce couple, ce qui exige l'étude du système complet. Ce chapitre traite une commande non linéaire en cascade qualifiée d'intelligente, robuste et optimale, destinée pour optimiser le fonctionnement d'une éolienne à vitesse variable équipée d'une MADA.

Récemment, l'utilisation majeure du fonctionnement à vitesse variable est orientée vers les éoliennes de haute puissance. Pour de telles applications, la MADA équipée d'un convertisseur de puissance semble être la génératrice la plus appropriée pour la conversion de l'énergie mécanique en énergie électrique transmise au réseau à fréquence constante. En effet, celle-ci présente plusieurs avantages par rapport aux autres types de génératrices : une très bonne efficacité énergétique, la simplicité de l'exploitation et de contrôle ainsi que la capacité de fonctionnement dans les quatre quadrants de la puissance active et [Mul 00] et [Lin 04]. En outre, elle assure un fonctionnement à une vitesse variable de $\pm 30\%$ autour de la vitesse de rotation synchrone, ce qui permet un dimensionnement réduit des convertisseurs statiques d'environ 25 à 30% de la puissance nominale [Sow 12] et [Lop 08].

Chapitre IV

Pour aboutir aux principaux objectifs définis précédemment dans la zone à charge partielle, auxquels s'ajoute l'amélioration de la qualité de l'énergie produite, une modélisation de l'ensemble du système est présentée dans le cadre de référence d_q .

La conversion d'énergie proposée est basée sur une structure de contrôle en cascade constituée de deux boucles [**Bou 11**] : Une boucle externe, concerne la partie mécanique, qui exploite le couple électromagnétique pour suivre le point de puissance maximale via la technique MPPT. Ensuite, une boucle interne dont le rôle est la régulation à la fois du couple électromagnétique exigé par la boucle externe et du flux statorique destiné à l'amélioration de la qualité d'énergie transmise au réseau. La régulation du couple électromagnétique et la maximisation du facteur de puissance sont effectuées par la circulation des composantes d_q des courants rotoriques nécessaires à travers un contrôle découplé de la MADA en utilisant le convertisseur côté rotor. Ce type de commande met en évidence des relations entre les grandeurs statoriques et rotoriques qui vont permettre d'agir sur les signaux rotoriques en vue de contrôler l'échange de puissance active et réactive entre le stator de la machine et le réseau.

L'amélioration en régime permanent des performances du contrôleur global en cascade est réalisée par l'introduction de deux algorithmes [**Kou 17b**] :

- ELM qui est déjà utilisé précédemment mais avec un double objectif dans ce chapitre. Il sera investi dans la boucle externe par sa contribution à la construction de la commande de cette dernière. En effet, le contrôleur envisagé pour la boucle externe est composé de deux parties : la première est une commande intelligente directement estimée par ELM. La deuxième est une commande robuste à base des modes glissants ajoutée pour compenser les erreurs d'estimation de la première commande et d'assurer la robustesse du système. L'ELM sera investi aussi dans la boucle interne pour l'amélioration du découplage des axes de celle-ci, en approximant une force électromotrice que le régulateur classique proportionnel intégral (PI) n'arrive pas à compenser correctement lors du découplage.
- APSO dont le rôle est à la fois l'optimisation du gain de la commande de la boucle externe permettant d'assurer la robustesse et d'autre part, rechercher les gains optimaux du régulateur PI qui reste largement utilisé dans le contrôle de la partie électrique.

Le contrôleur destiné à la partie mécanique (boucle externe) [**Kou 16**] est conçu dans un premier lieu pour être tester sur le modèle à deux masses pour vérifier ses capacités de

contrôle vis-à-vis de la complexité du modèle et les changements fluctuants du vent. Dans un second volet, ce contrôleur a été adapté au modèle à une masse en vue de l'incorporer dans une nouvelle structure de commande en cascade du système complet. Celle-ci tient compte des fluctuations de la vitesse du vent et des caractéristiques non-linéaires de l'ensemble du système pour surmonter certains inconvénients des méthodes de contrôle existantes.

Dans la littérature, le contrôle du couple de la MADA et du flux a été traité par plusieurs approches [Car 04] et [Pen 02]. Cependant, la méthode la plus commune et la plus pratique est le contrôle par orientation du flux statorique. Par conséquent, le couplage non linéaire croisé est en grande partie éliminé avec compensation et le modèle de la machine devient linéaire, ce qui permet un contrôle découplé des composants d_q en utilisant le contrôleur PI [Li 12], [Yan 11] et [Yan 12]. Cependant, Le problème dans l'utilisation du régulateur PI est la variation en fonction du temps des paramètres de la machine, utilisés pour le calcul des gains. Par conséquent, le couplage croisé n'est pas complètement éliminé. Pour résoudre ce problème, nous proposons dans cette thèse, d'utiliser l'algorithme ELM pour améliorer l'élimination du découplage croisé. Ensuite, l'algorithme APSO pour trouver les gains optimaux du régulateur PI pour qu'ils soient indépendants des changements paramétriques de la machine [Kou 17b].

IV.2 Conception du contrôleur optimal à base des modes glissants et les algorithmes ELM et APSO pour le modèle à deux masses.

La conception du contrôleur à base de l'algorithme ELM avec la technique des modes glissants est totalement différente de celle traitée dans le chapitre précédent. Dans ce chapitre, l'algorithme ELM est utilisé pour estimer directement la commande, notée T_{em}^{ELM} , pour assurer le bon fonctionnement de la turbine éolienne. Pour compenser les erreurs de cette estimation et rendre ainsi cette commande robuste, la technique des modes glissants est utilisée pour synthétiser le terme de robustesse, noté T_{em}^{SM} qui vient s'ajouter au premier terme estimé pour construire le contrôleur intelligent robuste donné par l'équation (IV.1).

$$T_{em}^{ELM-SM} = T_{em}^{ELM} + T_{em}^{SM} \quad (\text{IV.1})$$

Le problème avec le terme de robustesse d'expression $T_{em}^{SM} = -\eta \text{sat}(\sigma_s)$ est le choix du gain de commutation η . Si ce dernier est trop petit, la compensation des erreurs d'estimation et le rejet des perturbations externe ne peuvent se faire exactement, s'il est trop grand, le phénomène de « *chattering* » peut apparaître. Ainsi l'optimisation de celui-

ci s'avère une condition nécessaire. Pour ce faire, nous avons introduit l'algorithme APSO dont l'objectif est de trouver le gain nécessaire pour le terme de robustesse dans le contrôleur proposé et donc rendre la surface de glissement plus attractive avec un gain optimal η_{opt} . L'introduction de l'algorithme APSO permet de qualifier la commande T_{em}^{ELM-SM} qui est déjà robuste et intelligente comme une commande optimale, et sera notée par la suite par : $T_{em}^{ELM-SM^*}$.

IV.2.1 Génération de la base de données pour l'apprentissage hors ligne de l'algorithme ELM

Avant d'appliquer l'algorithme ELM en ligne pour estimer la commande T_{em} , il faut tout d'abord passer par l'étape de son apprentissage hors ligne qui exige l'existence d'une base de données d'exemples bien choisis, or, dans le chapitre précédent lors de l'application de l'algorithme ELM, on n'a pas traité ce problème car la fonction $F(x_1, x_2)$ objet de l'estimation se calcule directement en fonction de la vitesse du vent et la vitesse de rotation du rotor. Dans le présent chapitre, l'objectif de l'estimation est la commande T_{em} qui ne peut pas être calculée directement. Pour générer les couples d'apprentissage (ω_t , T_{em} correspondante) on doit exécuter le programme basé sur un modèle à deux masses supposé idéal : nominal, sans incertitudes et sans perturbations externes.

Considérons le modèle nominal à deux masses (IV.2), représenté dans l'espace l'état :

$$\begin{cases} x_1 = \omega_t \\ \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = F^*(x_1, x_2) + BT_{em} \\ y = x_1 \end{cases} \quad (\text{IV.2})$$

où y est la sortie du système, T_{em} est son entrée et $F^*(x_1, x_2)$ est la représentation nominale du système qui est supposé connu. La commande T_{em}^* utilisée pour générer les exemples est obtenue par la technique du retour d'état dont l'objectif est d'assurer convergence du vecteur d'erreur de poursuite $E_{\omega_t}^T = [e, \dot{e}]$ vers un vecteur nul.

Soit l'erreur de poursuite définie au chapitre précédant $e = \omega_t - \omega_{t_{opt}}$, la technique par retour d'état repose sur la dynamique du second ordre imposée à l'erreur e donnée par l'équation suivante :

$$\ddot{e} + \gamma_2 \dot{e} + \gamma_1 e = 0 \quad (\text{IV.3})$$

où γ_1 et γ_2 sont les racines du polynôme d'Hurwitz suivant : $\lambda^2 + \gamma_2 \lambda + \gamma_1 = 0$.

La dynamique imposée à l'erreur de poursuite peut s'écrire :

$$\ddot{\omega}_t - \ddot{\omega}_{topt} + \gamma_2(\dot{\omega}_t - \dot{\omega}_{topt}) + \gamma_1(\omega_t - \omega_{topt}) = 0 \quad (\text{IV.4})$$

Ou encore :

$$\dot{x}_2 = -\gamma_2 x_2 - \gamma_1 x_1 + \ddot{\omega}_{topt} + \gamma_2 \dot{\omega}_{topt} + \gamma_1 \omega_{topt} \quad (\text{IV.5})$$

En remplaçant \dot{x}_2 par son expression donnée en (IV.2), on aboutit à :

$$T_{em}^* = \frac{1}{B} (\dot{\omega}_{topt} - F^*(x_1, x_2) + \Gamma^T E) \quad (\text{IV.6})$$

La stratégie de génération des exemples d'apprentissage pour l'algorithme ELM est définie comme suit : pour chaque valeur de vitesse d'un ensemble bien choisi de vitesses du vent, on calcul la valeur de ω_{topt} et on génère les valeurs de T_{em} et de ω_t correspondantes, ainsi on aura une base de données comprenant les couples $(\omega_t, T_{em}$ correspondante).

Après l'apprentissage hors ligne du SHLFFNN par l'algorithme ELM, celui-ci est utilisé en ligne pour estimer en temps réel la commande T_{em}^{ELM} .

IV.2.2 Description de la loi commande proposée

Pour obtenir la loi de commande donnée par (IV.6), nous avons supposé que la fonction $F(x_1, x_2)$ est connue avec précision et on a annulé le terme ξ utilisé dans le chapitre précédent qui est une variable bornée modélisant les erreurs d'estimation et les perturbations externes inconnues. Cela veut dire que tous les paramètres du système (IV.2) sont supposés connus avec précision, alors que dans le cas réel, il existe de nombreuses dynamiques qui ne peuvent pas être correctement modélisées, et le système ne peut pas être à l'abri des perturbations externes inconnues, de sorte que la loi de commande (IV.6) ne peut pas être directement mise en œuvre.

Pour résoudre ce problème, nous présentons le contrôleur intelligent déjà décrit en (IV.1), à base de l'algorithme ELM et la technique des modes glissants optimisé par l'algorithme APSO. Ce contrôleur est construit comme suit [Kou 16] :

$$T_{em}^{ELM-SM^*} = T_{em}^{ELM} + T_{em}^{SM^*} \quad (\text{IV.7})$$

Celui-ci combine de deux parties définies ci-dessous :

- Un contrôleur T_{em}^{ELM} estimé par l'algorithme ELM qui ne nécessite aucune information antérieure de la fonction $F(x_1, x_2)$, celui-ci représente la sortie du SHLFFNN dont l'architecture est donnée sur la figure IV.1 suivante :

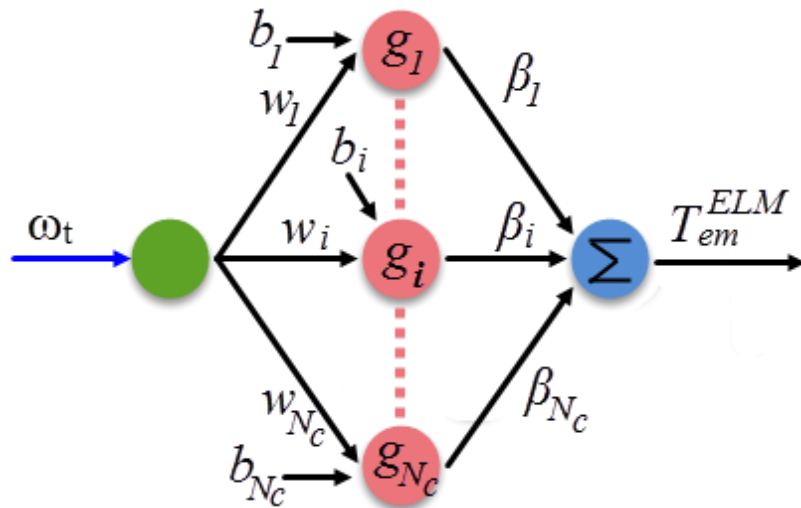


Figure IV.1 : Architecture du SHLFFNN utilisée

L'architecture ci-dessus est composée de trois couches :

- Une couche d'entrée composée d'un seul neurone qui reçoit la vitesse de rotation de la turbine ω_t ;
- Une couche cachée composée de N_c neurones à fonctions d'activation sigmoïdale $g(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$. Chaque neurone i de cette couche est doté d'un biais b_i assigné aléatoirement puis fixé. Il est connecté d'un côté, au neurone d'entrée par un poids w_i assigné aléatoirement puis fixé. De l'autre côté, il est connecté au neurone de sortie à l'aide d'un paramètre $\hat{\beta}_i$ optimisé lors de l'apprentissage hors ligne ;
- Une couche de sortie composée d'un seul neurone linéaire qui exécute une somme arithmétique de ses entrées pondérées par les paramètres optimaux $\hat{\beta}_i$.

A chaque itération k , le neurone de sortie reçoit la valeur de la vitesse de rotation ω_{t_k} et calcul en temps réel, la valeur exacte de la commande correspondante $T_{em_k}^{ELM}$ en utilisant la formule suivante :

$$T_{em_k}^{ELM} = \sum_{i=1}^{N_c} \hat{\beta}_i \frac{1}{1+e^{-(w_i \omega_{t_k} + b_i)}} \quad (\text{IV.8})$$

- Un contrôleur robuste optimal T_{em}^{SM*} construit par la technique des modes glissants et basé sur le critère de stabilité Lyapunov est destiné à éliminer les perturbations externes et compenser les erreurs d'estimation de ELM, sa formule est donnée par :

$$T_{em}^{SM*} = -\eta_{opt} \text{sat}(\sigma_s) \quad (\text{IV.9})$$

où $\sigma_s = e + \dot{e}$ est la surface de glissement choisie et η_{opt} représente le gain de commutation optimisé en ligne par l'algorithme APSO dont la conception et les

Chapitre IV

étapes de son fonctionnement sont décrits dans le chapitre II. Néanmoins rappelons ici en bref ses étapes :

Après l'allocation aléatoire dans l'espace de recherche d'un nombre fini de particules (en général entre 20 et 30 c'est suffisant), celles-ci "se déplacent" pour la recherche de la valeur optimale η_{opt} du gain η en utilisant les équations (II.46, II.47, et II.48). Pour atteindre cet objectif, à chaque itération, chaque particule j actualise la valeur du gain η_j déjà trouvée en investissant son expérience personnelle (la meilleure valeur du gain η_{opt_j} trouvée et enregistrée) et l'expérience collective (la meilleure valeur du gain η_{opt_g} trouvée jusqu'ici par l'ensemble du groupe). L'actualisation de la valeur du gain trouvé est basée sur la minimisation de la fonction de coût $f = norm(E_{\omega_t})$ exprimée comme une norme quadratique du vecteur erreur E_{ω_t} qui regroupe toutes les erreurs quadratiques $e_{\omega_t}(t_i) = e^2(t_i)$. L'algorithme sort finalement avec la meilleure solution η_{opt} qui minimise la fonction f lorsque on atteint ; le nombre maximal d'itération ou une valeur satisfaisante prédéfinie de f ou encore une variation de vitesse proche de 0.

L'architecture du contrôleur proposé est schématisée sur la figure suivante :

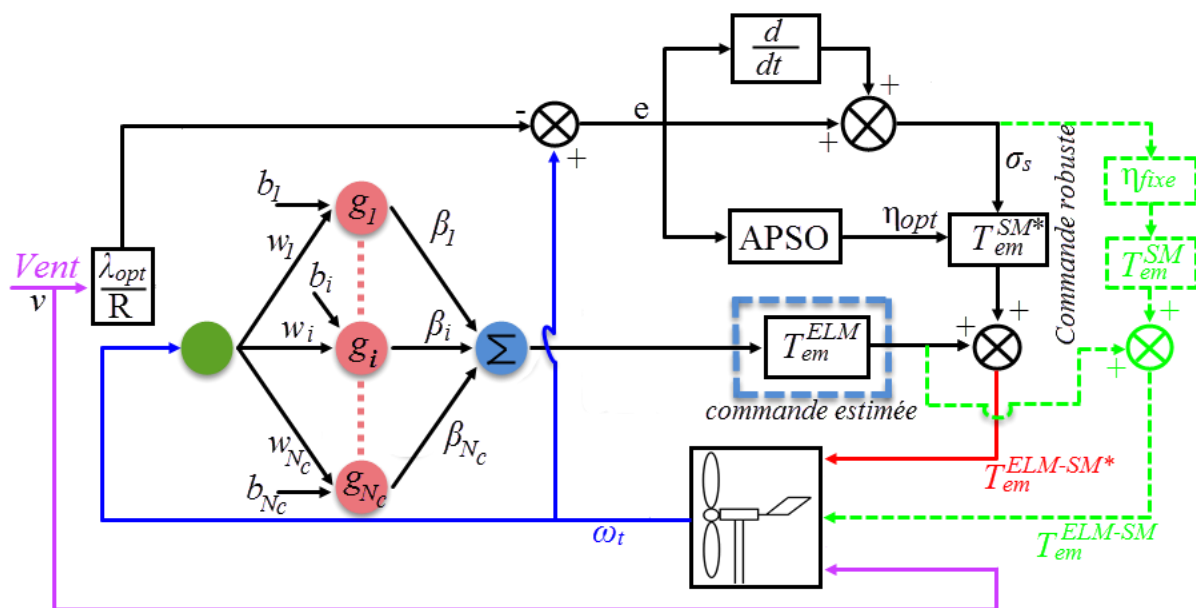


Figure IV.2 Architecture de l'implémentation des deux contrôleurs $T_{em}^{ELM-SM^*}$ et T_{em}^{ELM-SM}

IV.2.3 Résultats de simulation

Avant d'appliquer l'approche proposée au modèle à une masse de la turbine éolienne à vitesse variable qui sera utilisée ultérieurement dans la commande en cascade du système

éolien complet, y compris la partie mécanique et la partie électrique, on va tout d'abord tester son efficacité sur le modèle à deux masses (IV.1) qui est plus complexe que celui à une masse dont la fonction $F(x_1, x_2)$ supposée inconnue mais bornée et l'existence d'éventuelles erreurs d'estimation et perturbations externes modélisées par ξ qui viennent s'ajouter à la dynamique de x_2 . Les simulations sont effectuées dans un environnement identique à celui étudié au paragraphe III.5.5 et avec le même profil du vent fluctuant.

IV.2.3.1 Comparaison des commandes T_{em}^{ELM-SM} et SMC classique

Pour tester l'efficacité de l'algorithme ELM qui nous permet d'améliorer la connaissance du système, celui-ci est mis en comparaison avec le contrôleur classique SMC décrit dans le chapitre III par son équation (III.20), ces deux contrôleurs sont initialisés par le même gain η faible.

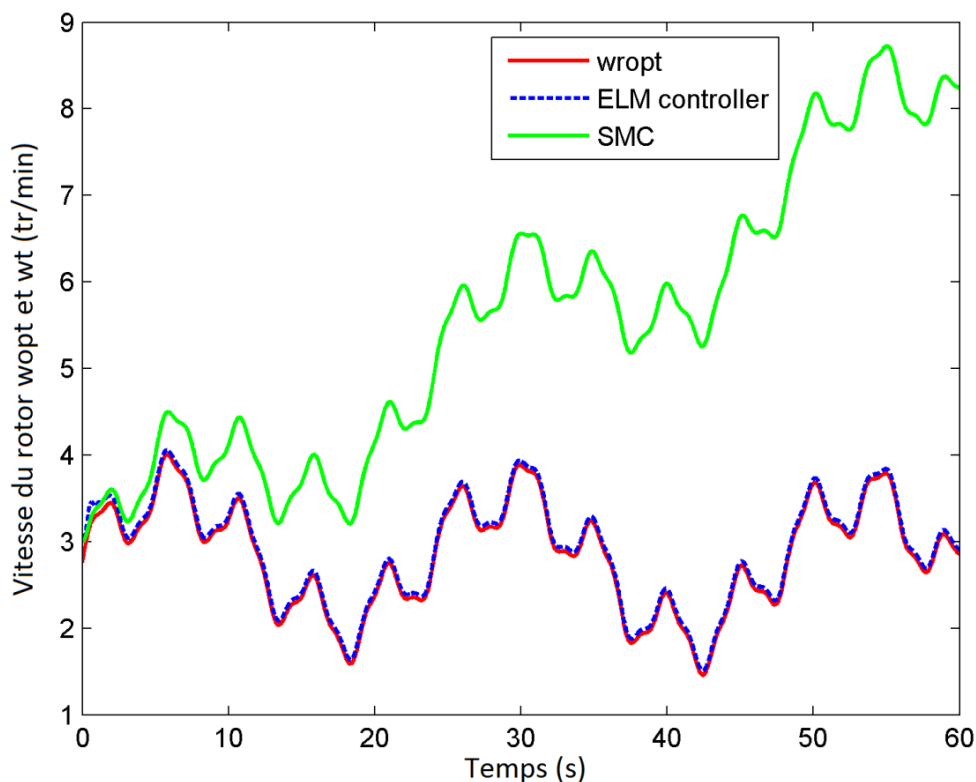


Figure IV. 3 Résultat obtenu pour la sortie ω_t avec un faible gain

A partir du résultat obtenu sur la Figure. IV.3, on remarque clairement que le contrôleur proposé T_{em}^{ELM-SM} assure la convergence de la vitesse du rotor ω_t vers sa référence ω_{topt} avec un temps de réponse très acceptable et ceci en ne nécessitant qu'un faible gain,

tandis que le contrôleur classique SMC avec le même faible gain de commutation, cause la divergence du système. Bien que SMC est un contrôleur robuste, mais en présence d'un système fortement non linéaire et très incertain, il exige un gain important pour garantir la convergence en dépit de la sécurité du système ; ce qui justifie le résultat obtenu par SMC avec un petit gain. De cette figure, on conclut donc que la commande proposée T_{em}^{ELM-SM} performe celle du SMC, c'est pourquoi, dans les simulations qui viennent, il est inutile de comparer le contrôleur $T_{em}^{ELM-SM*}$ qui optimisé par APSO avec la commande SMC mais plutôt le comparer avec la commande T_{em}^{ELM-SM} sans optimisation.

IV.2.3.2 Comparaison des commandes proposées $T_{em}^{ELM-SM*}$ optimisée par APSO et la commande T_{em}^{ELM-SM} sans optimisation

Pour rendre optimale la commande T_{em}^{ELM-SM} étudiée ci-dessus, on a optimisé son gain de commutation par l'algorithme APSO dont les paramètres sont les suivants :

- Une population aléatoire de 25 particules.
- Nombre maximal d'itérations $\max_{iter} = 30$
- Le coefficient d'accélération $c_1 = 1.8$

Pour mettre en évidence l'amélioration apportée par cette optimisation on a réduit davantage à la même valeur le gain de commutation initial pour les deux contrôleurs mis en comparaison.

Le résultat obtenu pour la sortie du système ω_t et sa référence est illustré sur la figure IV.4 et celui de la commande correspondante est illustré sur la figure IV.5 :

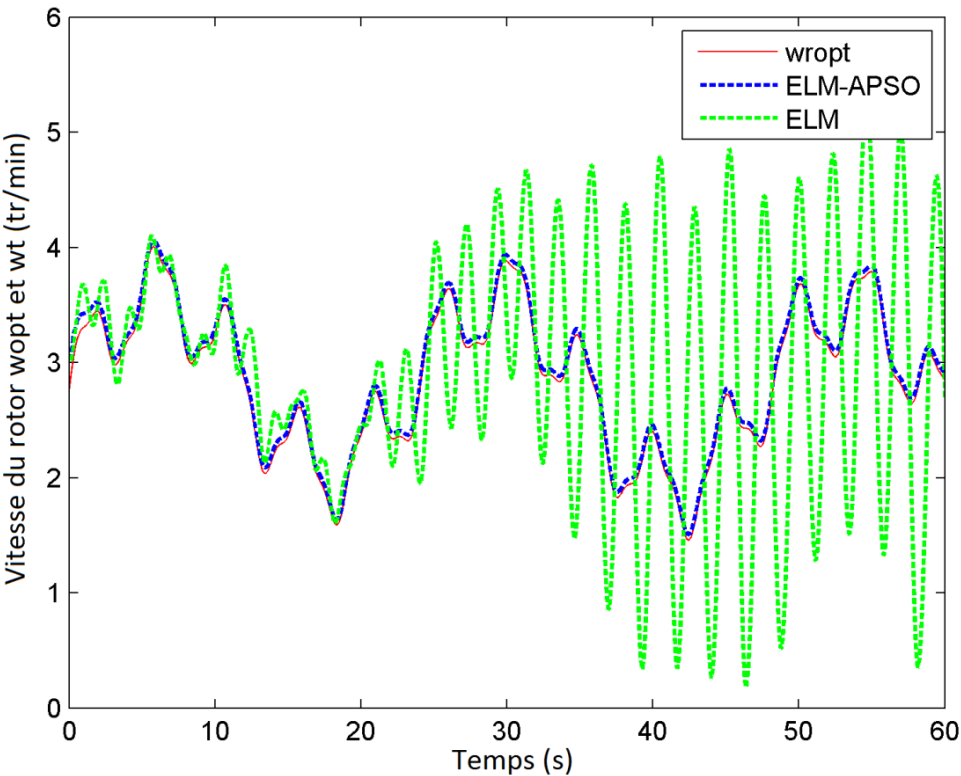


Figure IV. 4 Résultat obtenu pour la sortie ω_t avec un très faible gain

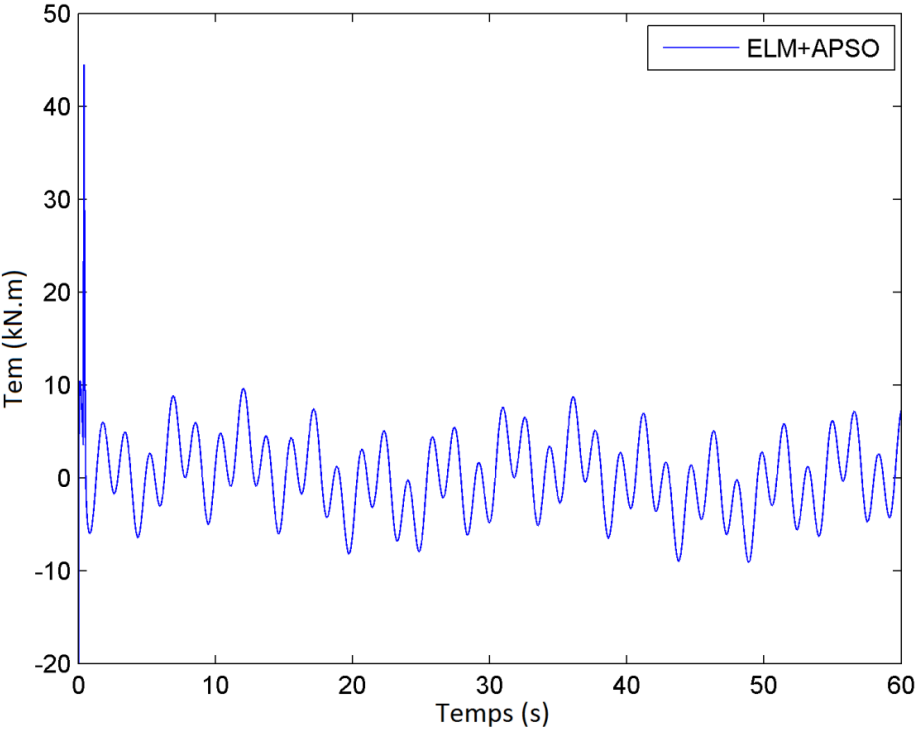


Figure IV. 5 Allure obtenue pour la commande proposée $T_{em}^{ELM-SM^*}$

Sur la base des résultats obtenus dans la figure IV.4, on remarque que l'optimisation du gain par l'algorithme APSO rend le contrôleur $T_{em}^{ELM-SM^*}$ proposé optimale et surmonte le contrôleur T_{em}^{ELM-SM} (sans optimisation) en ce qui concerne la poursuite de la vitesse du rotor. Ce qui permet de conclure que le contrôleur optimisé assure une maximisation de l'énergie capturée sans oublier la sécurité du système traduite par les caractéristiques de sa forme : lisse et acceptable en variations et en amplitude (figure IV.5).

Les performances obtenues par l'implémentation de la commande optimisée $T_{em}^{ELM-SM^*}$ nous encouragent à s'en servir dans le paragraphe suivant, pour optimiser le fonctionnement mécanique du SCEE utilisant le modèle à une masse et au même temps générer une des références nécessaires à la commande de la MADA via le convertisseur coté rotor (RSC). Ce contrôleur fera partie de la commande en cascade intelligente et optimale du SCEE complet.

IV.3 Commande en cascade intelligente optimale du SCEE équipé d'une MADA

La structure de contrôle du SCEE en cascade introduisant deux boucles de régulation est basée sur la stratégie de dissociation des contrôles, celle-ci est justifiée par le fait que les constantes de temps de la partie électrique sont très faibles par rapport aux autres constantes de temps du système éolien [Bou 11] et [Kou 17b].

Une topologie simplifiée du SCEE complet est représentée sur la figure IV.6, celle-ci est composée d'une turbine éolienne, un multiplicateur de vitesses et une MADA couplée au réseau triphasé par l'intermédiaire des convertisseurs de puissance.

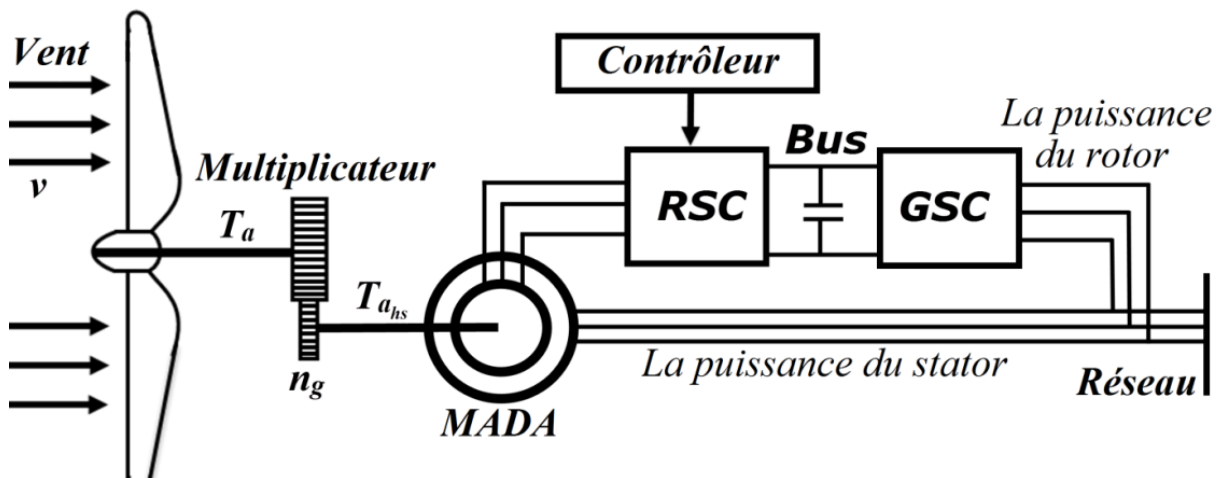


Figure IV.6 Topologie d'un SCEE à base de la MADA

Dans cette topologie, les enroulements du stator de la MADA sont reliés directement au réseau, tandis que les bobinages du rotor sont alimentés par les convertisseurs. Dans le mode de fonctionnement sous-synchronisme qui nous intéresse dans cette thèse le contrôleur coté rotor, règle la puissance débitée par la MADA dans le réseau en contrôlant les courants rotoriques.

IV.3.1 Modèle utilisé pour la boucle externe

En général, la partie mécanique de l'éolienne est modélisée par le modèle à deux masses, mais dans le cas où l'éolienne est de grande taille ou si les arbres de transmission sont parfaitement rigides, le modèle à deux masses est simplifié à celui à une masse.

Le modèle de turbine éolienne à une masse ramené sur l'arbre rapide est déduit du schéma représenté sur la figure IV.7 suivante :

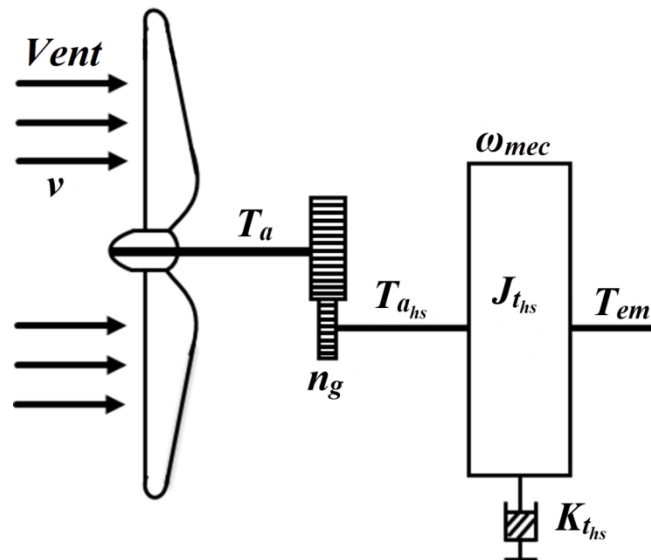


Figure IV.7 Modèle à une masse de l'éolienne

Dans ce schéma, la dynamique de vitesse de rotation de l'arbre rapide ω_{mec} est modélisée par (IV.10) :

$$J_{t_{hs}} \dot{\omega}_{mec} = T_{a_{hs}} - K_{t_{hs}} \omega_{mec} - T_{em} \quad (\text{IV.10})$$

où $J_{t_{hs}}$, $K_{t_{hs}}$ et $T_{a_{hs}}$ sont respectivement l'inertie, le coefficient de frottement extérieur à la turbine et le couple aérodynamique ramené sur le côté générateur. Ces paramètres sont donnés

comme suit : $J_{t_{hs}} = J_g + \frac{J_r}{n_g^2}$; $K_{t_{hs}} = K_g + \frac{K_r}{n_g^2}$; $T_{a_{hs}} = \frac{T_a}{n_g}$.

IV.3.2 Modèle de la MADA avec orientation du flux destiné pour la boucle interne

Généralement le modèle triphasé de la MADA est simplifié celui-ci biphasé dans le repère d_q de Park. L'expression du couple électromagnétique qui est un lien essentiel entre les deux boucles de commande en cascade est plus compliquée dans le modèle triphasé et elle est d'une complexité réduite dans le repère biphasé. L'intérêt est de simplifier d'avantage le modèle de la MADA et d'en tirer une expression manipulable du couple électromagnétique qui est un outil de commande de la boucle externe par la boucle interne. Ainsi, nous avons adopté la méthode de la commande vectorielle avec orientation du flux basée sur le choix de repère de référence. En parlant d'orientation du flux, c'est plutôt le système d'axe d_q que l'on oriente de sorte à ce que l'un des axes d ou q soit en phase avec le flux.

Ce choix est basé à la fois sur les meilleures performances obtenues dans les applications de commande de la MADA à vitesse variable et le découplage assuré dans la commande du flux et du couple, car ce type de commande traite la machine asynchrone comme étant une machine à courant continu à excitation indépendante où il y a un découplage naturel entre la grandeur commandant le flux et celle commandant le couple. Ce découplage permet d'avoir une réponse très rapide du couple [Boy 06].

Ainsi, dans cette thèse, nous allons étudier la commande vectorielle de la MADA basée sur l'orientation du flux, utilisée pour la faire fonctionner en génératrice intégrée dans le système éolien. En orientant un des flux, le modèle obtenu de la MADA se simplifie et le dispositif de commande qui en résulte l'est également. Le contrôle vectoriel de la MADA largement utilisé est celui qui consiste à orienter le repère de Park pour que le flux statorique suivant l'axe q soit constamment nul et le flux statorique suivant l'axe d soit constamment constant [Boy 06], [Gai 10] et [Poi 03a]. Comme conséquence de cette orientation, les équations suivantes sont obtenues :

$$\begin{cases} \phi_{sd} = \phi_s \\ \phi_{sq} = 0 \end{cases} \quad (\text{IV.11})$$

La figure suivante IV.8 illustre cette stratégie de flux orienté :

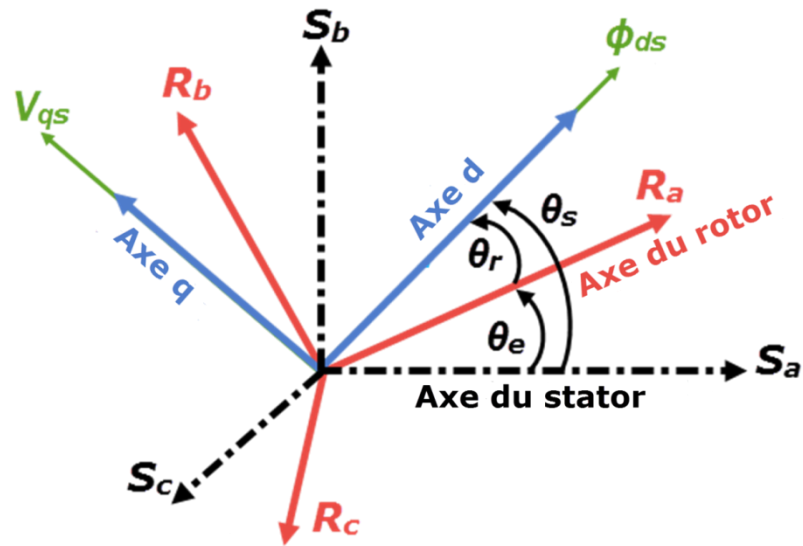


Figure IV.8 Orientation de flux statorique sur l'axe d

Comme la résistance du stator R_s est souvent négligée et le réseau est supposé stable avec une tension V_s et une pulsation ω_s constantes, les tensions statoriques et les équations du flux peuvent être simplifiées dans le régime permanent comme suit :

$$\begin{cases} V_{sd} = \frac{d\phi_{sd}}{dt} = 0 \\ V_{sq} = V_s = \omega_s \phi_s \end{cases} \quad (\text{IV.12})$$

$$\begin{cases} \phi_s = L_s I_{sd} + M I_{rd} \\ 0 = L_s I_{sq} + M I_{rq} \end{cases} \quad (\text{IV.13})$$

de l'équation (IV.13) on déduit les expressions des courants statoriques en fonction des courants rotoriques.

$$\begin{cases} I_{sd} = \frac{\phi_s}{L_s} - \frac{M}{L_s} I_{rd} \\ I_{sq} = -\frac{M}{L_s} I_{rq} \end{cases} \quad (\text{IV.14})$$

ainsi, les équations des tensions sont données par :

$$\begin{cases} V_{sd} = -\frac{R_s}{L_s} M I_{rd} + \frac{R_s}{L_s} \phi_s \\ V_{sq} = -\frac{R_s}{L_s} M I_{rq} + \omega_s \phi_s \\ V_{rd} = R_r I_{rd} + \sigma L_r \frac{dI_{rd}}{dt} + u_{rd} \\ V_{rq} = R_r I_{rq} + \sigma L_r \frac{dI_{rq}}{dt} + u_{rq} + u_g \end{cases} \quad (\text{IV.15})$$

avec :

$$\begin{cases} u_{rd} = -\sigma L_r \omega_r I_{rq} \\ u_{rq} = \sigma L_r \omega_r I_{rd} \\ u_g = \omega_r \frac{M}{L_s} \phi_s \\ \sigma = 1 - \left(\frac{M}{\sqrt{L_s L_r}} \right)^2 \end{cases} \quad (\text{IV.16})$$

En utilisant les équations (IV.13) et (IV.15), les puissances statoriques actives et réactive peuvent être écrites comme suit :

$$\begin{cases} P_s = -\frac{V_s}{L_s} M I_{rq} \\ Q_s = \frac{V_s^2}{L_s \omega_s} - \frac{V_s}{L_s} M I_{rd} \end{cases} \quad (\text{IV.17})$$

L'expression simplifiée du couple électromagnétique est donnée comme suit :

$$T_{em} = p \phi_s \frac{M}{L_s} I_{rq} \quad (\text{IV.18})$$

La présence d'un réseau stable ($\frac{V_s^2}{L_s \omega_s} = cte$) et l'alignement du flux ϕ_{ds} sur l'axe d ($\phi_{ds} = \phi_s = cte$) rendent le couple électromagnétique T_{em} produit par la machine et par conséquent la puissance active uniquement dépendants du courant rotorique I_{rq} .

IV.3.3 Reformulation du problème

La boucle de commande externe concerne le contrôle MPPT de la partie mécanique de l'éolienne, elle joue deux rôles principaux : elle assure l'extraction d'un maximum d'énergie et génère la valeur optimale du couple électromagnétique qui est utilisé pour changer la vitesse de rotation ω_{mec} afin qu'elle suive sa référence $\omega_{mec-opt}$. La valeur de ce couple va servir comme référence dans la boucle interne.

La boucle de commande interne concerne la MADA via le convertisseur de puissance côté rotor et la technique PWM, dans cette boucle, le régulateur classique PI est amélioré en utilisant les deux algorithmes ELM et APSO pour calculer les tensions optimales V_{rd} et V_{rq} en se basant sur les erreurs des courants. Ces deux tensions sont utilisées en tant que références pour PWM.

IV.3.4 Contrôle MPPT Sous-synchrone

L'avantage des éoliennes à vitesses variables équipées de MADA est la surproduction d'énergie sur une large plage des vitesses de vent situées dans la zone sous-synchronisme, car

Chapitre IV

lors du fonctionnement de celles-ci, la vitesse de rotation des pales peut suivre les changements de la vitesse du vent si la technique MPPT est bien appliquée.

Le principal objectif de contrôle MPPT en mode sous-synchronisme est de définir le couple électromagnétique à fournir par le générateur pour commander la vitesse de rotation de la turbine afin de suivre le point de puissance maximale, tout en assurant la stabilité et la sécurité de la turbine [Bou 11] et [Pen 02].

Pour rendre ce contrôleur intelligent, l'algorithme ELM est introduit pour estimer en ligne le couple électromagnétique T_{em} qui laisse la turbine éolienne fonctionner à tout moment au point optimal $(C_{p_{max}}, \lambda_{opt})$, c.-à-d. que ce couple doit veiller à ce que la vitesse de rotation ω_{mec} poursuive sa référence donnée par [Kou 17b] :

$$\omega_{mec-opt} = n_g \frac{\lambda_{opt}}{R} v \quad (\text{IV.19})$$

IV.3.4.1 Génération des exemples pour l'apprentissage hors ligne du SHLFFNN

Pour générer les échantillons utilisés pour l'apprentissage hors ligne du SHLFFNN, la méthode de retour d'état basée sur le système (IV.10) est appliquée, pour cette raison on définit l'erreur de poursuite par l'équation : $e_{\omega_{mec}} = \omega_{mec-opt} - \omega_{mec}$ et on lui impose une dynamique de second ordre comme suit :

$$\ddot{e}_{\omega_{mec}} + \gamma_1 \dot{e}_{\omega_{mec}} + \gamma_0 e_{\omega_{mec}} = 0 \quad (\text{IV.20})$$

où les coefficients γ_0 et γ_1 sont les racines du polynôme de Hurwitz.

La dynamique du contrôleur défini par :

$$\dot{T}_{em} = \dot{T}_{a_{hs}} + (\gamma_1 J_{t_{hs}} - K_{t_{hs}}) \dot{\omega}_{mec} + \gamma_0 J_{t_{hs}} \omega_{mec} - J_{t_{hs}} (\ddot{\omega}_{mec-opt} + \gamma_1 \dot{\omega}_{mec-opt} + \gamma_0 \omega_{mec-opt}) \quad (\text{IV.21})$$

assure la convergence vers zéro du vecteur d'erreur donné par :

$$E_{\omega_{mec}}^T = (e_{\omega_{mec}}, \dot{e}_{\omega_{mec}}, \ddot{e}_{\omega_{mec}}).$$

IV.3.4.2 Calcul de la composante intelligente du MPPT

Les échantillons $(\omega_{mec_k}, \omega_{mec-opt_k}$ et $T_{em_k})$ générés servent à l'apprentissage hors ligne du SHLFFNN dont l'architecture (figure IV.9) est identique à celle proposée à la figure

Chapitre IV

IV.1 avec la seule différence au niveau de la couche d'entrée, celle-ci est composée de deux neurones qui reçoivent les entrées du SHLFFNN qui sont ω_{mec} et $\omega_{mec-opt}$.

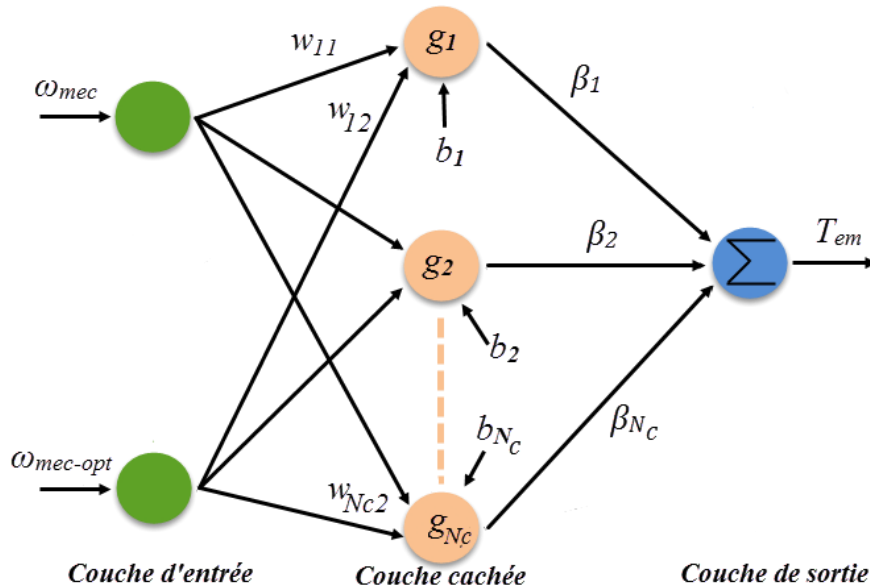


Figure IV.9 Architecture du SHLFFNN utilisée dans la commande en cascade

L'apprentissage hors ligne s'achève par le calcul d'un vecteur optimal :

$$\hat{\beta} = [\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2 \dots \hat{\beta}_{N_c}]^T$$

constitué des coefficients de sortie de la couche cachée β_i optimisés par les moindres carrés.

Ce vecteur optimal est utilisé ensuite en ligne par l'algorithme ELM pour l'estimation en temps réel et à chaque itération k du couple électromagnétique :

$$T_{em_k}^{ELM} = \sum_{i=1}^{N_c} \hat{\beta}_i \frac{1}{1 + e^{-(w_{i1}\omega_{mec_k} + w_{i2}\omega_{mec-opt_k} + b_i)}} \quad (IV.22)$$

IV.3.4.3 Calcul de la composante robuste de MPPT à base des modes glissants standards

Le degré relatif du système (IV.10) est $r = 1$ ce qui permet de mettre la surface de glissement sous la forme :

$$\sigma_s = \dot{e} = \omega_{mec} - \omega_{mec-opt} \quad (IV.23)$$

Ainsi, la composante MPPT qui assure la robustesse de la boucle externe en rejetant les perturbations externes et en compensant les erreurs d'estimation de l'algorithme ELM est :

$$T_{em}^{SM} = -\eta_{opt} sat(\sigma_s) \quad (IV.24)$$

où η_{opt} est le gain de commutation optimisé par l'algorithme APSO.

Chapitre IV

La commande totale qui assure un contrôle intelligent, robuste et optimal selon la technique MPPT pour aboutir aux objectifs tracés pour la boucle externe est donnée par :

$$T_{em}^{ELM-SM^*} = \sum_{i=1}^{N_c} \hat{\beta}_i \frac{1}{1+e^{-(w_{i1}\omega_{mec}+w_{i2}\omega_{mec-opt}+b_i)}} - \eta_{opt} sat(\sigma_s) \quad (IV.25)$$

IV.3.5 Contrôle côté rotor (RSC) de la MADA

Le contrôle en cascade du système complet est assuré par le contrôle côté rotor RSC du générateur pour délivrer le couple électromagnétique T_{em} exigé par la boucle externe. Selon les équations (IV.17) et (IV.18), le couple électromagnétique T_{em} et la puissance active statorique P_s sont contrôlés à l'aide du courant I_{rq} de la MADA. De l'équation (IV.17), la puissance réactive statorique Q_s est contrôlée en utilisant le courant I_{rd} de la MADA.

Le modèle de la MADA adopté dans le repère d_q avec l'orientation du flux statorique permet un contrôle découplé des courants rotoriques. Afin de montrer que cette commande permet un découplage effectif des grandeurs réelles (couple, vitesse) de la MADA, on considère les tensions rotoriques V_{rd} et V_{rq} comme variables de commande qui sont générées par le bloc de contrôle à flux orienté et les courants rotoriques I_{rd} et I_{rq} comme variables d'état dont les références sont les suivantes :

$$I_{rq-ref} = \frac{L_s}{p\phi_s M} T_{em}^{ELM-SM^*} \quad (IV.26)$$

$$I_{rd-ref} = \frac{V_s}{\omega_s M} \quad (IV.27)$$

Les dynamiques des courants rotoriques peuvent être exprimées par les équations suivantes :

$$\begin{cases} \frac{dI_{rd}}{dt} = \frac{1}{\sigma L_r} (V_{rd} - R_r I_{rd} - u_{rd}) \\ \frac{dI_{rq}}{dt} = \frac{1}{\sigma L_r} (V_{rq} - R_r I_{rq} - u_{rq} - u_g) \end{cases} \quad (IV.28)$$

En appliquant la transformation de Laplace aux équations (IV.26), on obtient :

$$\begin{cases} sI_{rd}(s) = \frac{1}{\sigma L_r} (V_{rd}(s) - R_r I_{rd}(s) - u_{rd}(s)) \\ sI_{rq}(s) = \frac{1}{\sigma L_r} (V_{rq}(s) - R_r I_{rq}(s) - u_{rq}(s) - u_g) \end{cases} \quad (IV.29)$$

ou sous la forme:
$$\begin{cases} I_{rd}(s) = \frac{1}{s\sigma L_r + R_r} (V_{rd}(s) - u_{rd}(s)) \\ I_{rq}(s) = \frac{1}{s\sigma L_r + R_r} (V_{rq}(s) - u_{rq}(s) - u_g) \end{cases} \quad (\text{IV.30})$$

La figure ci-dessous décrit le schéma bloc de la machine asynchrone à double alimentation.

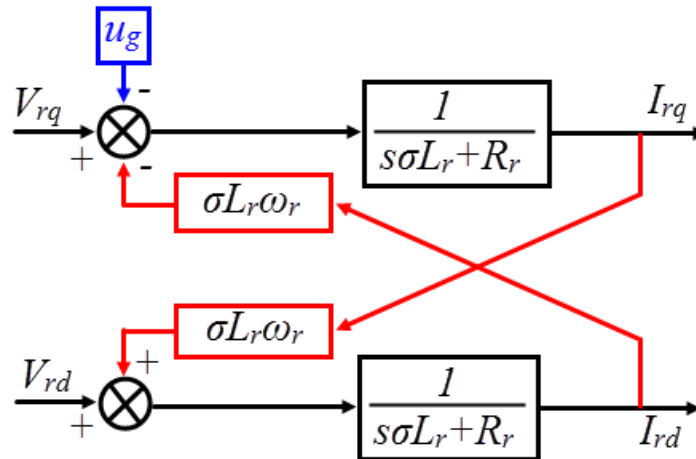


Figure IV.10 Schéma bloc de la MADA avec orientation du flux

Ce système illustre un certain degré de couplage croisé entre les deux axes d et q manifesté par les termes u_{rd} , u_{rq} et u_g (si le réseau n'est pas parfaitement stable ou à faible puissance, $u_g = cte$ dans le cas contraire). L'influence des termes de couplage u_{rd} et u_{rq} entre les deux axes est minimale. Une synthèse adéquate des régulateurs PI dans la boucle de contrôle peut les compenser [Gai 10], [Poi 03a]. Pour cette raison, nous proposons d'améliorer les régulateurs PI par l'algorithme APSO afin de trouver les valeurs optimales des paramètres K_i et K_p . En revanche, si le terme u_g n'est pas constant, il présente une force électromotrice dépendant de la vitesse de rotation ω_{mec} dont l'influence est non négligeable. Le système de contrôle doit donc tenir compte de cette erreur [Gai 10], [Poi 03a]. C'est dans ce sens que nous avons proposé d'utiliser l'algorithme ELM pour estimer cette force électromotrice [Kou 17b].

IV.3.5.1 Réglage de la MADA

Le réglage de la machine, se fait par la mise en place d'une boucle de régulation sur chaque courant avec un régulateur indépendant et compensation des termes de perturbation (couplages) qui sont présent dans le schéma bloc de la figure IV.10 [Boy 06]. Nous obtenons une commande vectorielle avec un seul régulateur par axe comme illustré sur la figure IV.11.

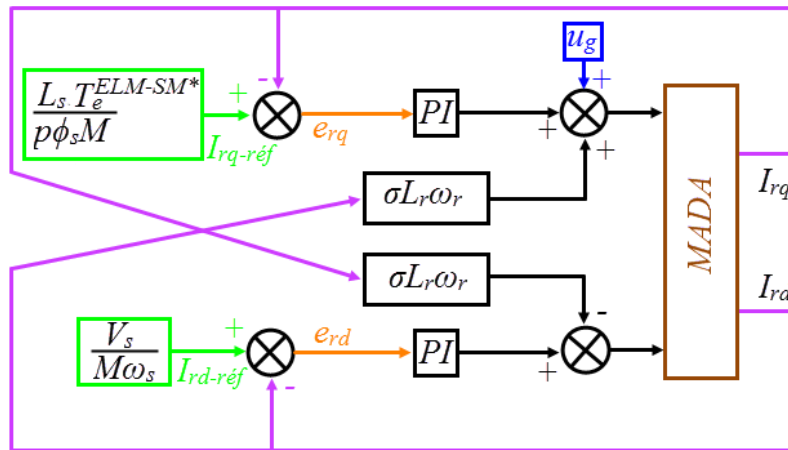


Figure IV.11 Schéma bloc de commande de la MADA

IV.3.5.2 Dimensionnement du régulateur PI par la méthode de compensation des pôles

Le régulateur proportionnel intégral PI reste le plus communément utilisé pour la commande de la MADA en génératrice [Lop 08]. Ceci est particulièrement dû à sa simplicité et sa rapidité de mise en œuvre tout en offrant des performances acceptables [Boy 06] et [Pos 03].

Les régulateurs de chaque axe ont pour rôle d'éliminer l'écart entre les courants de références et les courants mesurés. Le dimensionnement du régulateur PI est basé sur la structure de régulation en boucle fermée donnée sur la figure suivante :

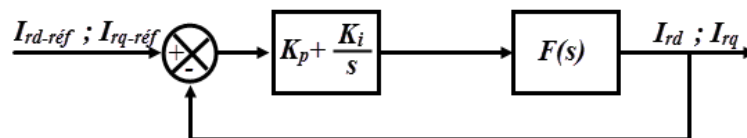


Figure IV.12 : Schéma bloc du régulateur PI destiné pour chaque axe

Avec $F(s)$ est la fonction de transfert d'un axe d ou q , donnée par :

$$F(s) = \frac{\frac{MV_s}{L_s}}{R_r + s(L_r - \frac{M^2}{L_s})} \quad (\text{IV.31})$$

que l'on pose sous la forme suivante :

$$F(s) = \frac{K}{1 + \tau' s} \quad (\text{IV.32})$$

avec :

$$K = \frac{MV_s}{L_s R_r} \quad \text{et} \quad \tau' = \frac{L_r}{R_r} - \frac{M^2}{R_r L_s}$$

Chapitre IV

La forme du correcteur est la suivante :

$$f_{PI}(s) = K_p + \frac{K_i}{s} \quad (\text{IV.33})$$

avec K_p est le gain proportionnel du régulateur et K_i son gain intégral.

En boucle ouverte on aura la fonction de transfert suivante :

$$F_{BO}(s) = f_{PI}(s)F(s) = K K_i \frac{1 + \frac{sK_p}{K_i}}{s(1 + \tau's)} \quad (\text{IV.34})$$

Afin d'éliminer le zéro présent sur la fonction de transfert, nous choisissons la méthode de compensation de pôles, ainsi on impose :

$$\tau' = \frac{K_p}{K_i} \quad (\text{IV.35})$$

En remplaçant τ' par son expression on trouve une relation liante k_p et k_i :

$$K_i = \frac{K_p R_r}{L_r - \frac{M^2}{L_s}} \quad (\text{IV.36})$$

Alors la fonction en boucle ouverte devient :

$$F_{BO}(s) = \frac{K K_i}{s} \quad (\text{IV.37})$$

En boucle fermée, la fonction de transfert s'écrit comme suit :

$$F_{BF}(s) = \frac{F_{BO}(s)}{1 + F_{BO}(s)} = \frac{K K_i}{K K_i + s} = \frac{1}{1 + \frac{s}{K_i K}} \quad (\text{IV.38})$$

qu'on peut mettre sous la forme :

$$F_{BF}(s) = \frac{1}{1 + \tau s} \quad (\text{IV.39})$$

Le paramètre τ introduit désigne le temps de réponse du système imposé par l'utilisateur pour assurer la dynamique désirée, il est donné par :

$$\tau = \frac{1}{K_i K} = \frac{L_s R_r}{K_i M V_s} \quad (\text{IV.40})$$

De cette dernière équation on déduit l'expression de K_i en fonction du temps de réponse τ et des paramètres de la machine comme suit :

$$K_i = \frac{1}{\tau} \frac{L_s R_r}{M V_s} \quad (\text{IV.41})$$

Chapitre IV

En égalisant les équations (IV.36) et (IV.41) on trouve l'expression de K_p en fonction du temps de réponse τ et des paramètres de la machine :

$$K_p = \frac{1}{\tau} \frac{L_r L_s - M^2}{M V_s} \quad (\text{IV.42})$$

IV.3.5.3 Amélioration du découplage par ELM et APSO

IV.3.5.3.1 Estimation du terme u_g par l'algorithme ELM

Comme déjà mentionné, si le réseau n'est pas parfaitement stable ou s'il est de faible puissance le terme de couplage u_g est variable du fait qu'il dépend de la vitesse de rotation ω_{mec} . La dépendance de cette force électromotrice de la vitesse de rotation rend le régulateur PI incapable de la compenser correctement, une estimation de celle-ci est donc nécessaire.

L'estimation de cette force électromotrice est faite par le SHLFFNN dont la stratégie est identique à celle vue dans la partie mécanique et dont l'architecture est donnée sur la figure suivant [Kou 17b]:

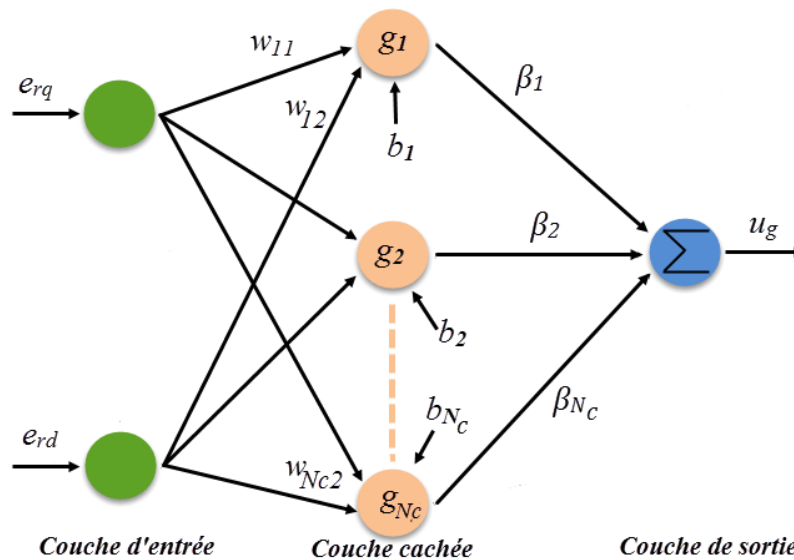


Figure IV.13 Architecture du SHLFFNN pour l'estimation de u_g

La fonction à estimer représente la sortie du SHLFFNN qui reçoit les erreurs sur les courants en entrée, son expression est donnée par :

$$u_g = \sum_{i=1}^{N_c} \hat{\beta}_i \frac{1}{1 + e^{-(w_{i1} e_{rq} + w_{i2} e_{rd} + b_i)}} \quad (\text{IV.43})$$

IV.3.5.3.2 Optimisation des paramètres du régulateur PI par l'algorithme APSO

Les paramètres du régulateur donnés par les équations (IV.41) et (IV.42) présentent une dépendance des paramètres de la machine. Or, lors du fonctionnement de la MADA, rien ne garantit que ses paramètres n'évoluent pas au cours du temps. Pour optimiser les coefficients du régulateur PI et atténuer ainsi leur dépendance des paramètres de la machine, les valeurs optimales de ces coefficients sont l'objet de recherche des particules assignées aléatoirement dans la procédure de l'algorithme APSO. La recherche est basée sur la minimisation de l'erreur quadratique des courants rotoriques en respectant les étapes standards de cet algorithme déjà expliqué.

IV.3.5.3.3 Schéma global de l'amélioration de la commande vectorielle de la MADA

L'incorporation des deux algorithmes ELM et APSO dans le schéma de commande vectorielle de la MADA à base des régulateurs PI conduit au schéma de commande amélioré suivant :

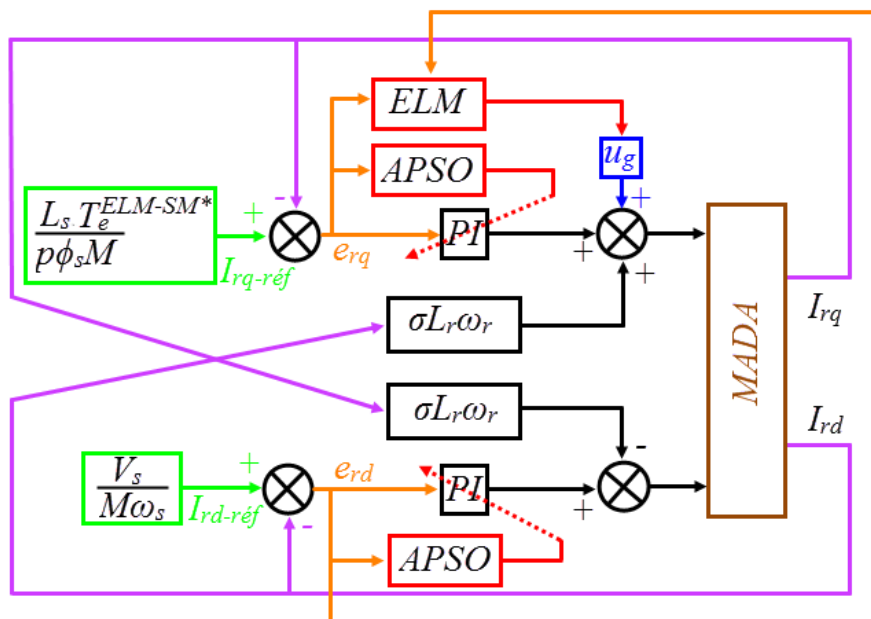


Figure IV.14 Schéma bloc de la commande améliorée de la MADA

IV.3.5.4 Schéma global du contrôle en cascade du système éolien complet

Par le regroupement de toutes les parties étudiées on aboutit au schéma global du contrôle en cascade indiqué sur la figure IV.15 suivante :

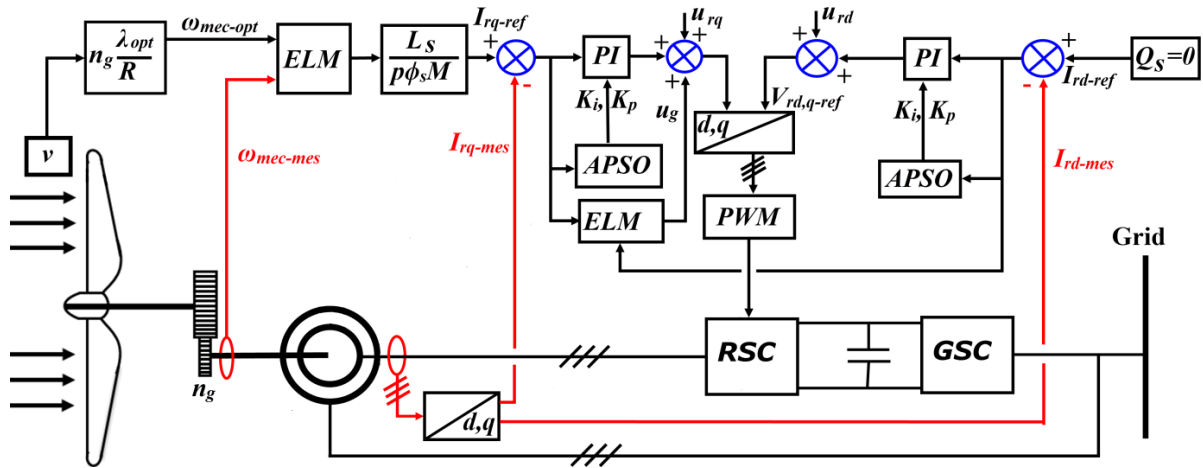


Figure IV.15 Schéma de la structure globale de contrôle

IV.3.6 Résultats de simulation et interprétation

IV.3.6.1 Suivi des références en présence d'un vent de forte turbulence

Le contrôleur global est d'abord testé pour un profil de vent de forte turbulence donné dans figure IV.16:

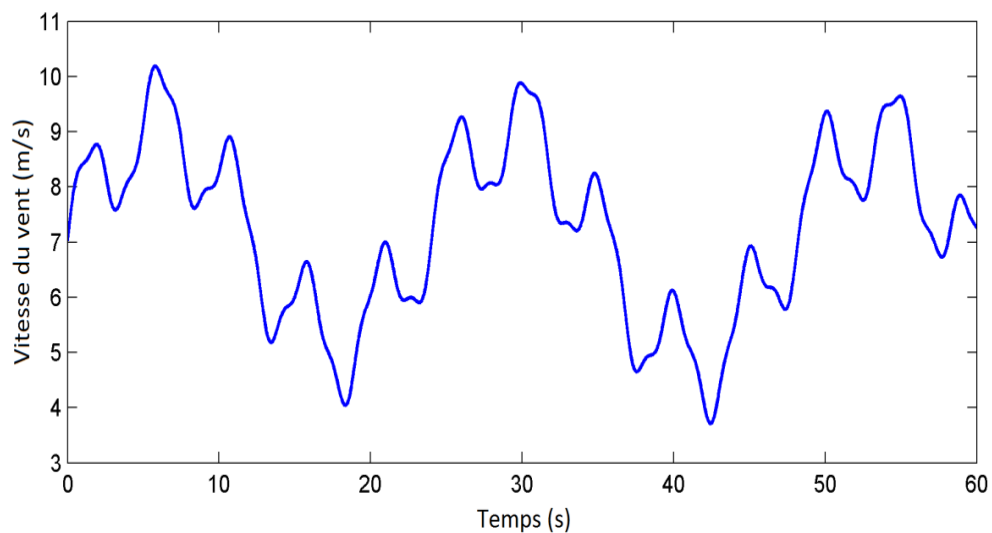


Figure IV.16 Profil de vent utilisé

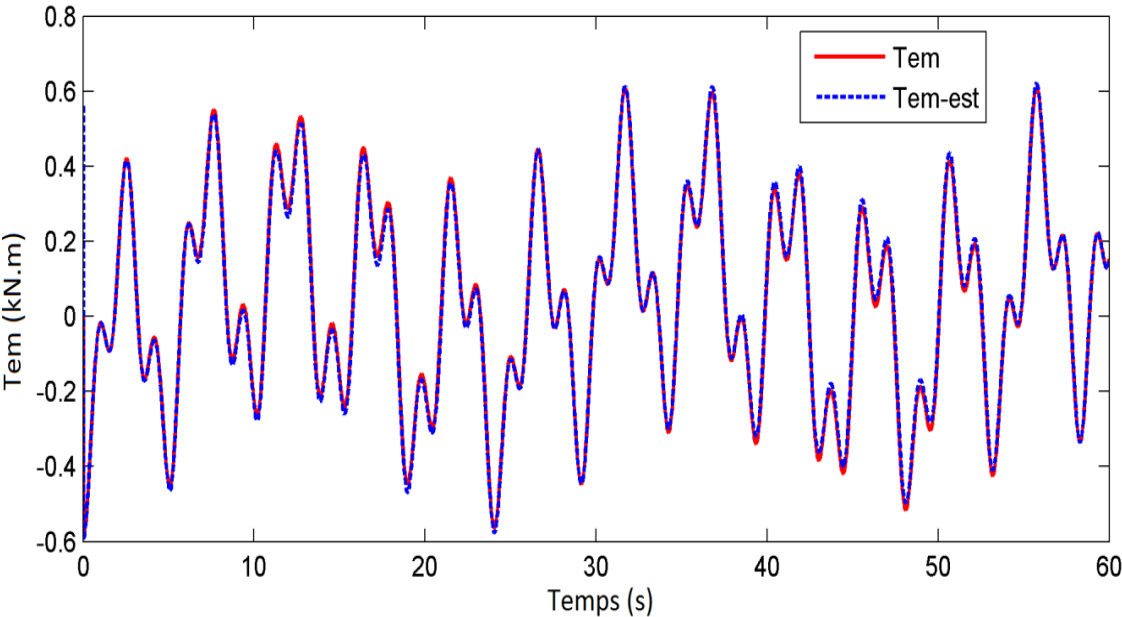


Figure IV.17 Couple électromagnétique réel et son estimé

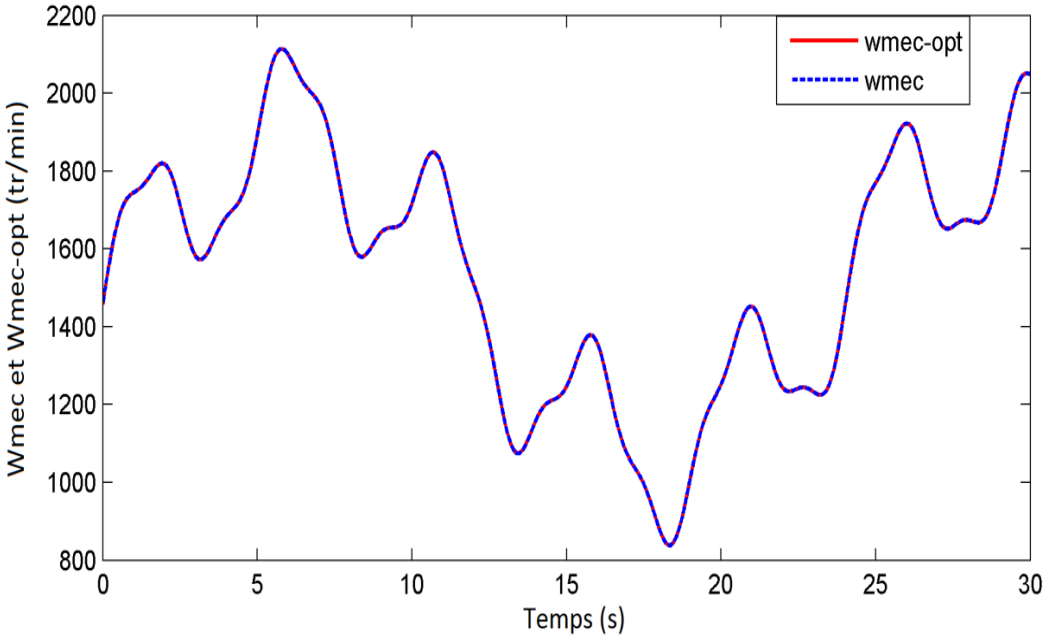


Figure IV.18 Résultat obtenu pour la sortie ω_{mec} et la sortie désirée $\omega_{mec-opt}$

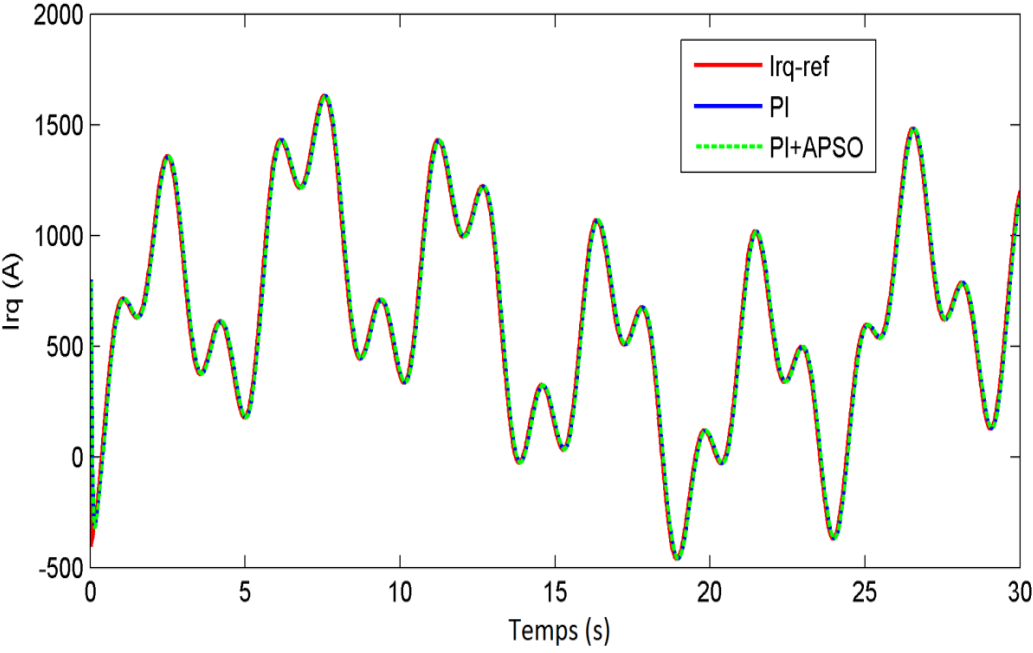


Figure IV.19 Résultat obtenu pour les courants rotoriques selon l'axe q

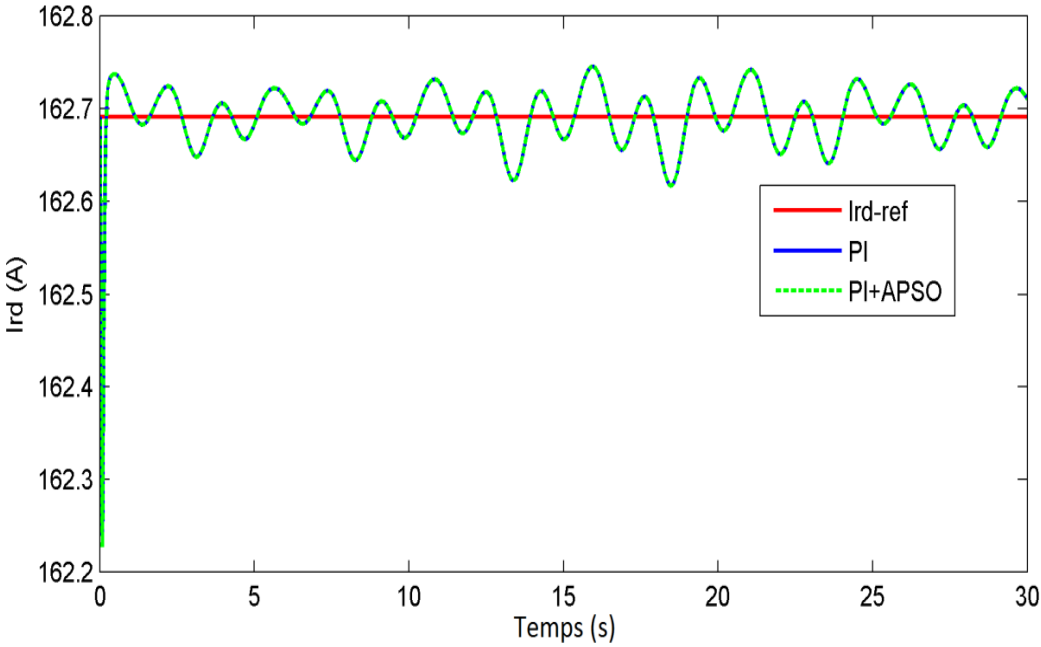


Figure IV.20 Résultat obtenu pour les courants rotoriques selon l'axe d

Chapitre IV

Selon les résultats de la simulation du système nominal en présence d'un vent fluctuant, nous remarquons que le courant I_{rq} suit correctement sa référence I_{rq-ref} pour les deux techniques PI et PI amélioré par l'algorithme APSO (Figure IV.19). L'extraction de l'énergie est maximale du fait que la vitesse de rotation ω_{mec} suit sa référence $\omega_{mec-opt}$ (Figure IV.18), ce qui prouve que la technique MPPT fonctionne bien avec une bonne estimation de la commande (T_{em}) de la partie mécanique (Figure IV.17).

En ce qui concerne le courant I_{rd} (figure IV.20), les deux techniques donnent le même résultat qui montre les variations du courant I_{rd} autour de sa référence constante I_{rd-ref} . Cela est dû à la présence d'une entrée fluctuante et non commandable (vent), la valeur constante de la référence à suivre pour un système hautement non linéaire et surtout le découplage sans utiliser l'algorithme de ELM qui n'est pas bien assuré en particulier en ce qui concerne le terme u_g . Toutes ces quantités évoluent avec un temps de réponse acceptable et sans dépassement significatif et sans erreur statique.

IV.3.6.2 Robustesse

Pour tester la robustesse des deux techniques vis-à-vis de l'évolution des paramètres, les valeurs : M , R_r , L_s et L_r sont augmentés de 20% par rapport à leurs valeurs nominales.

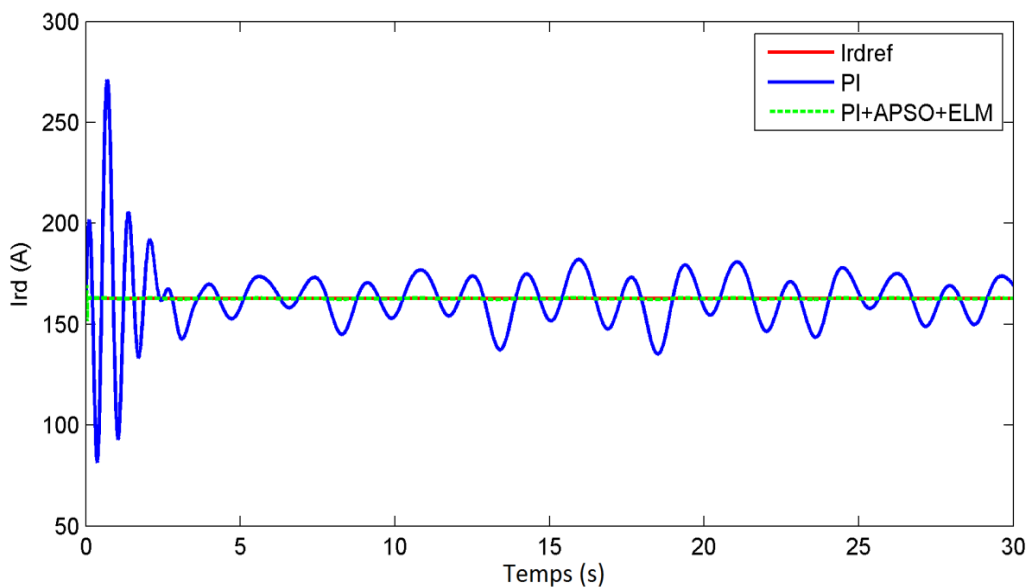


Figure IV.21 Résultat obtenu pour les courants rotoriques selon l'axe d

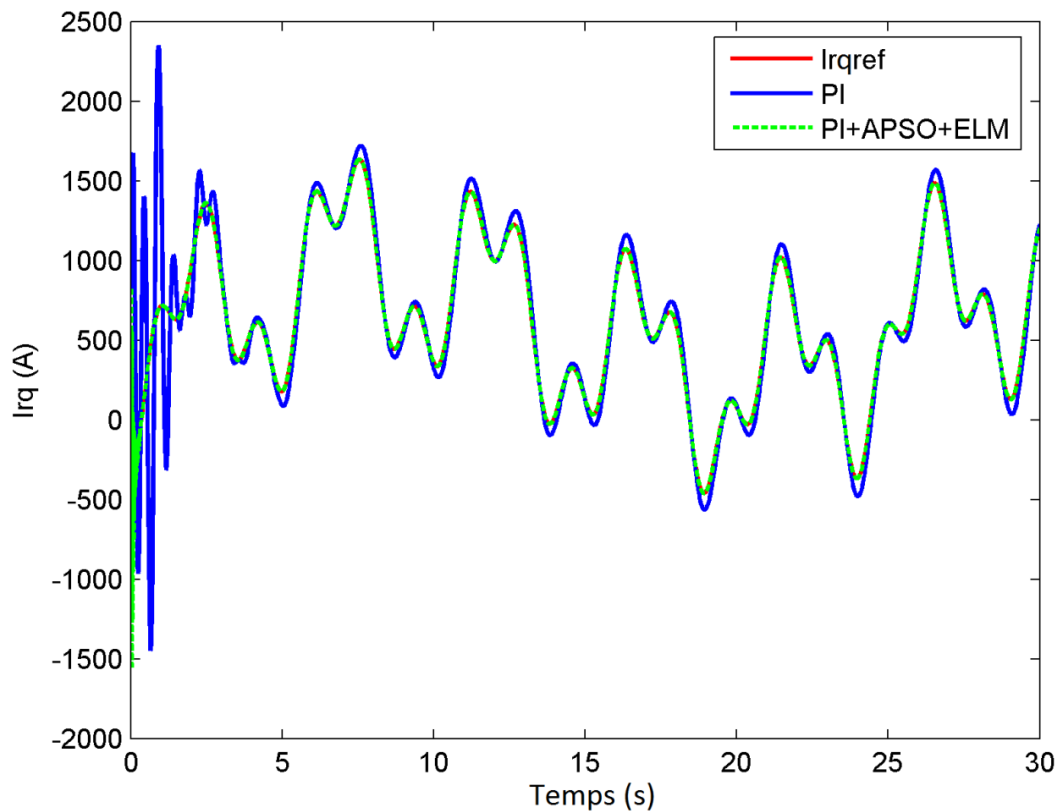


Figure IV.22 Résultat obtenu pour les courants rotoriques selon l'axe q

L'objectif de cette section est d'introduire deux algorithmes intelligents (APSO et ELM) pour rendre le régulateur conventionnel PI intelligent, optimal et robuste par rapport aux changements des paramètres de la machine et ainsi résoudre le problème de l'utilisation de gains fixes (K_i et K_p), initialement calculés en fonction des valeurs des paramètres nominaux de la machine qui changent inévitablement au cours du temps. La performance du contrôleur proposé est comparée au régulateur classique PI.

Le résultat de la simulation concernant le courant I_{rd} (figure IV.21) montre que, contrairement à la réponse du système avec le régulateur classique PI présente un dépassement d'environ 90% et un temps de réponse d'environ 4 s. La commande robuste proposée est insensible aux changements des paramètres de la machine, ce qui signifie que l'optimisation des paramètres K_i et K_p par l'algorithme APSO a clairement réduit la dépendance de ces gains aux paramètres de la machine. En outre, ce contrôleur intelligent a pu corriger le problème détecté dans la figure IV.20 concernant les oscillations observées dans la réponse de I_{rd} dans le cas nominal et en présence d'un vent très fluctuant, ce qui

Chapitre IV

permet de conclure que le découplage des deux axes est nettement amélioré par l'utilisation de l'algorithme ELM permettant d'estimer en temps réel la force électromotrice u_g .

Enfin, la réponse du système concernant I_{rq} , illustré à la figure IV.22 présente presque les mêmes remarques que précédemment. Dans ce cas, les performances du système avec le régulateur PI classique sont fortement dégradées en comparaison au contrôleur proposé en ce qui concerne le temps de réponse, le dépassement et l'erreur d'état stationnaire.

IV.4 Conclusion

Dans ce chapitre et pour comprendre le fonctionnement du système éolien entier, on a introduit une brève description du système de conversion d'énergie éolienne basé sur une MADA. Un modèle du système a été décrit en deux parties ; le premier est un modèle à une masse de la partie mécanique, le deuxième concerne le mode de fonctionnement sous-synchrone de la MADA simplifié par l'orientation du flux dans le repère de Park d_q . Ces deux modèles sont à la base d'une commande en cascade mettant en jeu deux boucles de régulation : une boucle externe concernant la partie mécanique dont l'objectif est le réglage MPPT tout en générant la référence de l'autre boucle. Ensuite, une autre interne concernant la partie électrique dont l'objectif est la génération de la référence de la boucle externe avec l'amélioration de la qualité d'énergie produite. La nette différence entre les constantes de temps des deux boucles concernées rend la dissociation de la commande en deux parties est réalisable.

Pour atteindre les objectifs définis, une commande vectorielle avec orientation du flux a été adoptée pour le contrôle côté rotor RSC de la MADA. Cette commande présente l'avantage de réaliser un contrôle découplé des grandeurs réelles de la machine (couple et vitesse), à l'instar de la commande de la machine à courant continu où le découplage est naturel.

Les deux outils intelligents (APSO et ELM) ont été introduits pour améliorer les différentes stratégies de contrôle proposées. L'algorithme ELM a été utilisé à la fois dans la boucle externe en estimant directement la commande solidifiée par l'ajout du terme commutant des modes glissants et dans la boucle interne en estimant une force électromotrice posant le problème de découplage au régulateur PI. L'algorithme APSO a été utilisé à la fois pour optimiser le gain de commutation dans la boucle externe et pour optimiser les paramètres

Chapitre IV

des régulateur PI dans la boucle interne, dont le but de surmonter le problème d'évolution des paramètres de la machine.

Les résultats de la simulation sont effectués sur une éolienne de 1,5 MW en utilisant le logiciel Matlab/Simulink. Ils montrent que les différents contrôleurs proposés présentent l'avantage d'être intelligents, robustes et donnent de bonnes performances en termes d'efficacité, de stabilité et de poursuite.

Conclusion générale

Les travaux présentés dans cette thèse s'articulent, essentiellement, autour de l'introduction des lois de commandes intelligentes destinées à une éolienne à vitesse variable munie d'une génératrice asynchrone doublement alimentée. Trois outils intelligents sont exploités à savoir les réseaux de neurones artificielles RNA, la machine d'extrême apprentissage ELM et l'algorithme adaptatif par essaims particuliers APSO. Ces concepts utilisés tout au long de ce travail sont destinés pour :

- Estimer des parties du modèle mathématique utilisé pour élaborer les lois de commande, dans le but d'avoir une bonne convergence avec le rejet de perturbations ;
- Optimiser des paramètres et des gains dans le but d'avoir une réponse rapide du système.

L'apport majeur introduit par l'utilisation de l'intelligence artificielle est l'amélioration de la connaissance du système dont le modèle issu des lois physique est généralement complexe et imprécis.

Ce travail est divisé en deux parties : la première concerne une étude bibliographique dans laquelle nous avons expliqué le principe de fonctionnement de la conversion énergétique d'un système éolien et les modèles mathématiques issus des lois de la mécanique et de l'aérodynamique qui en découlent, avec la représentation d'un modèle non linéaire à deux masses d'une éolienne à vitesse variable. Des généralités sur les techniques d'automatiques, la commande robuste par modes glissants en ses deux versions (modes glissants standards SMC et modes glissants à action intégrale ISMC) et un bref aperçu sur les outils intelligents cités sont aussi décrits.

La deuxième partie, qui couvre le troisième et le quatrième chapitre, concerne la commande intelligente de l'éolienne étudiée. Cette partie débute par la définition des zones de fonctionnement de l'éolienne ainsi que les objectifs souhaités de la commande. Dans ce travail, on s'est limité au fonctionnement à charge partielle ou à vents faibles où les objectifs principaux sont : la maximisation de la capture d'énergie, l'amélioration de la qualité de la puissance transmise et le maintien de la sécurité du système. L'évaluation du premier objectif est basée sur la convergence de la vitesse du rotor vers sa référence, le deuxième

Conclusion générale

objectif est évalué par l'annulation de la puissance réactive et l'évaluation du dernier objectif est basée sur les caractéristiques de la loi de commande et du couple de l'arbre lent.

Avant d'élaborer les lois commande pour le système complet, on a commencé par le perfectionnement de la partie mécanique de l'éolienne qui représente la partie principale de la chaîne de conversion énergétique. Comme la puissance disponible d'un système éolien dépend principalement de la vitesse du vent (entrée non commandable), le système éolien donnera une sortie en puissance qui varie en fonction de la vitesse de sa génératrice. Autrement dit, il existe un point de fonctionnement optimal qui permet de tirer profit au maximum de la puissance disponible. Les lois de commande sont alors amenées à ajuster ce point en agissant sur la vitesse du rotor via la technique de capture de la puissance maximale basée sur l'algorithme MPPT (*Maximum Power Point Tracking*).

Dans la conception du contrôleur GRNN-SMC, on a combiné la technique des modes glissants au réseau de neurones de régression généralisée GRNN vue son efficacité vérifiée dans plusieurs domaines. Dans la conception du contrôleur ISMC-ELM, on a combiné la technique des modes glissants à action intégrale à l'algorithme de la machine d'extrême apprentissage ELM, connu par sa rapidité extrême d'apprentissage et sa convergence vers un minimum global avec une erreur nulle. L'essentiel de ces deux outils intelligents est l'estimation de la dynamique inconnue en vue d'assurer une bonne robustesse et une stabilité en boucle fermée vérifiée via le critère de Lyapunov. Les lois de commande synthétisées permettent de surmonter les problèmes connus des MG qui est le phénomène de « *chattering* » ainsi que le problème de « *reaching phase* ».

Le modèle du système concernant le mode de fonctionnement sous-synchrone de la MADA a été décrit puis simplifié par l'orientation du flux dans le repère d_q de Park. Ce modèle est à la base d'une commande en cascade mettant en jeu deux boucles de régulation : une externe concernant la partie mécanique dont l'objectif est le réglage MPPT tout en générant la référence de l'autre boucle. Une deuxième interne concernant la partie électrique dont l'objectif est la génération de la référence de la boucle externe avec l'amélioration de la qualité d'énergie produite. La MADA utilisée est directement liée à un réseau, supposé stable, par son stator et pilotée par son rotor lié lui aussi au réseau à travers deux convertisseurs statiques. Pour atteindre les objectifs définis, une commande vectorielle avec orientation du flux a été adoptée pour le contrôle côté rotor RSC de la MADA. Cette commande présente l'avantage de réaliser un contrôle découplé des grandeurs réelles de la machine (couple et vitesse) à l'instar de la commande de la machine à courant continu où ce

Conclusion générale

découplage est naturel. Les différentes stratégies de commandes élaborées dans cette partie sont améliorées par l'introduction des outils intelligents à savoir l'APSO et l'ELM.

Les résultats de la simulation sur une éolienne de 1,5 MW en utilisant le logiciel Matlab / Simulink montrent que les différents contrôleurs proposés, qualifiés d'intelligents, robustes et optimales donnent de bonnes performances en termes d'efficacité, de stabilité et de poursuite.

Perspectives :

- Appliquer les lois de commandes élaborées pour d'autres zones de fonctionnement de l'éolienne ;
- Etudier l'insertion de l'éolienne dans un réseau réel ;
- Etude d'un parc éolien ;
- Etude et commande d'une éolienne de moyenne ou de petite taille destinée à une production isolée ;
- Etude des systèmes hybrides éolien-photovoltaïque et éolien-diesel.

Annexe

Caractéristiques de l'éolienne utilisée

1. Les paramètres de l'éolienne

Dans cette thèse, on a testé nos algorithmes sur une éolienne à vitesse variable et à axe horizontal. Le tableau suivant présente ses caractéristiques fondamentales [Bou 06] et [Sto 04].

PARAMETRE	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. 1 Caractéristiques de l'éolienne

2. Coefficients de puissance et de couple de l'éolienne [Bou 06] et [Sto 04]

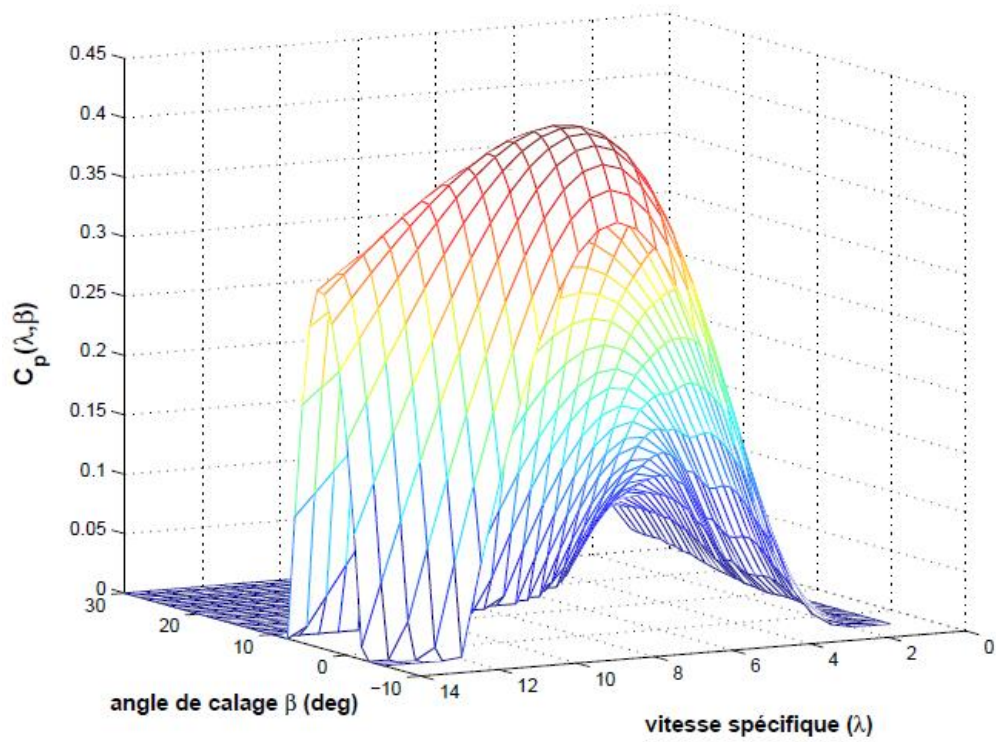


Figure. 1 Coefficient de puissance $C_p(\lambda, \beta)$

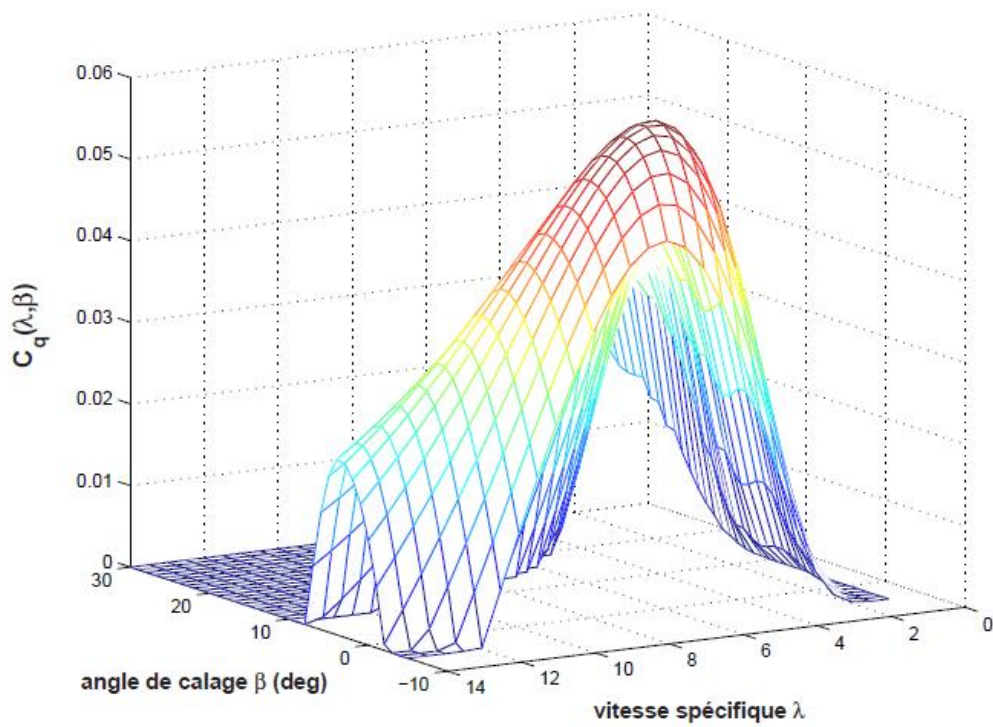


Figure. 2 Coefficient de couple $C_q(\lambda, \beta)$

3. Modèle à deux masses

PARAMETRE	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 internes 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. 2 Paramètres du modèle à deux masses

4. Modèle à une masse

PARAMETRE	SIGNIFICATION
$R = 21.65m$	Rayon du rotor
$\rho = 1.29kg/m^3$	Masse volumique de l'air
$n_g = 43.165$	Rapport de transmission du multiplicateur
$J_{ths} = 1000kg.m^2$	Inertie de la turbine
$K_{ths} = 0.0024N m rad^{-1} s$	Coefficient de frottements visqueux

Tableau. 3 Paramètres du modèle à une masse

5. Caractéristiques de la MADA

PARAMETRE	SIGNIFICATION
$R_s = 2.97m\Omega$	Resistance des enroulements statoriques
$R_r = 3.82m\Omega$	Resistance des enroulements rotoriques
$L_s = 0.121mH$	Inductance des enroulements statoriques
$L_r = 0.0573mH$	Inductance des enroulements rotoriques
$M = 12.12mH$	Mutuelle
$p = 2$	Le nombre de paires de pôles
$P_n = 1,5MW$	Puissance nominale

Tableau. 4 Paramètres de la MADA

Bibliographie

- [Abd 00] E.S. Abdin and W. Xu. “Control design and dynamic performance analysis of a wind turbine-induction unit”. *IEEE Transaction on Energy Conversion*, 15(1), pp. 91-96, 2000.
- [Abu 08] N. Abu-Tabak, «Stabilité dynamique des systèmes électriques multimachines: modélisation, commande, observation et simulation », Thèse de Doctorat, École centrale de LYON, 2008.
- [Ack 02] T. Ackerman, L. Söder, “An overview of wind energy status 2002”. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 6(1), pp. 67-128, 2002.
- [Aim 04] S. Al Aimani, « Modélisation de différentes technologies d'éoliennes intégrées dans un réseau de moyenne tension », Thèse de doctorat, École Centrale de Lille, 2004.
- [Arb 06] A. Arbaoui, « Aide à la décision pour la définition d'un système éolien-Adéquation au site et à un réseau faible », Thèse de doctorat, ENSAM, Bordeaux, 2006.
- [Asl 16] H. J. Asl, and J. Yoon, “Power capture optimization of variable-speed wind turbines using an output feedback controller”, *Renewable Energy*, Vol. 86, pp. 517-525, 2016.
- [Aza 15] A. T. Azar and F. E. Serrano, “Adaptive sliding mode control of the Furuta pendulum”, *Advances and applications in sliding mode control systems*, Springer International Publishing, vol. 576, pp. 1-42, 2015.
- [Bak 16] A. E. Bakri, M. Koumir and I. Boumhidi, “Extreme learning machine for fault detection and isolation in wind turbine”. *2nd International Conference on Electrical and Information Technologies, ICEIT'16*, Tangier, Morocco, 4-7 May 2016.
- [Bel 10] B. Beltron, « Contribution à la commande robuste des éoliennes à base de génératrices asynchrones double alimentation : Du mode glissant classique au

Bibliographie

- mode glissant d'ordre supérieur », Thèse de doctorat, Université de Bretagne occidentale, France, 2010.
- [Ben 06]** Y. Amirat, M. Benbouzid, B. Bensaker and R. Wamkeue, “The state of the art of generators for wind energy conversion systems”, *Electromotion*, 14(4), pp. 163-172, 2007.
- [Ben 07]** 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.
- [Bia 07]** F. D. Bianchi, H. D. Battista, R. J. Mantz. “Wind Turbine Control Systems, Principles, Modeling and Gain Scheduling Design”, *London, U.K. Springer-Verlag*, 2007.
- [Bon 94]** 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.
- [Bou 05]** 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 06a]** B. Boukhezzar, « Sur 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 06b]** B. Boukhezzar, H. Siguerdidjane, Maureen H and M, “Nonlinear control of variable-speed wind turbines for generator torque limiting and power optimization”. *ASME Transactions, Journal of Solar Energy Engineering*, 128(4), pp. 516-530, 2006.
- [Bou 11]** B. Boukhezzar, H. Siguerdidjane, “Nonlinear Control of a Variable-Speed Wind Turbine Using a Two-Mass Model”, *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 26(1), pp. 149-162. 2011.
- [Bou 13]** E. Boufounas, J. Boumhidi, N. Farhane, and I. Boumhidi, “Neural network sliding Mode controller for a variable speed wind turbine,” *Control and Intelligent Systems*, 41(4), pp. 251-258, 2013.

Bibliographie

- [Bou 15]** E. M. Boufounas, Y. Berrada, M. Koumir, and I. Boumhidi, “A robust intelligent control for a variable speed wind turbine based on general regression neural network”, *1st International Conference on Intelligent Systems and Computer Vision, ISCV’15*, Fez, Morocco, 25-26 March 2015.
- [Bou 16]** E. M. Boufounas, M. Koumir and I. Boumhidi, “Optimal Intelligent Control for a Variable-Speed Wind Turbine Using General Regression Neural Network and Adaptive PSO Algorithm”, *International Journal of Intelligent Engineering Informatics*, 4(3/4), pp. 267-285, 2016.
- [Boy 06]** A. Boyette, « Contrôle – Commande d’un Générateur Asynchrone à Double alimentation avec système de stockage pour la production éolienne », Thèse de doctorat en Génie électrique, Université de Henri Poincaré, Nancy-I, France, 2006.
- [Bre 10]** V. Bregeault, « Quelques contributions à la théorie de la commande par modes glissants », Thèse de Doctorat, Ecole Centrale de Nantes, 2010.
- [Bur 01]** T. Burton, D. Sharpe, N. Jenkins and E. Bossanyi, “Wind Energy Handbook”, New York: John Wiley & Sons, 2001.
- [Cam 99]** E. F. Camacho, C. Bordons, “Model predictive control”, Springer, UK, 1999.
- [Cam 04a]** H. Camblong, V. Rodriguez, and J. R. Puiggoli. “Principles of a simulation model for a variable- speed pitch-regulated wind turbine”, *Wind Engineering*, 28(2), pp. 157 – 175, 2004.
- [Cam 04b]** 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.
- [Cam 13]** E. Cambria, G. B. Huang, “Extreme Learning Machines”, *IEEE Intelligent Systems*, 28(6), pp. 30-59. 2013.
- [Can 04]** 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.
- [Cao 04]** W. J. Cao, and X. J. Xu, “Nonlinear integral-type sliding surface for both

Bibliographie

- matched and unmatched uncertain systems”, *IEEE Transactions on Automatic Control*, 49(8), pp. 1355-1360, 2004.
- [Car 96]** R. Cardenas-Dobson, « Control of Wind TURBINE Using a Switched Reluctance Generator», PhD thesis, University of Nottingham, 1996.
- [Car 01]** P. W. Carlin, S. Laxson and E. B. Muljadi, “The history and state of the art of variable-speed wind turbine technology”, Report NREL/TP-500-28607, National Renewable Energy Laboratory, U.S.A, 2001.
- [Car 04]** R. J. Cardenas, R. S. Pena, J. Asher, G. M. Asher and J. C. Clare, “Sensorless control of a doubly-fed induction generator for standalone operation”, *IEEE 35th Annual Power Electronics Specialists Conference*, vol. 5, pp. 3378-3383, 2004.
- [Cas 06]** F. Castañós and L. Fridman, “Analysis and design of integral sliding manifolds for systems with unmatched perturbations”, *IEEE transactions on Automatic Control*, 51(5), pp. 853-858. 2006
- [Cun 01]** G. Cunty, « Eoliennes et aérogénérateurs, guide de l'énergie éolienne », Edisud, pp. 11-13, 2001.
- [Ebe 95]** R. Eberhart, and J. Kennedy, “Particle Swarm Optimization”, *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*, vol. 4, pp. 1942-1948, 1995.
- [Ebe 01]** R. Eberhart, and J. Kennedy, “Swarm Intelligence”, Morgan Kaufmann Publishers, 2001.
- [Eke 97]** T. Ekelund, « Modeling and Linear Quadratic Optimal Control of Wind Turbines », PhD thesis, Chalmers University of Technology, Sweden, April 1997.
- [Eme 67]** S.V. Emelyanov, “Variable structure control systems”, Nauka, 1967.
- [Eme 86]** S. V. Emelyanov, S. V. Korovin, L. V. Levantovsky, “Higher order sliding modes in the binary control system”, *Soviet physic*, 31(4), pp. 291-293, 1986.
- [Ern 85]** J. Ernst and W. Leonhard. “Optimisation of wind energy output of variable speed wind turbines”. *In Wind Power*, San Francisco, CA, 1985.

Bibliographie

- [Fer 05] S. Ferrari, R.F. Stengel, “Smooth function approximation using neural networks”, *IEEE Trans. Neural Networks*, 16(1), pp. 24–38, 2005.
- [Fer 07] D. B. Fernando, D. B. Hernan and J. M. Ricardo, “Wind Turbine Control Systems”, Springer-Verlag, ISBN-13:9781846284922, London. 2007
- [Fil 60] A. F. Fillipov, “Differential equations with discontinuous right-hand side”. *Amer. Math. Soc. Translations*. 62, pp. 199-231. 1960.
- [Flo 00] T. Floquet, « Contribution a la commande par modes glissants d'ordre supérieur », Thèse de doctorat, Université des sciences et technologie, Lille, France, 2000.
- [Fra 05] B. Francois, B. Robyns, E. D. Jaeger et F. Minne, “Technologies d'éolienne de forte puissance connectée au réseau de moyenne tension”, *Revue REE*, no. 5, pp. 65-74, 2005.
- [Gai 10] A. Gaillard, « Système éolien basé sur une MADA, Contribution à l'étude de la qualité de l'énergie électrique et de la continuité de service », Thèse de doctorat en génie électrique, Université de Henri Poincaré, Nancy-I, France, 2010.
- [Gou 82] D. L. Gouriere, « Energie éolienne, Théorie, Conception et calcul pratique des installations », édition Eyrolles, 1982.
- [Hau 06] E. Hau, « Wind Turbines: Fundamentals, Technologies, Application, Economics », Springer, Germany, 2006.
- [Hay 99] S. Haykin, “Neural Networks: A Comprehensive Foundation”, Prentice-Hall, New Jersey, 1999.
- [Hei 98] S. Heier. “Grid Integration of Wind Energy Conversion Systems”. John Wiley & Sons Ltd, 1998.
- [Hma 13] A. Hmamed, C.E. Kasri, E.H. Tissir, T. Alvarez and F. Tadeo. “Robust H-infinity Filtering for Uncertain 2-D Continuous Systems with Delays”, *International journal of innovative computing, information & control*, 9(5), pp. 2167-2183, 2013.
- [Hon 14a] C. M. Hong, F. S. Cheng et C. H. Chen, “Optimal control for variable-speed wind generation systems using General Regression Neural Network,”

Bibliographie

- International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, vol. 60, pp. 14-23, 2014.
- [Hon 14b]** C. M. Hong et C. H. Chen, “Intelligent control of a grid-connected wind-photovoltaic power systems,” *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, vol. 55, pp. 554-561, 2014.
- [Hua 98a]** G. B. Huang et H.A. Babri, “Upper bounds on the number of hidden neurons in feedforward networks with arbitrary bounded nonlinear activation functions”, *IEEE Trans. Neural Networks*, 9(1), pp. 224–229, 1998.
- [Hua 98b]** G. B. Huang, « Learning capability of neural networks », PhD Thesis, Nanyang Technological University, Singapore, 1998.
- [Hua 03]** G. B. Huang, “Learning capability and storage capacity of twohidden-layer feedforward networks”, *IEEE Trans. Neural Networks*, 14(2), pp. 274–281, 2003.
- [Hua 04]** G. Huang, Q. Zhu and C.Siew, “Extreme learning machine: a new learning scheme of feedforward neural networks”, *IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, vol. 2, pp. 985-990, 2004.
- [Hua 06]** G. B. Huang, Q. Y. Zhu and C. K. Siew, “Extreme learning machine: Theory and applications”, *Neurocomputing*, vol. 70, pp. 489–501, 2006.
- [Joh 06]** K. E. Johnson, L. Y. Pao, M. J. Balas and L.J. Fingersh, “Control of variable-speed wind turbines: standard and adaptive techniques for maximizing energy capture”, *IEEE Control Systems Magazine*, 26(3), pp. 70–81. 2006
- [Kar 06]** L. Kartobi, « Optimisation de la Synthèse des FACTS par les Algorithmes Génétiques et les Essaims Particulaires pour le contrôle des Réseaux Electriques », Thèse Magister, ENP, Décembre 2006.
- [Kas 02]** I. N. Kassabalidis, “Dynamic Security Border Identification Using Enhanced Particle Swarm Optimization”, *IEEE Transactions on Power System*, 17(3), 2002.
- [Ken 01]** J. Kennedy and R. C. Eberhart, “*Swarm Intelligence*”. San Francisco, CA: Morgan Kaufmann, 2001.
- [Kou 16]** M. Koumir, A. E. Bakri, and I. Boumhidi, “Optimal control for a variable

Bibliographie

- speed wind turbine based on extreme learning machine and adaptive Particle Swarm Optimization”, *5th International Conference on Systems and Control, ICSC’2016*, Marrakech, Morocco, pp. 151-156, 25-27 May 2016.
- [Kou 17a]** M. Koumir, A. E. Bakri, and I. Boumhidi, “Integral Sliding Mode Control Based on Extreme Learning Machine for a Wind Turbine”, *Control and Intelligent Systems*, 45(3), 2017.
- [Kou 17b]** M. Koumir, A. E. Bakri, and I. Boumhidi, “Cascading Control Based on Intelligent Algorithms for a Wind Turbine Equipped with a Doubly-Fed Induction Generator”, *International Review of Automatic Control (IREACO)*, 10(4), pp. 332-340, 2017.
- [Kui 02]** G. Van kuik, “Is Research Ready? What Drives the Developments?”, *Global Wind Power Conference Proceedings*, Paris, 2002.
- [Lar 00]** A. Larson, «The Power Quality of Wind Turbines », PhD Thesis, Chalmers University of Technology, Sweden, 2000.
- [Lav 03]** 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.
- [Lec 09]** P. Leconte, M. Rapin and E. Szechenyi, « Eoliennes », *Techniques de l’Ingénieur, traité de Génie mécanique*, pp. 1-21, 2009.
- [Lev 03]** A. Levant, “Universal Higher-order Sliding Modes, differentiation and Output feedback control”, *International Journal of control*, 76(9/10), pp. 924–941, 2003.
- [Li 12]** S. Li, T. A. Haskew, K. A. Williams, R. P. Swatloski, “Control of DFIG wind turbine with direct-current vector control configuration”, *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 3, pp. 1–11, 2012.
- [Li 13]** H. Li, S. Guo, C. Li, J. Sun, “A hybrid annual power load forecasting model based on generalized regression neural network with fruit fly optimization algorithm”, *Knowl-Based Systems*, vol. 37, pp. 378–387, 2013.
- [Lin 04]** M. Lindholm, « Doubly fed drives for variable speed wind turbines », Ph.D. thesis, Technical University, Denmark, 2004.

Bibliographie

- [Lop 08]** M. LOPEZ, « Contribution à l'optimisation d'un système de conversion éolien pour une unité de production isolée », Thèse de Doctorat, Université Paris-Sud, ORSAY, 2008.
- [Lui 14]** J. Liu, W. Bao, L. Shi, B. Zuo, W. Gao, "General regression neural network for prediction of sound absorption coefficients of sandwich structure nonwoven absorbers", *Applied Acoustics*, vol. 76, pp. 128-137, 2014.
- [Mci 96]** A. McIver, D. G. Holmes, and P. Freere, "Optimal control of a variable speed wind Turbine under dynamic wind conditions", in *Industry Applications Conference, Thirty-first IAS Annual Meeting, IAS'96, Conference Record of the 1996 IEEE*, vol. 3, pp. 1692-1698, 1996.
- [Mor 05]** S. Morimoto, H. Nakayama, M. Sanada, Y. Takeda, "Sensorless output maximization control for variable-speed wind generation system using IPMSG", *IEEE Transactions on Industry Applications*, 41(1), pp. 60–7, 2005.
- [Muh 07]** E.B. Muhando, T. Senjyu, N. Urasaki, A. Yona, T. Funabashi, "Robust predictive control of variable-speed wind turbine generator by self-tuning regulator", *IEEE Power Engineering Society General Meeting*, pp. 1–8, 2007.
- [Mul 00]** S. Muller, M. Deicke, and R. W. Doncker, "Doubly-Fed Induction Generators Systems for Wind Turbines", *IEEE Industry Applications Magazine*, May-June 2000.
- [Mul 02]** B. Multon, « Etat de l'art des aérogénérateurs électriques », rapport ECRIN mai 2002.
- [Ner 92]** O. Nerrand, P. Roussel-Ragot, L. Personnaz, G. Dreyfus, & S. Marcos, "Neural networks and nonlinear adaptive filtering : unifying concepts and new Algorithms ", *Neural Computation*, 5(2), pp. 165-199, 1992.
- [Nik 15]** V. Nikolić, S. Motamedi, S. Shamshirband, D. Petković, S. Ch, & M. Arif, "Extreme learning machine approach for sensorless wind speed estimation", *Mechatronics*, vol. 34, pp. 78-83, 2016.
- [Nov 94]** P. Novac, I. Jovik, and B. Schmidtbauer, "Modeling and identification of drive-system dynamics in a variable-speed wind turbine", *Proceedings of the Third IEEE Conference on Control Applications*, vol. 1, pp. 233-238, August

Bibliographie

- 1994.
- [Ogh 08]** V. Oghafy, H. Nikkhajoei, “Maximum power extraction for a wind-turbine generator with no wind speed sensor” *Proceedings on IEEE, Conversion and Delivery of Electrical Energy in the 21st Century* , pp. 1–6, 2008.
- [Ort 87]** J. M. Ortega, “Matrix Theory”, Plenum Press, New York, London, 1987.
- [Par 05]** J. B. Park et al, “A Particle Swarm Optimization for Economic Dispatch with Non smooth Cost Function”, *IEEE Transactions On Power System*, 20(1), pp. 34–42, 2005.
- [Pen 02]** R. Pena, R. Cardenas, J. Clare, and G. Asher, “Control strategy of doubly fed induction generators for a wind diesel energy system”, *In IECON 02 [Industrial Electronics Society, IEEE 2002 28th Annual Conference]*, vol. 4, pp. 3297-3302, 2002.
- [Pen 09]** L. Peng, B. Francois, and Y. Li, “Improved crowbar control strategy of DFIG based wind turbines for grid fault ride-through”, *Applied Power Electronics Conference and Exposition*, pp. 1932-1938, 2009.
- [Poi 03b]** F. Poitiers, M. Machmoum, and R. Le Doeuff, “Simulation of wind energy conversion system Based on a doubly-fed induction generator”, *In 10th European Conference on Power Electronics And Applications, Toulouse, France, September 2003*.
- [Pol 08]** O. Polat, T. Yildirim, “Hand geometry identification without feature extraction by general regression neural network”, *Expert Systems*, 34(2), pp. 845–849, 2008.
- [Pos 03]** F. J. Posa, « Modélisation, conception et commande d’une machine asynchrone sans balais doublement alimentée pour la génération à vitesse variable », Thèse de doctorat, INP, Grenoble, France, 2003.
- [Rao 71]** C. R. Rao, S. K. Mitra, “Generalized Inverse of Matrices and its Applications”, Wiley, New York, 1971.
- [Rep 02]** IEEE Committee Report. “Tutorial on Modern Heuristic Optimization Techniques with Applications to Power Systems”. *IEEE Power Engineering Society*, 02TP160, 2002.

Bibliographie

- [Ron 15] H. J. Rong, J. T. Wei, J. M. Ba, G. S. Zhao, Y. Q. Liang, “Adaptive neural control for a class of MIMO nonlinear systems with extreme learning machine”, *Neurocomputing*, vol. 149, pp. 405–414, 2015.
- [Ros 57] F. Rosenblatt, “*The perceptron: A perceiving and recognizing automation*”, *Cornell Aeronautical Laboratory, Report*, pp. 85-460,1957.
- [Sal 90] S. A. Salle, D. Reardon, W. E. Leithead, and M. J. Grimble, “Review of wind turbine control”, *International Journal of control*, 52(6), pp. 1295-1310, 1990.
- [Sal 14] S. Salcedo-Sanz, *et. al.*, “Feature selection in wind speed prediction systems based on a hybrid coral reefs optimization–extreme learning machine approach”, *Energy Conversion and Management*, vol. 87, pp. 10–18, 2014.
- [Sef 12] S. Sefriti, J. Boumhidi, R. Naoual and I. Boumhidi, “Adaptive Neural Network Sliding Mode Control for Electrically-Driven Robot Manipulators”, *Journal of Control Engineering and Applied Informatics*, 14(4), pp. 27-32, 2012.
- [Ser 02] D. Serre, “*Matrices: Theory and Applications*”, Springer, New York, 2002.
- [Sht 13] Y. Shtessel, C. Edwards, C. Fridman, and A. Levant, “Sliding mode control and observation,” *Control engineering, Boston: Birkhäuser*, vol. 10, pp. 978-980, 2013.
- [Slo 84] J. J. E. Slotine, “Sliding controller design for nonlinear systems”, *International Journal of Control*, 40(2), pp. 421-434, 1984.
- [Slo 91] J. J. E. Slotine and W. Li, “*Applied nonlinear control*”, *Prentice-Hall Englewood Cliffs, New Jersey*, vol. 461, 1991.
- [Sor 01] P. Sørensen, A. D. Hansen, L. Janosi, J. Bech, and B. Bak-Jensen, “Simulation of interaction between wind farm and power systems”, *Risø Report R-1281(EN)*, *Risø National Laboratory, Roskilde, Denmark*, 2001.
- [Sow 12] T. L. Sow, « Nonlinear control of the wind turbine at DFIG for a participation to the regulating of the frequency of the network », PHD Thesis, Superior technology school, Quebec, 2012.
- [Spe 91] D. F. Specht, “A general regression neural network”, *IEEE transactions on neural networks*, 2(6), pp. 568-576, 1991.

Bibliographie

- [Sto 04] K. A. Stol, “Geometry and structural properties for the controls advanced research turbine (CART) from model tuning”, *Subcontractor Report SR-500-32087, National Renewable Energy Laboratory*, Golden, CO, September. 2004.
- [Tam 97] S. Tamura, M. Tateishi, “Capabilities of a four-layered feedforward neural network: four layers versus three”, *IEEE transactions, Neural Networks*, 8(2), pp. 251–255, 1997.
- [Tom 01] D. Tomandl, A. Schober, “A modified general regression neural network (MGRNN) with new, efficient training algorithms as a robust ‘black box’ tool for data analysis”, *Neural Network*, 14(8), pp. 1023–1034, 2001.
- [Tor 04] E. Torres, M. Garcia-Sanz, “Experimental results of the variable speed, direct drive multipole synchronous wind turbine, TWT1650”, *Wind Energy*, 7(2), pp. 109–118, 2004.
- [Utk 92] V. I. Utkin, “Sliding Modes in Control Optimization”, Berlin: Springer-Verlag, 1992.
- [Utk 93] V.I. Utkin, “Sliding mode control design principles and applications to electric drives”, *IEEE Transaction on Industrial Electronics*, 40(1), 1993.
- [Utk 96] V. Utkin, and J. Shi, “Integral sliding mode in systems operating under uncertainty conditions”, *Proceeding 35th IEEE conf. decision control, Kobe, Japan*, pp. 4591–4596, 1996.
- [Utk 99] V. Utkin, J. Guldner and J. Shi, “Sliding Mode Control” , *Electromechanical Systems*, 1999.
- [Vad 14] V. Ravi , M. Krishna, “A new online data imputation method based on general regression auto associative neural network”, *Neurocomputing*, vol. 138, pp. 106-113, 2014.
- [Vih 02] H. Vihriälä, « Control of variable speed wind turbines », PhD thesis, Tampere university of technology, Finlande, November 2002.
- [Vri 83] O. D. Vries, “On the theory of the horizontal axis wind turbine”, *Annual Review of Fluid Mechanics*, 15(1), pp. 77-96, 1983.

Bibliographie

- [Wan 14] C. Wan, *et. al.*, “Probabilistic forecasting of wind power generation using extreme learning machine”, *IEEE Trans Power Systems*, 29(3), pp. 1033–1044, 2014.
- [Win 83] J. R. Winkelman and S. H. David, “Control design and performance analysis of a 6 MW wind turbine generator”, *IEEE Transaction on Power Apparatus and Systems*, 102(5), pp. 1340-1347, 1983.
- [Wu 13] S. Wu, Y. Wang, and S. Cheng, “Extreme learning machine based wind speed estimation and sensor less control for wind turbine power generation system”, *Neurocomputing*, vol. 102, pp. 163–175, 2013.
- [Yan 11] L. Yang, Z. Xu, J. Ostergaard, Z. Y. Dong, K. P. Wong, X. Ma, “Oscillatory stability and eigenvalue sensitivity analysis of a DFIG WT system”, *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 26(1), pp. 328–339, 2011.
- [Yan 12] L. Yang, Z. Xu, J. Ostergaard, Z. Y. Dong, K. P. Wong, “Advanced control strategy of DFIG wind turbines for power system fault ride through”, *IEEE Transactions on Power Systems*, 27(2), pp. 713–722, 2012.
- [Yip 14] H. L. Yip, H. Fan, Y. H. Chiang, “Predicting the maintenance cost of construction equipment: Comparison between general regression neural network and Box–Jenkins time series models”, *Automation in Construction*, vol. 38, pp. 30-38, 2014.
- [Zam 81] G. Zames, “Feedback and optimal sensitivity: Model reference transformations, multiplicative seminorms, and approximations”, *IEEE Transactions on Automatic Control*, 26(4), 1981.
- [Zha 08] J. Zhang, M. Cheng, Z. Chen, and X. Fu, “Pitch angle control for variable speed wind turbines”, *Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies, Third International Conference*, pp. 2691-2696, 2008.
- [Zho 14] Q. Zhou, H. Jiang, J. Wang, and J. Zhou, “A hybrid model for PM 2.5 forecasting based on ensemble empirical mode decomposition and a general regression neural network”, *Science of the Total Environment*, vol. 496, pp. 264-274, 2014.

Résumé

L'implantation croissante d'éoliennes dans le monde au cours des quinze dernières années permet de contribuer, notamment, au respect des objectifs des conférences du climat Kyoto, cop21(Paris) et cop22 (Marrakech). Ceci constitue une étape dans la lutte contre le changement climatique global. La rentabilité des éoliennes modernes est assurée par le passage aux aérogénérateurs à vitesse variable et grâce à des stratégies de contrôle efficaces.

L'objectif de ce travail de thèse est de contribuer à l'amélioration de la commande d'une éolienne à vitesse variable en introduisant les outils intelligents tels que : les réseaux de neurones artificiels RNA, la machine d'extrême apprentissage ELM et l'algorithme adaptatif par essaims particuliers APSO.

Deux stratégies de commande ont été adoptées : La première est destinée à la partie mécanique de l'éolienne comme étant la partie essentielle de la chaîne de conversion énergétique. Dans cette stratégie, nous avons proposé deux contributions originales concernant les lois de commandes intelligentes et robustes. La première loi est basée sur les modes glissants combinés aux RNA à régression généralisée et la deuxième loi est basée sur les modes glissants à action intégrale améliorée par l'algorithme ELM. Dans cette partie, l'étude est limitée au calcul du couple électromagnétique que la génératrice doit fournir pour le perfectionnement du fonctionnement de l'aéroturbine.

La deuxième stratégie adoptée traite les lois de commande du système éolien complet basées sur le contrôle de la génératrice (MADA) via les convertisseurs de puissance pour fournir le couple électromagnétique exigé par la partie mécanique. Deux contributions originales sont présentées pour la commande vectorielle avec orientation du flux de la MADA. La commande envisagée est une commande en cascade mettant en jeu deux boucles de régulation. L'algorithme ELM a été utilisé à la fois dans la boucle externe pour estimer la loi de commande et dans la boucle interne pour surmonter le problème de découplage du régulateur PI. Par ailleurs, l'optimisation du gain de commutation dans la boucle externe et les paramètres des régulateur PI dans la boucle interne a été assurée par l'algorithme APSO.

La validité en termes d'efficacité, de stabilité et de poursuite des différents contrôleurs proposés qualifiés d'intelligents, robustes et optimales est confirmée notamment par la comparaison à d'autres algorithmes empruntés de la littérature spécialisée par simulation sur MATLAB/SIMULINK.

Abstract

The growing implantation of wind turbines in the world over the last fifteen years makes it possible to contribute, in particular, to the objectives of the climate conferences: Kyoto, cop21 (Paris) and cop22 (Marrakesh). This is a step in the fight against global climate change. The effectiveness of modern wind turbines is ensured by moving from a fixed speed wind turbine to variable speed ones and through effective control strategies.

The objective of this thesis is to contribute to the improvement of a variable speed wind turbine control by introducing intelligent tools such as: Artificial Neural Networks ANN, Extreme Learning Machine ELM and Adaptive Particle Swarm Optimisation APSO.

Two control strategies have been adopted: the first one concerns the wind turbine mechanical part. In this strategy, we have proposed two original contributions concerning intelligent and robust control laws. The first law is based on sliding modes control combined with general regression ANNs. The second law is based on integral sliding modes control improved by the ELM algorithm. In this part, the study is limited to the calculation of the electromagnetic torque that the generator must provide so as to improve the operation of the aero-turbine.

The second adopted control strategy concerns the whole system equipped with a doubly-fed induction generator (DFIG). Two original contributions are presented for DFIG field-oriented control (FOC) in order to provide the electromagnetic torque required by the mechanical part, in this scheme, the DFIG is controlled via the power converters. The proposed control is a cascaded structure involving two control loops. The ELM algorithm has been used both in the outer loop to estimate the control law and in the inner loop to overcome the PI decoupling problem. Furthermore, the optimization of the switching gain in the outer loop and the parameters of the PI regulators in the inner loop have been ensured by the APSO algorithm.

The validity in terms of efficiency, stability and continuity of the various proposed controllers classified as intelligent, robust and optimal is confirmed in particular by comparison with other controllers taken from the specialized literature by simulation on MATLAB / SIMULINK